

Buku 3 in 1



Nama : Prof. Dr. H. Siswoyo Haryono, MM, MPd.
 Alamat : Perumahan Kinara Puri A-1
 Jl. KH. Muliati RT. 07/23, Corongan,
 Maguwarharjo, Depok, Sleman,
 Yogyakarta 55282
 Telp/Fax : 0274-489206
 HP : 08111899732/08197775000
 E-mail : profsis90@yahoo.com

Prof. Dr. H. Siswoyo Haryono, MM, MPd. adalah Guru Besar Manajemen SDM Program Pascasarjana Magister Manajemen Universitas Muhammadiyah Yogyakarta (MM UMY) dalam Ilmu Manajemen Sumber Daya Manusia (MSDM).

Dalam satu dekade terakhir, telah terjadi perubahan yang cepat dalam penggunaan metode **Structural Equation Modeling (SEM)** pada Penelitian Manajemen. Fenomena ini mematahkan dominasi penggunaan analisis model regresi dan jalur (path analysis) yang telah berlangsung selama beberapa dekade sebelumnya. Sebelum tahun 1990, dalam penelitian manajemen pemasaran hanya 10 artikel yang menggunakan SEM. Pada periode 1995-2007 lebih dari 2/3 keseluruhan artikel yang dipublikasikan dalam jurnal internasional marketing ternyata menggunakan SEM.

Buku ini secara komprehensif membahas metode SEM yang terdiri dari konsep dasar SEM dilengkapi dengan tutorial yang diambil dari hasil penelitian empiris bidang manajemen. Teori dan aplikasi program AMOS 22.00, LISREL 8.80 dan Smart-PLS 3.0 dibahas sekaligus dalam buku ini, sehingga disebut buku "3 in 1".

Sasaran pembaca adalah mahasiswa, dosen dan peminat penelitian. Metode SEM bukan hanya dapat diaplikasikan untuk penelitian manajemen, namun juga untuk ilmu-ilmu sosial lainnya pada jenjang Sarjana (S1), Magister (S2) dan Doktor (S3).

Pembahasan utama buku ini meliputi :

1. Konsep dan Prinsip-prinsip Dasar SEM.
2. Tutorial AMOS 22.0 dalam Penelitian Manajemen.
3. Tutorial LISREL 8.80 dalam Penelitian Manajemen.
4. Tutorial Smart-PLS 3.0 dalam Penelitian Manajemen.

Buku ini dilengkapi CD data untuk latihan sehingga dapat digunakan sebagai acuan untuk belajar secara mandiri.

Untuk konsultasi dan penyelenggaraan Workshop Penelitian Manajemen dengan metode SEM, hubungi : 081317504995, E-mail : profsis90@yahoo.com, Informasi lebih lanjut, kunjungi : www.ptipu.blogspot.com

ISBN : 978-979-99568-3-5

ISBN 978-979-99568-3-5



9 789799 956835

AMOS LISREL PLS

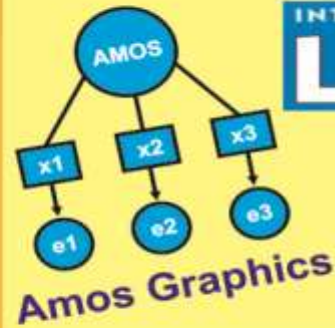
Prof. Dr. Siswoyo Haryono, MM, MPd.

METODE SEM

Untuk Penelitian Manajemen

AMOS LISREL PLS

Buku 3 in 1 Dilengkapi Tutorial, Mudah Untuk Belajar Mandiri



INTERACTIVE LISREL

SmartTM
Next Generation Path Modeling



Prof. Dr. Siswoyo Haryono, MM, MPd.



Buku 3 in 1 Dilengkapi Tutorial, Mudah Untuk Belajar Mandiri

METODE SEM

Untuk Penelitian Manajemen dengan

AMOS LISREL PLS



INTERACTIVE
LISREL[®]

AMOS
x1 x2 x3
e1 e2 e3
Amos Graphics

SmartTM
Next Generation Path Modeling

P
L
S

METODE SEM
AMOS LISREL PLS
Smart
BONUS CD
Berisi File Input dan Output Data untuk Latihan

Prof. Dr. Siswoyo Haryono, MM, MPd.



pt ipu
PT. Intermedia Personalia Utama

Jakarta, 2016



Oleh : **Prof. Dr. H. Siswoyo Haryono, MM, MPd.**

Diterbitkan oleh Badan Penerbit PT. Intermedia Personalia Utama.

Alamat Penerbit : Jl. Duta Bumi Raya No. 1 Kota Harapan Indah,
Bekasi, Jawa Barat 17131
Telp. 021-88877209, Fax. 021-88879404
Email : intermediapersonalia@gmail.com
Website : www.ptipu.blogspot.com

Penyusun : Dwi Puryanto, SE, MM
Penyunting : Hamid Mintardja, SE, MM
Tim Kreatif : Latmono

Anggota IKAPI Jawa Barat,

Cetakan Pertama, 2016

Hak Cipta dilindungi Undang-undang.

Dilarang mengutip atau memperbanyak sebagian atau seluruh buku dalam bentuk apapun, tanpa ijin tertulis dari penerbit.

SAMBUTAN KETUA PROGRAM MAGISTER MANAJEMEN UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH YOGYAKARTA

Salah satu peran penting seorang akademisi adalah menjadi pribadi yang memberikan manfaat bagi kehidupan, khususnya kehidupan akademik. Publikasi merupakan produk ilmiah, yang menjadi mata air bagi kehidupan akademik. Buku ini tentunya merupakan kontribusi penulis untuk memperkaya khasanah keilmuan yang berkaitan dengan cara peneliti melakukan analisis atas suatu model dalam studi kuantitatif.

Sebagai ketua Program Magister Manajemen UMY, tempat Prof. Dr. Siswoyo Haryono mendedikasikan ilmunya, saya merasa bahagia dan menyambut baik karya ilmiah ini sebagai bentuk kontribusi akademisi di lingkungan MM UMY kepada bangsa ini. Demikian pula sebagai pengajar bidang ilmu Manajemen SDM, saya menyambut baik hadirnya buku ini yang turut mewarnai sejumlah analisis dalam kajian ilmu manajemen, termasuk di dalamnya manajemen SDM.

Dengan hadirnya buku yang ditulis secara sistematis dan aplikatif ini akan sangat membantu peneliti, mahasiswa baik di tingkat sarjana dan pascasarjana dalam menyelesaikan penelitian yang mereka lakukan. Kehadiran buku ini menjadikan mahasiswa lebih nyaman dalam melakukan pengujian model dan analisis kuantitatif.

Terakhir sebagai pribadi, kolega akademik dan ketua Program Magister Manajemen UMY, saya mengucapkan selamat kepada Prof. Dr. Siswoyo Haryono dengan karya ilmiah dalam bentuk buku yang berjudul “Metode SEM untuk Penelitian Manajemen dengan AMOS, LISREL, PLS. Karya ini adalah bentuk nyata mewujudkan keunggulan dan kebermanfaatan institusi pendidikan ini, yaitu “unggul dan Islami (mencerahkan)”.

Yogyakarta,
Prof. Dr. Heru Kurnianto Tjahjono.

PENGANTAR

Penulis panjatkan rasa syukur kepada Allah SWT, karena atas izin dan bimbingan-Nya akhirnya buku yang berjudul **Metode SEM Untuk Penelitian Manajemen dengan AMOS LISREL PLS** ini dapat hadir ditengah-tengah pembaca.

Secara khusus tujuan menulis buku ini untuk ikut berpartisipasi memperkaya khasanah kepustakaan di Indonesia khususnya dalam bidang ilmu penelitian dengan menggunakan program AMOS LISREL dan PLS yang hingga saat ini dirasakan masih sangat langka. Secara umum penulis ingin ikut berpartisipasi mempercepat upaya mencerdaskan kehidupan bangsa.

Sasaran utama pembaca buku ini adalah para mahasiswa dan dosen program studi ilmu-ilmu Sosial dan Behavioral khususnya Bisnis dan Manajemen baik jenjang Sarjana (S1), Magister (S2) dan Doktor (S3). Sedangkan sasaran berikutnya adalah para peminat teori penelitian dari masyarakat umum lainnya.

Proses penulisan buku ini dimulai dari mengumpulkan materi mengajar mata kuliah Statistika dan Metodologi Penelitian di beberapa Program Pascasarjana (Magister Manajemen, Magister Pendidikan, Magister Ilmu Pemerintahan dan Program Doktor Ilmu Manajemen) yang penulis lakukan baik perguruan tinggi di Jakarta maupun luar Jakarta.

Pada kesempatan ini penulis sampaikan ucapan terima kasih dan penghargaan yang setinggi-tingginya kepada :

1. Kedua orang tua kami, Ibu Hj. Rembjuk Kumbijah (Almh) dan Bpk. H. Paretun Hw. (Alm) yang telah mendidik penulis hingga dewasa dan bisa seperti sekarang ini.
2. Istri dan anak-anak penulis yang selalu setia dan memberi motivasi yang luar biasa sehingga selalu mendorong penulis untuk terus berkarya semaksimal dan sebaik mungkin.
3. Pihak-pihak lain yang tidak disebutkan satu per satu namun telah berjasa dalam penerbitan buku ini.

Penulis menyadari bahwa buku ini tentu masih belum sempurna. Oleh karenanya, penulis dengan senang hati menerima segala bentuk kritik dan saran untuk perbaikan.

Jakarta, 12 Januari 2016

Prof. Dr. H. Siswoyo Haryono, MM, M.Pd.

DAFTAR ISI

BAGIAN I TEORI DAN KONSEP SEM

BAB 1 PENDAHULUAN

A. Latar Belakang	2
B. Sejarah dan Perkembangan <i>Structural Equation Modeling</i>	3
C. Keunggulan Metode SEM	8
D. Apakah itu SEM?.....	9
E. Jenis-jenis SEM	12

BAB 2 ANALISIS MULTIVARIAT

A. Apakah Itu Analisis Statistik Multivariat?	17
B. Uji Statistik Multivariat	18
C. Teknik Analisis Multivariat	19

BAB 3 KONSEP DASAR SEM

A. Orientasi Hipotesis dalam Analisis SEM	22
B. Bentuk Umum SEM	24
C. Hipotesis Fundamental dalam SEM	26
D. Prosedur Penyusunan dan Pengukuran Kontruk/Variabel.....	26
E. Jenis-jenis Variabel dalam SEM	27
F. Konvensi Penulisan & Diagram Variabel.....	37
G. Model dan Kesalahan Pengukuran Variabel.....	41
H. Model dan Kesalahan Struktural.....	43
I. Estimasi Model.....	45
J. Identifikasi Model	47
K. Respesifikasi/Modifikasi dan Strategi Pemodelan.....	57
L. Kriteria Goodness Of Fit	58
M. Measurement Model Fit	59
N. Struktural Model Fit	59
O. Asumsi Dasar SEM	60

BAB 4 UJI KECOCOKAN – *GOODNESS OF FIT TEST*

A. Uji Kecocokan (<i>Goodness of Fit Test</i>)	62
B. Pengujian Hipotesis dalam Rancangan Penelitian	64
C. Kriteria Uji Kecocokan (<i>Goodness of Fit Test</i>)	65
D. Ringkasan Uji Kecocokan dan Pemeriksaan Kecocokan	74
E. Contoh Uji Kecocokan (<i>Goodness of Fit Test</i>)	76

BAB 5 ANALISIS JALUR DAN SEM

A. Sejarah dan Perkembangan Analisis Jalur (<i>Path Analysis</i>)	82
B. Model Korelasi, Regresi, Diagram Jalur dan Struktural	85
C. Resume Beberapa Model Analisis	93
D. Menyusun Model Analisis Jalur	94
E. Uji Hipotesis Analisis Jalur	98

BAB 6 ANALISIS FAKTOR KONFIRMATORI - CFA	
A. Apakah CFA VS EFA ?.....	102
B. <i>First Order CFA</i>	104
C. <i>Second Order CFA</i>	108
D. Uji Kelayakan dalam CFA Pengukuran Variabel dan Model Struktural....	110
E. Uji Signifikansi Parameter	110
F. <i>Squared Multiple Correlation (R²)</i>	111
G. Respesifikasi Model	111

BAGIAN II TUTORIAL AMOS

BAB 7	
MENGOPERASIKAN AMOS 22.00 UNTUK ANALISIS SEM	
A. Instalasi Program AMOS versi 22.00	114
B. Memulai AMOS 22.00	115
C. Layar Kerja dan Bagian-Bagian dari Menu Utama AMOS 22.00	115
D. Langkah Analisis Menggunakan AMOS 22.00	130

BAB 8	
APLIKASI AMOS 22.00 PADA ANALISIS REGRESI LINEAR DAN JALUR	
A. Analisis Regresi Berganda	141
B. Analisis Regresi Bivariate	151
C Analisis Jalur (<i>Path Analysis</i>)	153

BAB 9	
CONTOH ANALISIS FAKTOR KONFIRMATORI (CFA)	
A. Contoh CFA dan Respesifikasi karena <i>Heywood Case</i>	158
B. Contoh CFA 1 st Order	167
C. Contoh CFA 2 nd Order	172

BAB 10	
MODEL SEM DENGAN <i>COMPOSITE INDICATOR</i>	
A. Pendahuluan	182
B. Langkah Penyusunan Indikator Komposite	182
C. Contoh Kasus	188

BAB 11	
SEM MODEL MODERASI DALAM PENELITIAN MSDM DENGAN AMOS 22.00	
A. Pengertian Moderasi.....	196
B. Contoh Kasus Model Dengan Efek Moderasi	197
C. Pengujian Model Dengan Efek Moderasi	198

BAB 12

SEM MODEL MEDIASI DALAM PENELITIAN MSDM DENGAN AMOS 22.00

A. Judul Penelitian	209
B. Kerangka Pemikiran	209
C. Hipotesis Penelitian	210
D. Metode Penelitian	210
E. Teknik Analisis Data	213
F. Uji Hipotesis	255
G. Pengaruh Langsung, Tidak Langsung & Pengaruh Total	257
H. Kesimpulan, Implikasi & Saran	259

BAGIAN III TUTORIAL LISREL

BAB 13

KONSEP DASAR LISREL

A. Linear Structural Relationship (LISREL)	263
B. Persyaratan Instalasi Program LISREL	263
C. Cara Instalasi Program LISREL	263

BAB 14

MENGOPERASIKAN LISREL 8.80 UNTUK ANALISIS SEM

A. Instalasi Program LISREL 8.80.....	266
B. Memulai LISREL 8.80.....	266
C. Menu-menu pada LISREL 8.80	267
D. Persiapan Data	269

BAB 15

CONTOH PENELITIAN MANAJEMEN MODEL JALUR DENGAN LISREL

A. Judul Penelitian	292
B. Perumusan Masalah	292
C. Tujuan Penelitian	292
D. Kerangka Penelitian	293
E. Hipotesis Penelitian	293
F. Pengukuran Instrumen Variabel Penelitian	293
G. Teknik Analisis Data	296
H. Uji Hipotesis	338

BAB 16

CONTOH PENELITIAN MANAJEMEN MODEL MEDIASI DENGAN LISREL 8.80

A. Judul Penelitian	339
B. Hipotesis Penelitian	339
C. Kisi-kisi Instrumen	339
D. Solusi	341

BAGIAN IV TUTORIAL PLS

BAB 17

KONSEP DASAR PLS

A. Pengertian PLS	367
B. PLS-VBSEM vs CBSEM (AMOS dan LISREL)	379
C. Ukuran Sampel dalam PLS	381
D. Tahapan Analisis PLS	381
E. Kriteria Penilaian dalam PLS-SEM	385
F. Jenis Penilaian dalam PLS-SEM	387

BAB 18

MENGOPERASIKAN SMART-PLS RELEASE 3.0 UNTUK ANALISIS SEM

A. Instalasi Program Smart PLS 3.0	389
B. Memulai Smart PLS 3.0	390
C. Contoh Aplikasi Smart PLS 3.0 dalam Penelitian	390

BAB 19

CONTOH PENELITIAN MANAJEMEN MODEL MEDIASI DENGAN SMART-PLS 3.0

A. Judul Penelitian	407
B. Kerangka Pemikiran	407
C. Hipotesis Penelitian	408
D. Metode Penelitian	408
E. Analisis Data dengan Smart PLS 3.0	408

BAB 20

CONTOH PENELITIAN MANAJEMEN MODEL MODERASI DENGAN PLS-SEM 3.0.

A. Judul Penelitian	422
B. Kerangka Pemikiran	422
C. Hipotesis Penelitian	422
D. Metode Penelitian	422
E. Analisis Data dengan Smart PLS 3.0	423

BAB 21

CONTOH PENELITIAN MANAJEMEN MODEL MODERASI DENGAN SMART-PLS 3.0

A. Judul Penelitian	434
B. Kerangka Pemikiran	434
C. Pengukuran Variabel	435
D. Hipotesis Penelitian	435
E. Analisis Data dengan SmartPLS.30	435

BAB 22

CONTOH PENELITIAN MANAJEMEN MODEL

GABUNGAN (1ST DAN 2ND ORDER) DENGAN SMART-PLS 3.0.

A. Judul Penelitian	445
B. Kerangka Pemikiran	445
C. Pengukuran Variabel	445
D. Hipotesis Penelitian	446
E. Analisis Data dengan Smart PLS 3.0	446

Daftar Pustaka

BAGIAN

I

**KONSEP DASAR & TEORI
SEM**

-
- A. Latar Belakang.**
 - B. Sejarah dan Perkembangan *Structural Equation Modeling*.**
 - C. Keunggulan Metode SEM dalam Penelitian.**
 - D. Apakah Itu SEM?.**
 - E. Jenis-jenis SEM.**
 - 1. CB-SEM.
 - 2. VB-SEM
 - 3. *Hard Modeling VS Soft Modeling*
-

A. Latar Belakang.

Secara naluriah manusia memiliki *curiosity* yang tinggi, yaitu sifat dasar ingin tahu dan berkembang mencapai kehidupan yang lebih baik. Hal ini juga terjadi dalam metodologi penelitian. Para ahli ilmu sosial dan behavioral termasuk di dalamnya Ilmu Manajemen, secara pragmatis terus mengembangkan metode penelitian untuk mendapatkan kualitas hasil penelitian yang lebih baik, cepat, akurat, efektif dan efisien.

Sejak dekade 1950-an, para ahli dalam bidang ilmu sosial dan behavioral mengembangkan metode penelitian yang disebut *Structural Equation Modeling* (SEM). Pada awalnya metode SEM hanya baik secara konsep, namun masih sulit diaplikasikan karena keterbatasan teknologi. Dengan pesatnya perkembangan komputer, pada saat ini metode SEM semakin banyak digunakan dalam penelitian behavioral, khususnya dalam Ilmu Manajemen.

Dalam satu dekade terakhir, penggunaan SEM semakin meningkat. Sebagai contoh, sebelum 1990, dalam bidang pemasaran, hanya sekitar 10 artikel penelitian yang menggunakan SEM. Namun pada periode 1995-2007, lebih dari 2/3 dari keseluruhan artikel yang dipublikasikan dalam jurnal manajemen ternama menggunakan SEM. Perkembangan signifikan dalam penggunaan SEM juga terdapat dalam bidang lain seperti psikologi, sosiologi, manajemen dan akuntansi (Hair dkk, 2013; Babin dkk, 2008; McQuitty, 2004; dan henri, 2007 dalam Solihin dan Ratmono, 2013:2).

Metode SEM merupakan kelanjutan dari analisis jalur (*path analysis*) dan regresi berganda (*multiple regression*) yang sama-sama merupakan bentuk analisis multivariat. Dalam analisis asosiatif, multivariate-korelasional atau kausal-efek, metode SEM mampu mematahkan dominasi penggunaan analisis jalur dan regresi berganda yang telah digunakan selama beberapa dekade sampai dengan sebelum memasuki tahun 2000-an.

Dibandingkan dengan analisis jalur atau regresi berganda, metode SEM lebih unggul karena dapat menganalisis data secara lebih komprehensif. Pada analisis jalur dan regresi berganda, analisis data dilakukan terhadap data interval dari skor total variabel yang merupakan jumlah dari skor dimensi-dimensi atau butir-butir instrumen penelitian. Dengan demikian, analisis jalur dan regresi berganda hanya dilakukan pada tingkat variabel laten (*unobserved*).

Dilihat dari data yang digunakan, analisis jalur dan regresi berganda sejatinya hanya menjangkau bagian terluar dari sebuah model penelitian. Sedangkan metode SEM mampu menjangkau

sekaligus mengurai dan menganalisis setiap bagian sebuah model persamaan yang dikembangkan. Metode SEM diharapkan mampu menjawab kelemahan metode multivariat generasi sebelumnya, yaitu analisis jalur dan regresi berganda.

Pada tahap perkembangan selanjutnya, metode SEM menjadi semakin penting dalam penelitian sosial, behavioral dan manajemen seiring dengan kemajuan teknologi komputer. Metode statistik multivariat yang pada tahun 1950-an sulit diaplikasikan secara manual, seperti analisis faktor, regresi berganda yang lebih dari tiga variabel bebas, analisis jalur dan analisis diskriminan berangsur-angsur menjadi lebih mudah dengan ditemukannya program-program komputer seperti : SPSS, Minitab, Prostat, QSB, SAZAM, dll.

Metode SEM saat ini diperkirakan sebagai metode multivariate yang paling dominan. Program komputer yang saat ini dapat digunakan untuk mengolah data pada penelitian metode SEM diantaranya : AMOS, LISREL, PLS, GSCA, dan TETRAD.

Secara umum, materi yang dibahas dalam buku ini terdiri dari 4 bagian, yaitu :

- 1) Bagian I, menguraikan tentang Sejarah dan Perkembangan, Teori dan Konsep SEM,
- 2) Bagian II, berisi tentang Tutorial SEM dengan AMOS 22.00,
- 3) Bagian III, berisi tentang Tutorial SEM dengan LISREL 8.00, dan
- 4) Bagian IV, berisi tentang Tutorial SEM dengan SMART-PLS 3.0.

Untuk membantu para pembaca menginstalasi program AMOS versi 22.00, Lisrel 8.00 dan SmartPLS 3.0 penulis menyertakan CD *software installer*. Selain *installer*, CD tersebut berisi file data (xls) yang digunakan untuk tutorial dan latihan dalam buku ini. Diharapkan pembaca dapat mencoba latihan secara mandiri dengan menggunakan data dan beberapa contoh latihan yang tersedia dalam CD tersebut.

B. Sejarah dan Perkembangan *Structural Equation Modeling*.

Latan (2012:1) menjelaskan terciptanya *software* (piranti lunak) *Structural Equation Modeling* (SEM) berawal dari dikembangkannya *Analysis Covariance* oleh Joreskog (1973), Keesling (1972) dan Wiley (1973). *Software* SEM pertama yang dihasilkan adalah LISREL (*Linear Structural Relationship*) oleh Karl Joreskog dan Dag Sorbom (1974). Tujuan utama dari perkembangan *software* SEM waktu itu untuk menghasilkan alat analisis yang lebih *powerful* sehingga mampu menjawab berbagai masalah penelitian yang lebih komprehensif.

Menurut Ghozali (2008:3), SEM merupakan : “*Gabungan dari dua metode statistik yang terpisah yaitu analisis faktor (factorial analysis) yang dikembangkan dalam psikologi dan psikometri serta model persamaan simultan (simultaneous equation modeling) yang dikembangkan dalam ekonometrika*”.

Analisis faktor pertama kali diperkenalkan oleh Galton (1869) dan Pearson (1904). Penelitian Spearman (1904) mengembangkan model analisis faktor umum. Berkaitan dengan penelitian struktur kemampuan mental, Spearman menyatakan bahwa uji interkorelasi antar kemampuan mental dapat menentukan faktor kemampuan umum dan faktor-faktor kemampuan khusus.

Penelitian yang dilakukan Spearman (1904), Thomson (1956) dan Vernon (1961) yang dikenal dengan Teori Analisis Faktor British (*British School of Factor Analysis*) kemudian pada tahun 1930 perhatian bergeser pada penelitian Thurston *et. al.* dari Universitas Chicago.

Pada tahun 1950-an dan 1960-an analisis faktor mendapatkan popularitas di kalangan peneliti dan dikembangkan oleh tokoh yang terkenal Joreskog (1967) dan Joreskog dan Lawley (1971) yang

menggunakan pendekatan *Maximum Likelihood (ML)*. Pendekatan ML ini memungkinkan peneliti menguji hipotesis bahwa ada sejumlah faktor yang dapat menggambarkan interkorelasi antar variabel. Dengan cara meminimumkan fungsi ML maka diperoleh *Likelihood Ratio Chi-Square Test* untuk menguji hipotesis bahwa model yang diuji hipotesisnya adalah sesuai (*fit*) dengan data.

Perkembangan lebih lanjut menghasilkan Analisis Faktor Konfirmatori (*Confirmatory Factor Analysis*) yang memungkinkan pengujian hipotesis jumlah faktor dan pola *loading*-nya. Analisis faktor eksploratori dan konfirmatori merupakan analisis kuantitatif yang sangat populer di bidang penelitian ilmu sosial.

Model persamaan struktural adalah : “*Gabungan analisis faktor dan analisis jalur (path analysis) menjadi satu metode statistik yang komprehensif*”. Analisis jalur sebagai cikal bakal persamaan struktural bermula dari penelitian Sewll Wright (1918, 1921, 1934, dan 1960) dalam bidang biometrika. Wright mampu menunjukkan korelasi antar variabel dapat dihubungkan dengan parameter dari suatu model yang digambarkan dengan diagram jalur (*path diagram*). Kontribusi Wright selanjutnya adalah model persamaan yang dihasilkan dapat digunakan untuk mengestimasi pengaruh langsung, tidak langsung dan total. Aplikasi pertama analisis jalur oleh Wright secara statistik ekuivalen dengan analisis faktor yang dikembangkan Spearman.

Perkembangan lebih lanjut persamaan struktural terjadi di bidang ekonometrika yang menggambarkan model matematik suatu fenomena ekonomi oleh Haavelmo (1943). Haavelmo mengembangkan persamaan struktural interdependent antar variabel ekonomi dengan menggunakan sistem persamaan simultan. Model yang dikembangkan Haavelmo adalah :

$$y = By + \Gamma x + \xi$$

- y = vektor variabel *endogeneous (dependent)*
- x = vektor variabel *exogenous (independent)*
- ξ = vektor gangguan (*error of disturbance*)
- B dan Γ = koefisien matrik

Agenda lebih lanjut dari persamaan simultan ini dikembangkan dalam *Cowles Commission for Research in Economics* yang berkumpul di University of Chicago tahun 1945. Kelompok diskusi ini menghasilkan persamaan simultan dengan metode estimasi *Maximum Likelihood (ML)*.

Dari uraian di atas jelaslah bahwa model persamaan struktural merupakan gabungan dari model persamaan simultan diantara variabel laten. Menurut Joreskog (1973) dalam Ghazali (2008 : 5) model umum persamaan struktural terdiri dari dua bagian, yaitu :

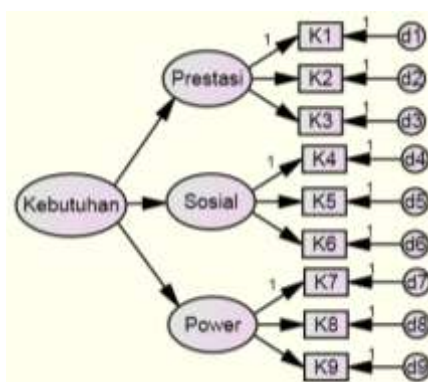
- 1) **Model Pengukuran (*Measurement Model*)** yang menghubungkan *observed/manifest* variabel ke *latent/un-observed* variabel melalui model faktor konfirmatori. Pengujian signifikansi pengukuran variable ini disebut uji *Confirmatory Factor Analysis (CFA)*.
- 2) **Model Struktural (*Structural Model*)** yang menghubungkan antar *latent* variabel melalui sistem persamaan simultan. Pengujian signifikansi model structural ini menggunakan kriteria *Goodness of Fit Index (GOFI)*.

Estimasi terhadap parameter model menggunakan *Maximum Likelihood* (ML). Jika tidak terdapat kesalahan pengukuran di dalam *observed* variabel, maka model tersebut menjadi model persamaan simultan yang dikembangkan dalam ekonometrika.

Model Pengukuran.

Model Pengukuran, adalah teknik mengukur signifikansi hubungan antara indikator yang terukur (*observed*) dalam membentuk sebuah variabel *latent* (*Un-observed*) yang tidak bisa diukur secara langsung kecuali melalui dimensi atau indikator. Misalkan variabel motivasi kerja manusia tentu tidak diukur secara langsung (*un-observed*), sehingga disebut variabel *latent*. Untuk dapat mengukurnya, maka motivasi kerja diukur melalui definisi konseptual, misal menurut David Mc Clelland dalam *Needs Theory*, terdapat tiga dimensi kebutuhan manusia yang jika dipenuhi akan memotivasi pegawai, yaitu : kebutuhan berprestasi, kebutuhan afiliasi/social dan kebutuhan power/kekuasaan. Dengan memiliki tiga dimensi yang masih bersifat *latent*, maka ke tiga dimensi tersebut diturunkan menjadi indikator-indikator yang bisa diukur dengan skala Likert.

Untuk lebih jelasnya, perhatikan Gambar 1.1. Model Pengukuran (*Measurement Model*) Variabel Motivasi Kerja Pegawai.



Gambar 1.1. Model Pengukuran (*Measurement Model*) Variabel Motivasi Kerja Pegawai.

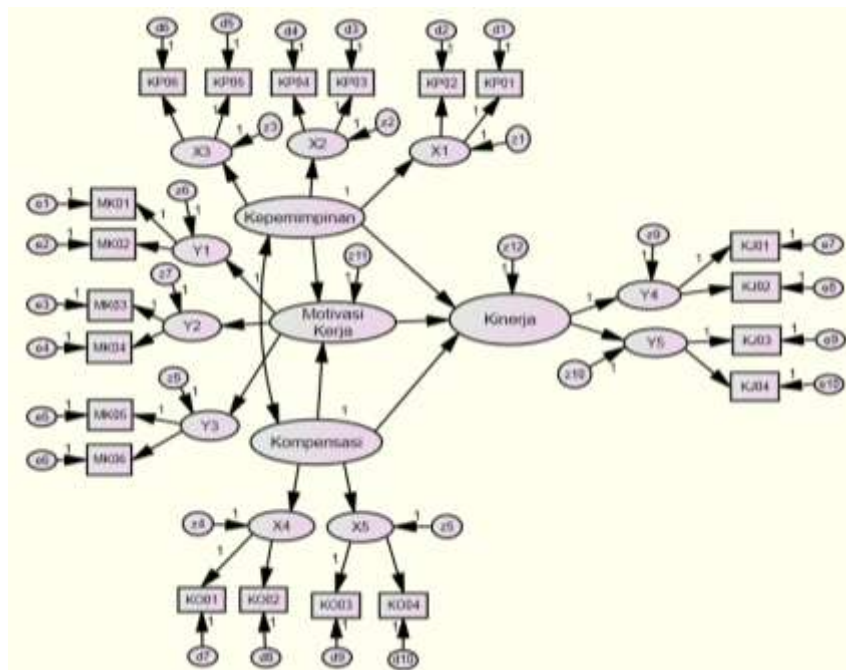
Model Struktural.

Model Struktural, adalah model regresi simultan atau persamaan struktural yang tersusun dari beberapa konstruk (variabel) baik eksogen, intervening, moderating maupun endogen. **Gambar 1.2. Contoh Model Struktural** adalah contoh *Structural equation Modeling* (SEM) dalam sebuah penelitian Manajemen Sumber Daya Manusia : **“Pengaruh Kepemimpinan dan Kompensasi terhadap Motivasi Kerja Serta Implikasinya pada Kinerja Pegawai”**.

Gambar 1.2. **Contoh Model Struktural** adalah model persamaan struktural yang memiliki empat variabel laten yaitu : **Kepemimpinan, Kompensasi, Motivasi Kerja dan Kinerja Pegawai**. Semua variabel disebut variabel laten (*latent*) atau konstruk (*construct*) yaitu variabel yang tidak dapat diukur secara langsung. Oleh karenanya, variabel laten atau konstruk juga disebut *un-observed variabel*. Untuk mengukurnya perlu dibuat dimensi dan indikator dalam sebuah instrumentasi variabel.

Model struktural tersebut memiliki dua persamaan yaitu persamaan *sub-struktur* dan persamaan *struktural*. Persamaan *sub-struktur* terdiri dari dua variabel *exogen* (**Kepemimpinan &**

Kompensasi) dan satu variabel *endogen* (**Motivasi Kerja**). Bentuk umum persamaan regresi *sub-struktural* adalah : $\text{Motivasi Kerja} = \beta \text{Kepemimpinan} + \beta \text{Kompensasi} + \epsilon$.



Gambar 1.2. Contoh Model Struktural.

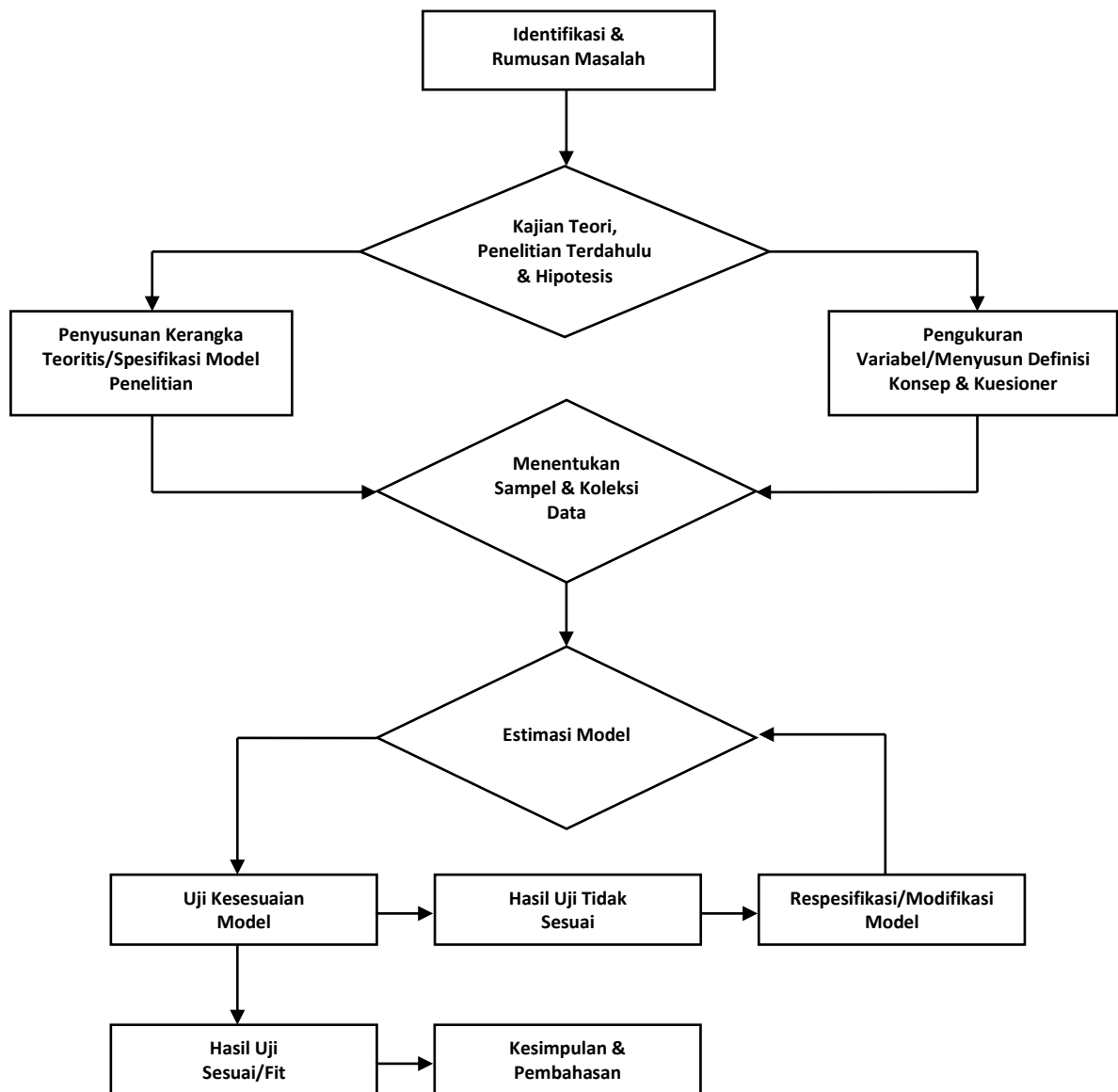
Persamaan *struktural* terdiri dari dua variabel *exogen* (**Kepemimpinan & Kompensasi**), dan dua variabel *endogen* (**Motivasi Kerja & Kinerja Pegawai**). **Motivasi Kerja** dalam persamaan *struktural* di atas berperan sebagai variabel mediasi atau *intervening* karena memiliki anteseden (variabel yang mendahului) dan konsekuen (variabel yang mengikuti). Bentuk umum persamaan regresi *struktural* adalah :

$$\text{Kinerja Pegawai} = \beta \text{Kepemimpinan} + \beta \text{Kompensasi} + \beta \text{Motivasi} + \epsilon$$

Variabel disebut *exogen* (*independent*) jika posisi variabel dalam diagram model struktural tidak didahului oleh variabel sebelumnya (*predecessor*). Sedangkan variabel *endogen* (*dependent*) adalah posisi variabel dalam diagram model struktural didahului oleh posisi variabel sebelumnya.

Pada Gambar 1.2. terdapat satu variabel *intervening* atau *intermediating* yaitu Motivasi Kerja. Posisi variabel ini memiliki variabel *predecessor* (variabel sebelumnya) yaitu Kepemimpinan dan Kompensasi, serta memiliki satu variabel konsekuen (variabel sesudahnya) yaitu Kinerja Pegawai.

Secara umum, tahapan penelitian yang menggunakan analisis SEM dapat dijelaskan pada Gambar 1.3. **Langkah-langkah dalam Analisis SEM** sebagai berikut :



Gambar 1.3. Langkah-langkah dalam Analisis SEM.

Dalam membangun model persamaan struktural, langkah pertama adalah mengkaji berbagai teori dan literatur hasil temuan terdahulu yang relevan (*previous relevant facts finding*). Kemudian disusun kerangka pemikiran teoritis guna menghasilkan model persamaan struktural. Langkah ini disebut membuat spesifikasi model persamaan struktural.

Kurniawan dan Yamin (2011:3) menyatakan landasan awal analisis SEM adalah sebuah teori yang secara jelas terdefinisi oleh peneliti. Landasan teori tersebut kemudian menjadi sebuah konsep keterkaitan antar variabel. Hubungan kausalitas antara variabel laten (*unobserved*) tidak ditentukan oleh analisis SEM, melainkan dibangun oleh landasan teori yang mendukungnya. Analisis SEM

berguna untuk mengkonfirmasi bentuk model variable *latent* berdasarkan data empiris, sehingga pendekatan SEM disebut *Confirmatory Factor Analysis* (CFA). Berlawanan dengan CFA, pendekatan *Exploratory Factor Analysis* (EFA) justru menjelaskan (meng-*explore*) faktor-faktor apa saja yang membentuk variable *latent*.

Hasil sintesis berbagai teori adalah definisi konseptual dan operasional variable yang berguna sebagai pedoman dalam menyusun instrumen penelitian. Persamaan struktural yang digambarkan oleh diagram jalur (*path analysis*) adalah representasi teori-teori. Jadi jalur-jalur yang menghubungkan antar variabel *latent* pada persamaan struktural merupakan manifestasi atau perwujudan teori-teori yang telah dikaji sebelumnya. Oleh karenanya kajian landasan teori dalam metode SEM haruslah kuat.

Setelah didapatkan spesifikasi model dan *questionnaires*, langkah selanjutnya adalah menentukan sampel dan pengukurannya untuk digunakan dalam estimasi terhadap parameter model. Estimasi dapat dilakukan terhadap setiap variable (*single method*) atau gabungan variable eksogen dengan ksogen dan endogen dengan endogen. Setelah itu baru diikuti model Persamaan Struktural Lengkap (PSL) atau *Full Model SEM*. Hasil estimasi parameter, kemudian diuji dengan Uji Kesesuaian Model (*Goodness Of Fit Test*). Jika dihasilkan model yang belum *fit*, maka lakukan modifikasi atau respesifikasi sampai beberapa iterasi sehingga didapatkan model yang *fit*.

Dari model yang sudah *fit*, diperoleh koefisien persamaan regresi yang digunakan untuk pengujian hipotesis, prediksi serta analisis lain yang diperlukan. Langkah terakhir adalah membuat kesimpulan, pembahasan, implikasi kebijakan dan saran-saran.

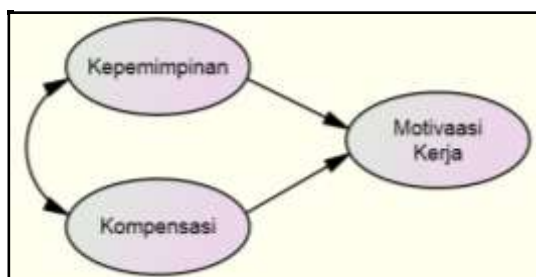
C. Keunggulan Metode SEM.

Metode SEM dapat digunakan untuk menganalisis penelitian yang memiliki beberapa variabel independen (*exogen*), dependen (*endogen*), *moderating* dan *intervening* secara partial dan simultan.

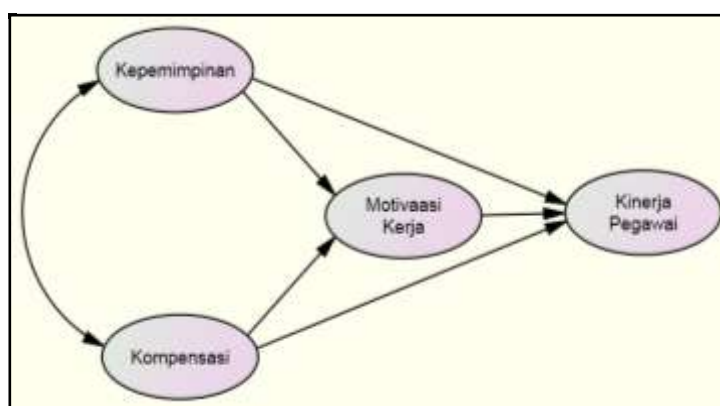
Latan (2012:7), Ghazali (2008b:1), Jogiyanto (2011:48) dan Wijaya (2009:1) menyatakan bahwa SEM memberikan beberapa keunggulan, diantaranya :

- a. Dapat membuat model dengan banyak variabel.
- b. Dapat meneliti variabel yang tidak dapat diukur langsung (*unobserved*).
- c. Dapat menguji kesalahan pengukuran (*measurement error*) untuk variabel yang teramati (*observed*).
- d. Mengkonfirmasi teori sesuai dengan data penelitian (*Confirmatory Factor Analysis*).
- e. Dapat menjawab berbagai masalah riset dalam suatu set analisis secara lebih sistematis dan komprehensif.
- f. Lebih ilustratif, kokoh dan handal dibandingkan model regresi ketika memodelkan interaksi, *non-linieritas*, pengukuran *error*, korelasi *error terms*, dan korelasi antar variabel laten independen berganda.
- g. Digunakan sebagai alternatif analisis jalur dan analisis data runtut waktu (*time series*) yang berbasis kovarian.
- h. Melakukan analisis faktor, jalur dan regresi.
- i. Mampu menjelaskan keterkaitan variabel secara kompleks dan efek langsung maupun tidak langsung dari satu atau beberapa variabel terhadap variabel lainnya.
- j. Memiliki fleksibilitas yang lebih tinggi bagi peneliti untuk menghubungkan antara teori dengan data.

Contoh beberapa manfaat yang diperoleh dengan menggunakan metode SEM dapat dilihat dari Gambar 1.4. berikut :



Gambar 1.4a. Diagram Model Regresi Linear Berganda.



Gambar 1.4b. Diagram SEM.

Pada Gambar 1.4a. **Diagram Model Regresi Linear Berganda**, seorang peneliti dapat menyelesaikan analisis hanya dengan satu kali regresi linear berganda. Sedangkan pada Gambar 1.4b. **Diagram SEM**, jika seorang peneliti masih tetap ingin menggunakan analisis regresi berganda, maka ia harus membuat sekurangnya dua persamaan regresi untuk menyelesaikannya. Namun jika digunakan SEM, maka hanya dibutuhkan satu kali estimasi untuk menyelesaikan analisis model persamaan tersebut.

Analisis SEM dapat menggunakan metode estimasi *Maximum Likelihood (ML)*, *Generalized Least Squares (GLS)*, *Weighted Least Squares (WLS)* atau *Asymptotically Distribution Free (ADF)*. Hal ini bisa terjadi karena SEM memiliki keunggulan dibanding teknis analisis multivariat biasa seperti analisis faktor, analisis diskriminan, regresi linear berganda, dan lain-lain.

D. Apakah Itu SEM ?

Ghozali (2008c:3) menjelaskan model SEM (*Structural Equation Modeling*) adalah generasi kedua teknik analisis multivariat yang memungkinkan peneliti menguji hubungan antar variabel yang kompleks baik *recursive* maupun *non-recursive* untuk memperoleh gambaran yang komprehensif mengenai keseluruhan model. SEM dapat menguji secara bersama-sama :

1. Model struktural : hubungan antara konstruk independen dengan dependen.
2. Model *measurement* : hubungan (*nilai loading*) antara indikator dengan konstruk (*laten*).

Digabungkannya pengujian model struktural dengan pengukuran tersebut memungkinkan peneliti untuk :

1. Menguji kesalahan pengukuran (*measurement error*) sebagai bagian yang tidak terpisahkan dari SEM.
2. Melakukan analisis faktor bersamaan dengan pengujian hipotesis.

Pada saat ini SEM banyak digunakan dalam berbagai bidang ilmu : *marketing*, *SDM*, *behavioral science*, psikologi, ekonomi, pendidikan dan ilmu-ilmu sosial lainnya. SEM dikembangkan sebagai jalan keluar dari berbagai kesulitan atau keterbatasan analisis multivariat. Pada saat ini SEM di Indonesia mulai banyak digunakan dalam penelitian akademis baik pada tingkat sarjana (S-1), magister (S-2) maupun doktor (S-3).

Maruyama (1998) dalam Wijaya (2001:1) menyebutkan SEM adalah sebuah model statistik yang memberikan perkiraan perhitungan dari kekuatan hubungan hipotesis diantara variabel dalam sebuah model teoritis, baik langsung atau melalui variabel antara (*intervening or moderating*). SEM adalah model yang memungkinkan pengujian sebuah rangkaian atau *network* model yang lebih rumit.

Latan (2012:5) mengutip pendapat Chin (1988), Gefen *et.all.* (2000), Kirby dan Bolen (2009), Gefen *et.all.* (2011), Pirouz (2006) yang mengatakan bahwa model persamaan struktural (*Structural Equation Modeling*) adalah teknik analisis multivariat generasi kedua yang menggabungkan analisis faktor dan jalur sehingga memungkinkan peneliti menguji dan mengestimasi secara simultan hubungan antara *multiple exogeneous* dan *endogeneous* dengan banyak indikator.

SEM diperkenalkan sejak tahun 1950-an dan saat ini tersedia banyak *software*. Beberapa *software* yang tersedia dapat dilihat pada Tabel 1.1. **Jenis-jenis Software SEM** berikut ini :

Tabel 1.1. Jenis-jenis Software SEM.

No	Nama Software	Penemu
1	AMOS (<i>Analysis of Moment Structures</i>)	Arbuckle
2	CALIS (<i>Covaiance Analysis and Linear structural Equations</i>)	Hartman
3	COSAN	Fraser
4	EQS (<i>Equations</i>)	Bentler
5	GSCA (<i>Generalized Structural Component Analysis</i>)	Hwang dan Tukane
6	LISCOMP (<i>Linear Structural Equations with Comprehensive Measurement Model</i>)	Muthen
7	LISREL (<i>Linear Structural Relationship</i>)	Karl G. Joreskog and Dag Sorbon
8	LVPLS	Lahmoller
9	MECOSA	Arminger
10	MPLUS	Muthen and Muthen
11	TETRAD	Glayment, Scheines, Spirtes dan Kelly
12	SMART PLS	Ringle, Wende dan Will
13	VISUAL PLS	Fu, Park
14	WARP PLS	Kock
15	SPAD PLS	Test and Go

16	REBUS PLS	Trinchera dan Epozito Vinci
17	XL STAT	Addinsoft Country: France
18	NEUSREL	Buckler
19	PLS GRAPH	Chin
20	PLS GUI	Li
21	RAM	Mc Ardle dan McDonald
22	RAMONA(<i>Recticular Action Model or Near Approximation</i>)	Browne dan Mels
23	SEPATH(<i>SEM and Path Analysis</i>)	Steiger

Sumber: Diringkas oleh penulis dari berbagai sumber bacaan.

Software SEM yang digunakan pada saat ini diantaranya AMOS, LISREL, TETRAD, PLS dan GCSA. Pemilihan *software* SEM harus ditentukan sebelum digunakan. Hal ini penting karena setiap *software* SEM memiliki persyaratan yang harus sesuai dengan model SEM. Pertimbangan dalam pemilihan *software* adalah jenis SEM yang dianalisis. Secara garis besar terdapat tiga jenis SEM, yaitu :

1. SEM berbasis kovarian (*Covariance Based SEM*) yang sering disebut sebagai CB-SEM, dan
2. SEM berbasis komponen atau varian (*Component atau Varian Based – SEM*) yang sering disebut sebagai VB-SEM.

Karena terdapat dua jenis SEM, maka peneliti harus benar-benar memahami beberapa persyaratan dalam penggunaan jenis *software* SEM sehingga hasil pengolahan *compatible* atau sesuai dan akurat.

Tabel 1.2. di bawah ini menjelaskan jenis-jenis SEM dan *software* komputer yang cocok untuk digunakan :

Tabel 1.2. Jenis SEM dan Contoh *Software* yang Sesuai.

Jenis SEM	<i>Software</i> Yang Sesuai
<i>Covariance Based</i> (CB-SEM)	AMOS
	LISREL
	EQS
	M-plus
<i>Variance/Component Based</i> (VB-SEM)	TETRAD
	PLS-PM
	GSCA
	PLS-Graph
	Smart- PLS
	Visual-PLS

E. Jenis-jenis SEM.

Secara garis besar metode SEM dapat digolongkan menjadi dua jenis, yaitu SEM berbasis *covariance* atau *Covariance Based Structural Equation Modeling* (CB-SEM) dan SEM berbasis varian atau komponen / *Variance* atau *Component Based SEM* (VB-SEM) yang meliputi *Partial Least Square* (PLS) dan *Generalized Structural Component Analysis* (GSCA). Sedangkan jika dilihat dari sifat pemenuhan asumsi dasar analisis SEM, terdapat istilah *Hard vs Soft Modeling of SEM*. *Covariance Based Structural Equation Modeling* (CB-SEM) disebut *Hard- Modeling*, dan SEM berbasis varian atau komponen / *Variance* atau *Component Based SEM* (VB-SEM) disebut *Soft-Modeling*.

Menurut Berenson dan Levin (1996:120), Ghozali (2008c:25) dan Kurniawan dan Yamin (2009:13) varian adalah penyimpangan data dari nilai *mean* (rata-rata) data sampel. *Variance* mengukur penyimpangan data dari nilai *mean* suatu sampel, sehingga merupakan suatu ukuran untuk variabel-variabel metrik. Secara matematik, *varians* adalah rata-rata perbedaan kuadrat antara tiap-tiap observasi dengan *mean*, sehingga *varians* adalah nilai rata-rata kuadrat dari standar deviasi. Suatu variabel pasti memiliki *varians* yang selalu bernilai positif, jika nol maka bukan variabel tapi konstanta.

Sedangkan *covariances* menurut Newbold (1992:16) menunjukkan hubungan linear yang terjadi antara dua variabel, yaitu X dan Y. Jika suatu variabel memiliki hubungan linear positif, maka kovariannya adalah positif. Jika hubungan antara X dan Y berlawanan, maka kovariannya adalah negatif. Jika tidak terdapat hubungan antara dua variabel X dan Y, maka kovariannya adalah nol.

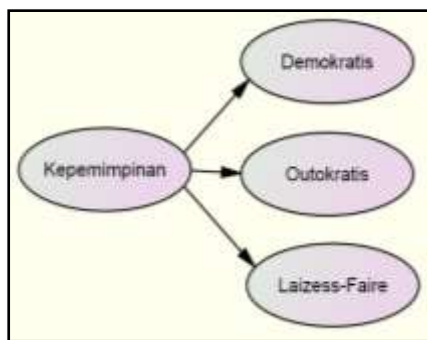
1. *Covariance Based Structural Equation Modeling* (CB-SEM).

SEM berbasis kovarian (*Covariance Based SEM/CB-SEM*) dikembangkan pertama kali oleh Joreskog (1973), Keesling (1972) dan Wiley (1973). Menurut Ghozali (2008b:1) CB-SEM mulai populer setelah tersedia program LISREL III yang dikembangkan oleh Joreskog dan Sorbom pada tahun 1970-an. Dengan fungsi *Maximum Likelihood* (ML), CB-SEM dapat meminimumkan perbedaan antara *covariance matrix* sampel dengan *covariance matrix* prediksi oleh model teoritis sehingga proses estimasi menghasilkan *residual covariance matrix* yang nilainya kecil mendekati nol. Beberapa hal yang perlu diperhatikan dalam analisis CB-SEM diantaranya :

- a. Asumsi CB-SEM seperti analisis parametrik. Variabel yang diobservasi harus memiliki *multivariate normal distribution* dan harus independen satu sama lain. Jika sample kecil dan tidak asimtotik akan memberikan hasil estimasi parameter dan model statistik yang tidak baik atau menghasilkan varian negatif yang disebut *Heywood Case*.
- b. Jumlah sampel yang kecil berpotensi menghasilkan kesalahan Tipe II, yaitu model yang jelek masih menghasilkan model yang *fit*.
- c. Analisis CB-SEM mengharuskan bentuk variabel laten yang indikator-indikatornya bersifat *reflektif*. Indikator atau manifest dianggap variabel yang dipengaruhi oleh variabel laten sesuai dengan teori pengukuran klasik. Pada model indikator reflektif, indikator-indikator pada suatu konstruk dipengaruhi oleh konsep yang sama. Perubahan dalam satu item atau indikator akan mempengaruhi perubahan indikator lainnya dengan arah yang sama.

Gambar 1.5. **Variabel Laten Kepemimpinan Dengan Indikator Bersifat Reflektif** adalah gambar variabel laten kepemimpinan dari teori kepemimpinan Partisipatif Kurt Lewin dengan

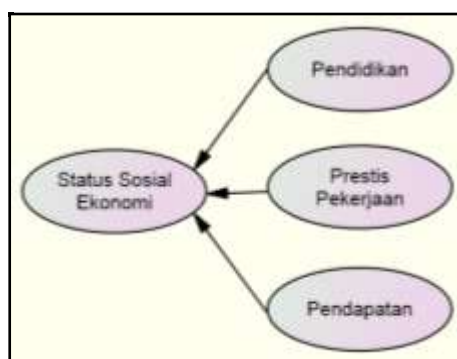
indikator reflektif. Perhatikan arah panah (→) menjauh dari variabel laten kepemimpinan menuju masing-masing dimensi, yaitu : *demokratis, autokratis dan laissez-faire*.



Gambar 1.5. Variabel (Konstruk) Laten Kepemimpinan Dengan Indikator Bersifat Reflektif.

Menurut kenyataan yang sesungguhnya indikator dapat dibentuk dalam bentuk *formatif*. Dalam model formatif, indikator dipandang sebagai variabel yang mempengaruhi variabel laten. Indikator formatif tidak sesuai dengan teori klasik atau model analisis faktor. Contoh variabel formatif yang diberikan oleh Cohen *et.al.* (1970) dalam Ghazali (2008b:3) adalah variabel laten Status Sosial Ekonomi (SSE) dengan indikator-indikator : *pendidikan, prestise pekerjaan dan pendapatan*. Dalam variabel laten SSE ini, jika salah satu indikator meningkat maka variabel SSE akan meningkat pula. Contoh variabel formatif lain adalah variabel laten *Stress* dengan indikator-indikator : kehilangan pekerjaan, perceraian dan kematian dalam keluarga.

Gambar 1.6. di bawah ini adalah contoh contoh gambar variabel laten Status Sosial Ekonomi (SSE) dengan indikator *formatif*. Perhatikan arah panah dalam gambar menuju pusat dari variabel laten Status Sosial Ekonomi (SSE) dimensi atau indikator : *pendidikan, prestise pekerjaan dan pendapatan*.



Gambar 1.6. Variabel (Konstruk) Laten Status Sosial Ekonomi Dengan Indikator Bersifat Formatif.

Menggunakan model indikator formatif dalam CB-SEM akan menghasilkan model yang *unidentified* yang berarti terdapat *covariance* bernilai nol diantara beberapa indikator. Teori dalam analisis CB-SEM berperan sangat penting. Hubungan kausalitas model struktural dibangun atas teori dan CB-SEM hanya ingin mengkonfirmasi apakah model berdasarkan teori tidak berbeda dengan model empirisnya.

CB-SEM memiliki beberapa keterbatasan diantaranya jumlah sampel yang harus besar, data harus terdistribusi secara multivariat normal, indikator harus bersifat reflektif, model harus berdasarkan teori, adanya indeterminasi. Untuk mengatasi keterbatasan-keterbatasan itu maka dikembangkanlah SEM berbasis komponen atau varian yang disebut *Partial Least Square* (PLS).

2. Variance atau Component Based SEM (VB-SEM).

a. PLS-SEM.

Secara umum, PLS-SEM bertujuan untuk menguji hubungan prediktif antar konstruk dengan melihat apakah ada hubungan atau pengaruh antar konstruk tersebut. Konsekuensi logis penggunaan PLS-SEM adalah pengujian dapat dilakukan tanpa dasar teori yang kuat, mengabaikan beberapa asumsi (non-parametrik) dan parameter ketepatan model prediksi dilihat dari nilai koefisien determinasi (R^2). PLS-SEM sangat tepat digunakan pada penelitian yang bertujuan mengembangkan teori.

b. GSCA.

GSCA menggabungkan karakteristik yang terdapat pada CB-SEM dan PLS-SEM. GSCA dapat meng-*handle* variabel laten dengan banyak indikator sama seperti PLS-SEM, mensyaratkan kriteria *goodness of fit* model serta indikator dan konstruknya harus berkorelasi seperti CB-SEM. Menurut Latan (2012:10) metode GSCA sampai saat ini jarang digunakan secara luas oleh para peneliti karena metode ini relatif masih baru.

GSCA memiliki tujuan yang sama dengan PLS-SEM, tidak mensyaratkan asumsi *multivariate normality data*, dan bisa dilakukan pengujian tanpa dasar teori yang kuat dengan jumlah sampel yang kecil.

Pada prinsipnya seorang peneliti yang akan menggunakan model persamaan struktural harus terlebih dahulu mengetahui atau menentukan alat analisis apa yang akan digunakan. Tabel 1.3. **Kriteria Penggunaan CB-SEM, PLS-SEM dan GSCA** menjelaskan pedoman penggunaan jenis SEM apakah CB-SEM, PLS-SEM atau GSCA.

Tabel 1.3. Kriteria Penggunaan CB-SEM, PLS-SEM dan GSCA.

Kriteria	CB-SEM	PLS-SEM	GSCA
Tujuan Penelitian	Untuk menguji teori atau mengkonfirmasi teori (orientasi parameter)	Untuk mengembangkan teori atau membangun teori (orientasi prediksi)	Untuk mengembangkan atau membangun teori (orientasi prediksi)
Pendekatan	Berdasarkan <i>covariance</i>	Berdasarkan <i>variance</i>	Berdasarkan <i>variance</i>
Spesifikasi Model Pengukuran	Mensyaratkan adanya <i>error terms</i> dan indikator hanya berbentuk <i>reflective</i> . (indikator bisa juga berbentuk formatif tetapi memerlukan prosedur yang kompleks)	Indikator dapat berbentuk <i>formative</i> dan <i>reflective</i> serta tidak mensyaratkan adanya <i>error terms</i>	Indikator dapat berbentuk <i>reflective</i> dan <i>formative</i> serta dapat dilakukan spesifikasi model

Kriteria	CB-SEM	PLS-SEM	GSCA
Model Struktural	Model dapat berbentuk <i>recursive</i> dan <i>non-recursive</i> dengan tingkat kompleksitas kecil sampai menengah	Model dengan kompleksitas besar dengan banyak konstruk dan banyak indikator	Model dengan kompleksitas besar dengan banyak konstruk dan banyak indikator
Karakteristik Data dan Algoritma	Mensyaratkan jumlah sampel yang besar dan asumsi <i>multivariate normality</i> terpenuhi (parametrik)	Jumlah sampel dapat kecil dan bisa dilanggarnya asumsi <i>multivariate normality</i> (non-parametrik)	Jumlah sampel dapat kecil dan tidak mensyaratkan asumsi <i>multivariate normality</i> (non-parametrik)
Evaluasi Model	Mensyaratkan terpenuhinya kriteria <i>goodness of fit</i> sebelum estimasi parameter	Estimasi parameter dapat langsung dilakukan tanpa persyaratan kriteria <i>goodness of fit</i>	Mensyaratkan terpenuhinya kriteria <i>goodness of fit</i> untuk evaluasi model
Pengujian Signifikansi	Model dapat diuji dan diklasifikasikan	Tidak dapat diuji dan diklasifikasikan	Tidak dapat diuji dan diklasifikasikan
<i>Software Error</i>	Sering bermasalah dengan <i>inadmissible</i> dan faktor <i>indeterminacy</i>	Relatif tidak menghadapi masalah (<i>crashing</i>) dalam proses iterasi model	Sering bermasalah dengan <i>inadmissible</i> dan faktor <i>indeterminacy</i>
Besar sample	Kekuatan analisis didasarkan pada model spesifik-minimal direkomendasikan berkisar dari 200 sampai 800	Kekuatan analisis didasarkan pada porsi dari model yang memiliki jumlah prediktor terbesar. Minimal direkomendasikan berkisar dari 30 sampai 100 kasus	-
Asumsi	Multivariate normal <i>distribution, independence observation</i>	Spesifik prediktor (<i>nonparametric</i>)	-
Implikasi	Optimal untuk ketepatan parameter	Optimal untuk ketepatan prediksi	-
Estimasi Parameter	Konsisten	Konsisten sebagai indikator dan <i>sample size</i> meningkat (<i>consistency at large</i>)	-
Kompleksitas Model	Kompleksitas kecil sampai menengah (kurang dari 100 indikator)	Kompleksitas besar (100 konstruk dan 1000 indikator)	-
Skore Variabel Laten	<i>Indeterminate</i>	Secara eksplisit di estimasi	-

Sumber : Diolah penulis diambil dari berbagai sumber bacaan.

3. *Hard Modeling VS Soft Modeling.*

Menurut Ghozali (2010:7) model *Covariance-Based SEM* (CB-SEM) sering disebut *Hard-Modeling*, sedangkan *Component-based atau Variance-based modeling* disebut *Soft-Modeling*. *Hard modeling* bertujuan memberikan pernyataan tentang hubungan kausalitas atau memberikan deskripsi mekanisme hubungan kausalitas (sebab-akibat). Hal ini memberikan gambaran yang ideal secara ilmiah dalam analisis data.

Namun demikian, data yang akan dianalisis tidak selalu memenuhi kriteria ideal sehingga tidak dapat dianalisis dengan *hard modeling*. Sebagai solusinya, *soft modeling* mencoba menganalisis data yang tidak ideal. Secara harafiah, *soft* sebenarnya memiliki arti lunak atau lembut, namun dalam konteks penelitian *soft* diartikan sebagai tidak mendasarkan pada asumsi skala pengukuran, distribusi data dan jumlah sampel. Tujuan utama analisis dengan *hard modeling* adalah menguji hubungan kausalitas antar yang sudah dibangun berdasarkan teori, apakah model dapat dikonfirmasi dengan data empirisnya. Sedangkan tujuan utama analisis *soft modeling* bertujuan mencari hubungan linear

prediktif antar konstruk laten. Perlu dipahami bahwa hubungan *kausalitas* atau *estimasi* tidak sama dengan hubungan *prediktif*.

Pada hubungan kausalitas, CB-SEM mencari *invariant parameter* yang secara struktural atau fungsional menggambarkan bagaimana sistem di dunia ini bekerja. *Invariant parameter* menggambarkan hubungan kausalitas antar variabel dalam sistem tertutup (*closed system*) sehingga kejadian yang ada dapat dikendalikan secara penuh.

Sedangkan pada *Partial Least Square, Variance* atau *Component-Based SEM*, hubungan linear yang optimal antar laten dihitung dan diinterpretasikan sebagai hubungan prediktif terbaik yang tersedia dengan segala keterbatasan yang ada. Sehingga kejadian yang ada tidak dapat dikendalikan secara penuh.

Jika data yang akan dianalisis memenuhi semua asumsi yang dipersyaratkan oleh CB-SEM, maka sebaiknya peneliti menganalisis data dengan *hard modeling* menggunakan *Software* yang sesuai, seperti AMOS, LISREL, dll. Jika data tidak memenuhi semua asumsi yang dipersyaratkan namun peneliti tetap menggunakan analisis *hard modeling* atau CB-SEM, maka beberapa masalah yang mungkin akan dihadapi adalah :

- a. Terjadi *im-proper solution* atau solusi yang tidak sempurna, karena adanya *Heywood Case*, yaitu gejala nilai varian yang negatif.
- b. Model menjadi *un-identified* karena terjadi faktor *indeterminacy*.
- c. *Non-convergence algorithm*.

Bila kondisi di atas terjadi dan kita masih ingin menganalisis data, maka tujuan kita rubah bukan mencari hubungan kausalitas antar variabel, tapi mencari hubungan linear prediktif optimal dengan menggunakan *Component* atau *Variance Based-SEM*.

Menurut Jogiyanto (2011:38) berdasarkan tujuannya riset empiris paradigma kuantitatif dapat dibagi menjadi dua, yaitu *estimasi* dan *prediksi*.

Riset estimasi adalah riset yang bertujuan untuk menguji suatu model empiris dengan pengukur-pengukur yang valid dan reliabel. Pengujian dan pengukuran dilakukan pada level indikator. Hipotesis yang diuji adalah hipotesis model. Kriteria pengukuran untuk menguji kelayakan model disebut *goodness of fit test*. Untuk tujuan riset estimasi, CB-SEM adalah teknik yang tepat untuk digunakan.

Riset *prediksi* adalah riset yang bertujuan untuk menguji pengaruh antar konstruk untuk memprediksi hubungan sebab akibat. Pengujian dan pengukuran dilakukan pada level konstruk atau variabel laten. Hipotesis yang dilakukan pada umumnya hipotesis parsial. Kriteria pengujian parsial dengan uji signifikansi prediksi hubungan antar variabel dengan menggunakan *uji t-statistik*. Teknik PLS-SEM dan regresi adalah pilihan teknik statistik yang tepat untuk digunakan. Jadi *Component* atau *Variance Based SEM* (PLS dan GSCA) hanya digunakan jika data yang kita miliki tidak dapat diselesaikan dengan *Covariance-Based SEM* (CB-SEM).

Buku ini akan membahas *Covariance-Based SEM* (CB-SEM) dengan contoh aplikasi menggunakan AMOS dan LISREL, sedangkan *Component* atau *Variance Based SEM* hanya akan dibahas PLS-SEM dengan *software* Smart-PLS.

-
- A. Apakah Itu Analisis Statistik Multivariat ?**
 - B. Uji Statistik Multivariat.**
 - C. Teknik Analisis Multivariat.**
 - 1. Teknik Dependensi.
 - 2. Teknik Interdependensi.
 - 3. Teknik Persamaan Struktural.
-

A. Apakah Itu Analisis Statistik Multivariat ?

Sebagai dasar dari metode SEM, analisis multivariat perlu dipahami dengan baik. Menurut Widarjono (2010:1) analisis multivariat merupakan salah satu analisis statistik yang berkaitan dengan banyak variabel. Analisis statistik bisa dikelompokkan berdasarkan jumlah variabel, yaitu : *univariate*, *bivariate* dan *multivariate*.

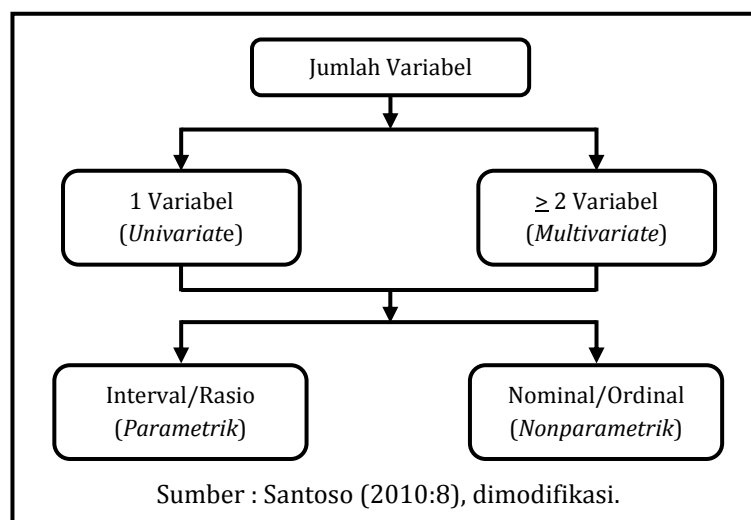
Kata *univariate* terbentuk dari kata *uni* (satu) dan *variate* (*variable*), sehingga analisis univariat adalah analisis satu variabel. Contoh analisis univariat adalah pengukuran rata-rata (*mean*), standar deviasi dan varian sebagai ukuran pusat dari sekelompok data. Jadi analisis *univariate* lebih bersifat analisis tunggal terhadap satu variabel. Menurut Supranto (2010:7) kalau nasabah suatu bank ditanya tentang jumlah tabungannya, penghasilan per bulan, umur, tingkat pendidikan dan jumlah anggota keluarga maka diperoleh lima variabel yang berdiri sendiri dan tidak dikaitkan dengan variabel lain. Jadi analisis disebut *univariat* jika setiap variabel berdiri sendiri tidak terkait dengan variabel lain. Analisis terhadap variabel tunggal ini disebut *univariate*. Dengan demikian analisis univariat boleh saja dikatakan sebagai analisis statistik *deskriptif*. Dalam statistika dikenal istilah statistik *deskriptif* dan *inferensial*. Statistik *deskriptif* berfungsi mendeskripsikan karakteristik dari sekelompok hasil data penelitian terhadap variabel tunggal. Sedangkan statistik *inferensial* berusaha menyimpulkan fenomena atau hubungan-hubungan antara lebih dari satu variabel pada sebuah persamaan statistik.

Kata *bivariate* berasal dari kata *bi* (dua) dan *variate* (*variable*), sehingga analisis bivariate berkaitan dengan dua variabel. Misalnya analisis korelasi yang mencari keeratan hubungan antara dua variabel *exogen* dan *endogen*. Menurut Sunyoto (2007:31) pengukuran korelasi bivariat dapat dibedakan menjadi pengukuran secara *linear* (termasuk parsial) dan secara berganda (*multiple*). Yang dimaksud dengan pengukuran korelasi linear adalah pengukuran atau perhitungan korelasi yang hanya melibatkan satu variabel bebas (*independent* atau X) dan satu variabel terikat (*dependent* atau Y). Sedangkan pengukuran korelasi berganda adalah perhitungan korelasi dengan melibatkan lebih dari satu variabel *independent* (bebas) dengan satu variabel *dependent* (terikat).

Analisis *multivariate* berasal kata *multi* (banyak) dan *variate* (*variable*), sehingga analisis *multivariate* adalah analisis terhadap banyak variabel yang merupakan pengembangan dari analisis *univariate* dan *bivariate*. Analisis *multivariate* memiliki lebih dari dua variabel. Supranto (2010:18) mengilustrasikan analisis *multivariate* dengan adanya masalah atau *gap* yang disebabkan oleh tidak adanya kesesuaian antara harapan (*expected*) dan kenyataan (*observed*). Setiap masalah pasti ada faktor-faktor penyebab (pada umumnya lebih dari satu penyebab). Kalau masalah kita sebut variabel

dependen (Y) dan faktor penyebab kita sebut variabel bebas (X) maka masalah (Y) adalah fungsi dari $X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$. Fenomena ini disebut fenomena *multivariate*. Dengan demikian, analisis *multivariate* ini merujuk kepada teknik statistik tertentu yang menganalisis banyak variabel secara *simultan*. Contoh analisis multivariat adalah *Structural Equation Modeling* (SEM) yang akhir-akhir ini berkembang pesat.

Secara diagramatis, pembagian analisis statistik berdasarkan banyaknya variabel yang diteliti dapat dilihat pada Gambar 2.1. Metode Statistik Berdasarkan Jumlah Variabel, sebagai berikut :



Gambar 2.1. Metode Statistik Berdasarkan Jumlah Variabel.

B. Uji Statistik Multivariat.

Sebagai bagian dari statistik *inferensial*, analisis multivariat dilakukan terhadap data sampel dari sebuah populasi. Karakteristik populasi yang diteliti hanya didasarkan pada karakteristik sampel yang diambil secara random dari populasi. Untuk itu, kesimpulan di dalam analisis multivariat didasarkan pada statistik inferensial. Statistika inferensial berusaha menyimpulkan fenomena-fenomena atau hipotesis yang diuji dalam sebuah penelitian.

Peneliti yang menggunakan statistik inferensial harus menentukan tingkat kesalahan yang bisa diterima karena adanya kesalahan sampling (*sampling error*). Dalam penelitian manajemen, tingkat kesalahan (α) yang dapat diterima adalah 5 %, sehingga tingkat keyakinan (*level of confidence*) adalah $100 \% - 95 \% = 95 \%$.

Pendekatan yang digunakan dalam menentukan besarnya tingkat kesalahan yang diterima adalah tipe kesalahan I (*type I error*) yang dikenal dengan *alpha* (α). Tipe kesalahan I atau α merupakan probabilitas menolak hipotesis nol (H_0) yang benar. Ketika peneliti menentukan besarnya α , maka peneliti juga secara otomatis menentukan besarnya kesalahan jenis lain yang terkait yaitu tipe kesalahan II dikenal dengan β . Dengan demikian β ini merupakan probabilitas menerima hipotesis nol (H_0) yang salah. Berkaitan dengan β , probabilitas yang sering digunakan adalah probabilitas $1 - \beta$ yang menunjukkan kekuatan statistik inferensial (*statistical power*). $1 - \beta$ merupakan probabilitas

menolak hipotesis nol yang salah. Hubungan antara kedua probabilitas tersebut dapat digambarkan di dalam Tabel 2.1. Kesalahan dalam Pengujian Hipotesis, sebagai berikut :

Tabel. 2.1. Kesalahan dalam Pengujian Hipotesis.

Keputusan	Kondisi Populasi	
	Hipotesis nol (H_0) benar	Hipotesis nol (H_0) salah
Menerima H_0	Keputusan benar dengan derajat kepercayaan ($1 - \alpha$)	β (Kesalahan tipe II)
Menolak H_0	α (Kesalahan tipe II)	Keputusan benar ($1 - \beta$)

Dalam prosedur uji statistik, keputusan menolak atau menerima H_0 tergantung dari besarnya nilai hitung dari uji statistik yang kita gunakan (missal t_{hitung}) dibandingkan dengan nilai statistik table pada α 5 %. Jika nilai absolut statistik hitung \geq dari nilai kritisnya maka kita menolak H_0 dan menerima H_a , sehingga secara statistik signifikan. Sebaliknya jika nilai absolut statistik hitung \leq dari nilai kritisnya maka kita menerima H_0 dan menolak H_a , sehingga secara statistik tidak signifikan. Nilai P (Probabilitas) juga dapat digunakan untuk menerima atau menolak H_0 . P_{value} merupakan besarnya α yang sebenarnya. Jika P_{value} lebih kecil dari α (5 %) maka kita menolak H_0 . Sebaliknya jika P_{value} lebih besar dari α (5 %) maka kita menerima H_0 .

C. Teknik Analisis Multivariat.

Terdapat tiga jenis teknik dalam analisis multivariate, yaitu : (1). Teknik *dependent*, (2). Teknik *interdependent*, dan (3). Teknik persamaan structural (*structural model*). Teknik *dependen* yaitu jika variabel dependen dipengaruhi oleh variabel independen. Sedangkan teknik *interdependen* yaitu jika semua variabel saling berpengaruh. Dengan kata lain, dalam teknik interdependen semua variabel adalah independen. Sedangkan teknik *structural model* atau *Structural Equation Modeling (SEM)* menganalisis variabel dependen dan independen secara simultan.

Untuk memilih jenis analisis multivariat yang akan digunakan dalam penelitian, peneliti terlebih dahulu memperhatikan jenis pengukuran data dari variabel yang diteliti. Jenis data dari variabel yang diteliti dengan analisis multivariat dapat bersifat *kuantitatif* atau *kualitatif*.

Data *kuantitatif* dapat langsung dihitung. Menurut Widarjono (2010:2) variabel kuantitatif adalah data yang dilaporkan dalam bentuk angka atau metrik (*metric number*). Variabel yang diukur dengan cara ini disebut variabel yang mempunyai data *metric*. Contoh beberapa data *metric* : jumlah mahasiswa dalam satu kelas. jumlah unit mobil yang dipajang di *show room*, umur seseorang, gaji pegawai, berat badan seseorang, keuntungan perusahaan, jumlah pelanggan dan harga saham.

Sedangkan data *kualitatif* tidak dapat langsung dihitung seperti pendapat pelanggan tentang kepuasan pelayanan. Data yang berasal dari variabel behavioral bersifat *kualitatif*. Data kualitatif diukur dengan teknik penskalaan (*scaling technique*). Teknik skala yang terkenal adalah Skala Likert, yang dikembangkan oleh Rensis Likert. Variabel kualitatif adalah data yang dilaporkan tidak dalam bentuk angka atau non metrik (*non metric*). Variabel yang diukur dengan cara ini disebut variabel yang mempunyai data *non metric*. Data kualitatif diukur dalam bentuk atribut atau karakteristik. Sering juga disebut data kategori, karena memiliki karakteristik beberapa kategori. Contoh beberapa data *non metric* : agama, jenis kelamin, tingkat pendidikan, kelas hotel, peringkat akreditasi perguruan tinggi atau rumah sakit dan kelompok Surat Ijin Mengemudi (SIM).

1. Teknik Dependen.

Bila peneliti dalam analisis multivariat dapat mengenali variabel dependen dan independen, maka teknik ini disebut *teknik dependen*. Teknik dependen memiliki dua kelompok berdasarkan :

- a. Jumlah variabel dependen dan,
- b. Jenis pengukuran data baik variabel dependen maupun independen.

Berdasarkan jumlah variabel dependen, teknik dependen bisa memiliki satu, dua atau beberapa variabel dependen. Setelah diketahui jumlah variabel dependen, selanjutnya dikelompokan berdasarkan jenis pengukuran data baik variabel dependen maupun independen. Untuk memperjelas pembahasan ini, selanjutnya disajikan Table 2.2. Jenis Teknik Dependen.

Tabel 2.2. Jenis Teknik Dependen.

No	Variabel Dependen		Jenis Independen	Jenis Analisis Multivariat
	Σ Variabel	Jenis Variabel		
1	1	Metrik	1 Non metrik dua kategori	Uji beda <i>t-test</i>
2	1	Metrik	Metrik/ Non metrik	Regresi
3	1	Non metrik dua kategori	Metrik/ Non metrik	Regresi Logistik
4	1	Non metrik dua kategori	1 atau lebih metrik/ non metrik	Analisis Diskriminan
5	1	Non metrik dua kategori	1 atau lebih metrik	Analisis <i>Multiple</i> Diskriminan
6	1	Non metrik	Non metrik	Analisis Konjoin
7	1	Metrik	1 Non metrik, > 2 kategori	<i>Analysis of Variance (ANOVA)</i>
8	>1	Metrik	1 atau lebih non metrik	<i>Multivariate Analysis of Variance (MANOVA)</i> .
9	>1	Metrik	>1 Metrik	Analisis Korelasi Kanonikal
10	>1	Metrik	>1 metrik	Analisis Jalur (<i>Path Analysis</i>) dan <i>Structural Equation Modeling (SEM)</i> .

Sumber : Ghozali (2009:9) dan Widarjono (2010:5).

Dari berbagai teknik dependen yang terdapat pada Tabel 2.2. (Jenis Mulivariat Dependen) di atas, teknik Analisis Jalur (*Path Analysis*) dan *Structural Equation Modeling (SEM)* akan dibahas dalam bab tersendiri dalam buku ini.

2. Teknik Interdependen.

Dalam banyak kasus, peneliti sering mengalami kesulitan dalam menentukan jenis variabel apakah dependen atau independen. Seringkali ditemukan semua variabel adalah independen. Menurut Santoso (2006:6) hubungan antar variabel yang bersifat interdependen ditandai dengan tidak adanya variabel tergantung (*dependent*) dan bebas (*independent*). Pada jenis ini, metode multivariate yang digunakan adalah analisis faktor, analisis *cluster*, *Multi Dimensional Scaling Analysis (MDS)* dan analisis *categorical*.

Tujuan utama analisis interdependen adalah menganalisis mengapa dan bagaimana variabel yang ada saling berhubungan. Karena peneliti kesulitan menentukan variabel dependen atau independen, maka metode interdependen ditentukan berdasarkan jenis pengukuran variabel apakah bersifat *metric* atau *non metric*.

Jika data berskala non metrik hanya ada satu analisis yaitu analisis koresponden (*correspondence analysis*). Tabel 2.3. Jenis Teknik Interdependen menyajikan pengujian metode interdependen.

Table 2.3. Jenis Teknik Interdependen.

No	Jumlah	Variabel Berskala Metrik	Variabel Non Metrik
1	2 variabel	Korelasi Sederhana	Tabel kontinjensi <i>two-way</i> <i>Loglinear</i>
3	> 2 variabel	<i>Principle component</i>	Skala <i>multidimensional</i>
4	> 2 variabel	Analisis faktor	Analisis koresponden
5	> 2 variabel	Analisis <i>cluster</i>	<i>Longlinear model</i>

Sumber : Ghozali (2009:9) dan Widarjono (2010:6).

3. Teknik Persamaan Struktural.

Teknik multivariat dependen dan interdependen masih memiliki banyak kelemahan karena belum mampu menjangkau model yang lebih *sophisticated* (rumit) lagi. Untuk mengatasinya, digunakan teknik *Structural Equation Modeling* (SEM). Analisis SEM merupakan kombinasi teknik multivariat yang menganalisis hubungan secara simultan antara variabel dependen dengan independen.

Menurut Raykov (2000) dalam Kurniawan dan Yamin (2011:2) metode SEM lebih valid, dan digunakan untuk memberikan informasi yang lengkap tentang hubungan antar konstruk dan indikator, serta hubungan antar konstruk yang dihipotesiskan secara simultan. Analisis SEM secara eksplisit menghitung pengukuran *error* yang terjadi dalam sebuah model.

Model SEM merupakan generasi kedua teknik analisis multivariat yang memungkinkan peneliti menguji hubungan yang kompleks baik *recurcive* maupun *non recurcive*. Model persamaan struktural atau SEM merupakan gabungan dari analisis faktor dan analisis jalur (*path analysis*) menjadi metode statistik yang lebih komprehensif (Bagozzi dan Fornel:1982) dalam Ghozali (2008c:3).

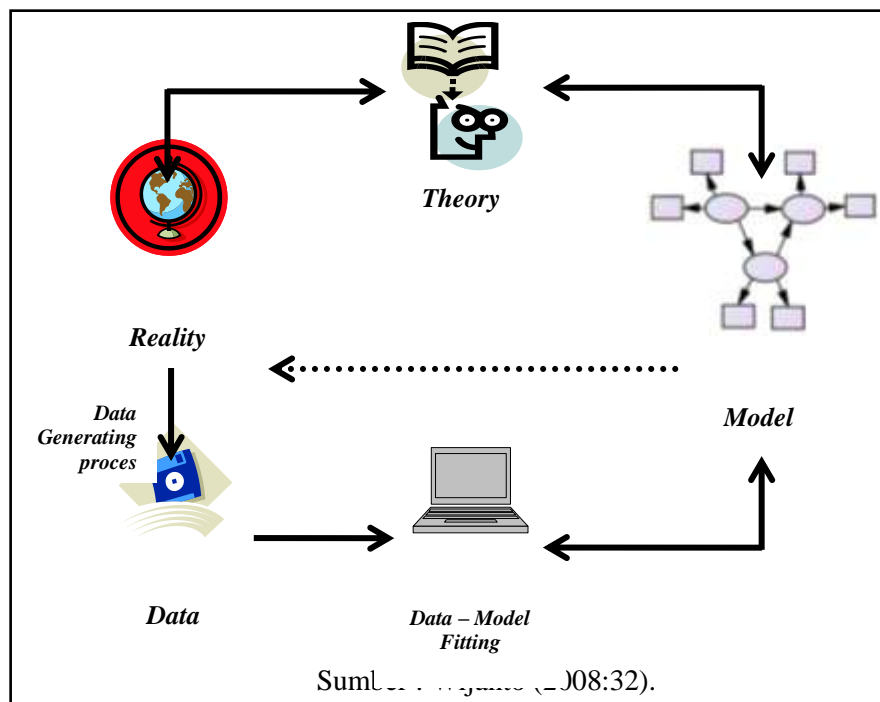
Menurut Waluyo (2011:1) model-model penelitian dalam ilmu sosial dan manajemen dapat dikatakan rumit (*complicated*) karena bersifat *multidimensional*, dan memiliki berbagai pola hubungan kasualitas yang berjenjang. Untuk menganalisis model yang rumit diperlukan alat analisis yang mampu memberikan solusi terbaik, yaitu SEM.

- A Orientasi Hipotesis dalam SEM**
 - B Bentuk Umum SEM**
 - C Hipotesis Fundamental Dalam SEM**
 - D Prosedur Penyusunan dan Pengukuran Konstruk/variabel.**
 - E Jenis-jenis Variabel dalam SEM.**
 - 1. Peranan Teori dalam Menyusun Variabel dan Instrumen Penelitian.
 - 2. *First Order Vs Second Order Variables.*
 - 3. Variabel Tersembunyi (*Un-observed/Latent*).
 - 4. Variabel Teramati (*Observed/Manifest*).
 - 5. Variabel Reflektif VS Formatif.
 - F Konvensi Penulisan & Diagram Variabel**
 - G Model dan Kesalahan Pengukuran Variabel.**
 - H Model dan Kesalahan Struktural.**
 - I Estimasi Model**
 - J Identifikasi Model**
 - K Respesifikasi/Modifikasi & Strategi Pemodelan**
 - L Kriteria Goodness of Fit**
 - M Measurement Model Fit**
 - N Struktural Model Fit**
 - O Asumsi Dasar SEM**
-

A. Orientasi Hipotesis dalam SEM

Sebelum kita menguraikan konsep dasar SEM, terlebih dahulu kita melihat perbedaan orientasi antara analisis statistik secara umum dengan SEM. Menurut Wijanto (2008:31) analisis statistik dalam penelitian umumnya didasarkan pada observasi secara individual. Misanya dalam regresi berganda atau ANOVA (*analysis of variance*), kesalahan estimasi **koefisien regresi** atau **varian** diperoleh dengan meminimalkan jumlah kuadrat perbedaan antara variabel terikat diprediksi dengan variabel terikat diamati/diukur untuk setiap observasi. Dalam hal ini, analisis residual menunjukkan perbedaan antara nilai yang dicocokkan (*fitted*) dengan nilai yang diamati/diukur untuk setiap kasus yang ada dalam sampel.

Penelitian yang menggunakan analisis SEM memiliki orientasi yang berbeda dengan analisis regresi berganda atau Anova di atas. Prosedur dalam SEM lebih menekankan pada penggunaan **kovarian** jika dibandingkan dengan kasus-kasus secara individual. Jika dalam analisis statistik biasa, fungsi yang diminimalkan adalah perbedaan antara nilai-nilai yang diamati (*observed*) dengan yang diprediksi (*predicted*), maka pada SEM yang diminimalkan adalah perbedaan antara **kovarian sampel** dengan **kovarian yang diprediksi** oleh model. Dengan demikian yang dimaksud residual dalam SEM adalah perbedaan antara kovarian yang diprediksi/dicocokkan (*predicted/fitted*) dengan kovarian yang diamati. Oleh karena itu, analisis SEM juga disebut *Analysis of Covariance Structure*.



Gambar 3.1. Proses Pencocokan Model terhadap Data

Secara umum proses pencocokan kovarian sampel dengan hasil prediksi model dapat dilihat pada Gambar 3.1. **Proses Pencocokan Model terhadap Data** yang dibuat oleh Kuhnél (2001) dalam Wijanto (2008:32). Garis 2 arah antara teori (digambarkan dalam bentuk buku) dengan realitas (digambarkan dalam bentuk bola dunia) menggambarkan interaksi antara teori dengan realitas dan juga menunjukkan bahwa teori digunakan untuk menjelaskan realitas. Untuk menguji sebuah teori atau memperbaikinya diperlukan informasi dari realitas. Langkah pertama biasanya dari teori dibuat model penelitian (digambarkan dalam diagram lintasan). Panah 2 arah antara teori dan model penelitian menunjukkan di satu arah, teori menentukan spesifikasi model, sedangkan di arah sebaliknya, model memberikan informasi tentang validitas dari teori.

Berdasarkan model yang dispesifikasikan, maka dapat dibuat instrumen untuk mengumpulkan data dari realitas (ditandai garis putus-putus). Setelah data diperoleh maka data tersebut dicocokkan dengan model penelitian yang dispesifikasikan. Hasil pencocokan ini digunakan sebagai dasar untuk memvalidasi teori. Proses pencocokan tersebut dapat dituliskan dalam bentuk persamaan sederhana sebagai berikut :

$$\text{Data} = \text{Model} + \text{Residual}$$

Di mana, *Data* mewakili nilai pengukuran yang berkaitan dengan variabel-variabel teramati dan membentuk sampel penelitian. *Model*, mewakili model yang dihipotesiskan/dispesifikasikan oleh peneliti. *Residual* adalah perbedaan antara model yang dihipotesiskan dengan data yang diamati.

Agar kita memperoleh kecocokan data-model yang baik (tujuan pencocokan), maka kita berusaha untuk meminimisasi *Residual* atau membuat *Residual* $\rightarrow 0$.

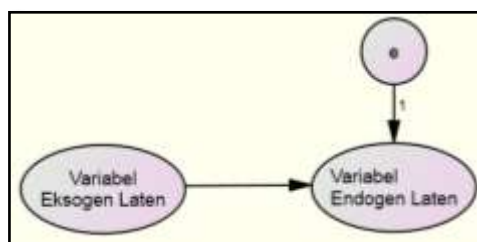
B. Bentuk Umum SEM.

Terdapat perbedaan prinsip antara analisis regresi dan jalur (*path analysis*) dengan SEM dalam hal pengukuran variabel. Di dalam analisis jalur variabel dependen maupun independen merupakan variabel yang bisa diukur secara langsung (*observable*), sedangkan dalam SEM variabel dependen dan independen merupakan variabel yang tidak bisa diukur secara langsung (*unobservable*). *Unobserved variabel* juga sering disebut variabel *latent*.

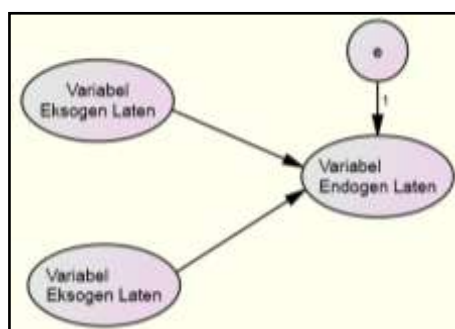
Model persamaan struktural atau SEM merupakan model yang menjelaskan hubungan antara variabel laten sehingga model SEM sering disebut sebagai analisis variabel laten (*latent analysis*) atau hubungan struktural linear (*linear structural relationship*). Hubungan antara variabel dalam SEM sama dengan hubungan di dalam analisis jalur. Namun demikian, dalam menjelaskan hubungan antara variabel laten, model SEM berbeda dengan analisis jalur dimana analisis jalur menggunakan variabel yang terukur (*observable*) sedangkan SEM menggunakan variabel yang tidak terukur (*unobservable*).

Hubungan antar variabel di dalam SEM membentuk model struktural (*structural model*). Model struktural ini dapat dijelaskan melalui persamaan struktural seperti di dalam analisis regresi. Persamaan struktural ini menggambarkan prediksi variabel independen laten (eksogen) terhadap variabel dependen laten (endogen).

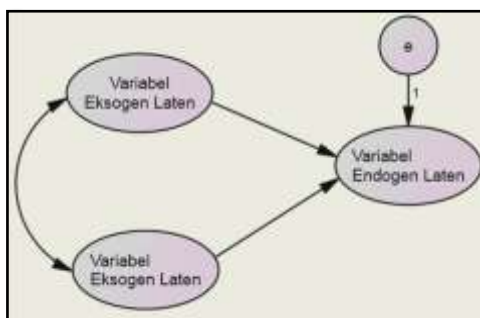
Terdapat beberapa model struktural di dalam SEM, seperti dijelaskan oleh Widarjono (2010:309) dalam Gambar 3.2. sampai dengan Gambar 3.7. berikut :



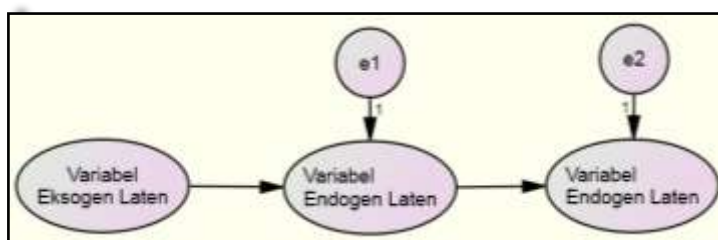
Gambar 3.2. SEM dengan Satu variabel Eksogen.



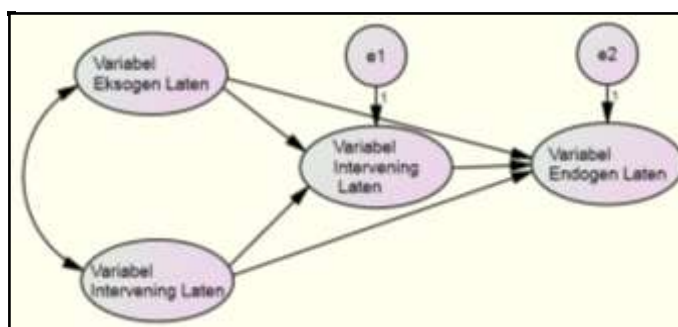
Gambar 3.3. SEM dengan Dua Variabel Eksogen.



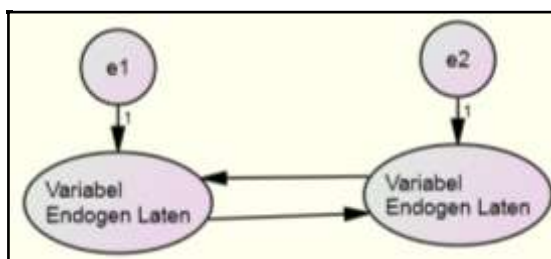
Gambar 3.4. SEM Dengan Dua Variabel Eksogen Yang Berkorelasi.



Gambar 3.5. SEM Dengan Satu Variabel Eksogen Intermediasi.



Gambar 3.6. SEM Dengan dua Variabel Eksogen, Intermediasi/Intervening dan Endogen dan Berkorelasi.



Gambar 3.7. SEM yang Bersifat Resiprokal (Kausalitas).

C. Hipotesis Fundamental Dalam SEM

Menurut Wijanto (2008:33) hipotesis *fundamental* dalam prosedur SEM adalah matrik kovarian data dari populasi Σ (matrik kovarian variabel teramati) sama dengan matrik kovarian yang diturunkan dari model $\Sigma(\theta)$ (*model implied covariance matrix*). Jika model yang dispesifikasikan benar dan jika parameter (θ) dapat diestimasi nilainya, maka matrik kovarian populasi (Σ) dapat dihasilkan kembali dengan tepat. Hipotesis *fundamental* diformulasikan sebagai berikut :

$$H_0 : \Sigma = \Sigma(\theta)$$

Di mana Σ adalah matrik kovarian populasi dari variabel-variabel teramati, $\Sigma(\theta)$ adalah matrik kovarian dari model dispesifikasikan, dan θ adalah vektor yang berisi parameter-parameter model tersebut.

Karena kita menginginkan agar residual = 0 atau $\Sigma = \Sigma(\theta)$, maka kita berusaha agar pada uji hipotesis terhadap hipotesis *fundamental* menghasilkan H_0 tidak ditolak atau H_0 diterima. Hal ini berbeda dengan pada uji hipotesis statistik pada umumnya yang mementingkan signifikansi atau mencari penolakan terhadap H_0 (misalnya pada regresi berganda). Dengan diterimanya H_0 , berarti $\Sigma = \Sigma(\theta)$, maka disimpulkan data mendukung model yang kita spesifikasikan.

D. Prosedur Penyusunan dan Pengukuran Konstruk/Variabel.

Menurut Sitinjak dan Sugiarto (2006:5) konstruk/variabel adalah abstraksi fenomena atau realitas yang diamati, seperti : kejadian, proses, atribut, subyek atau obyek tertentu. *Construct* merupakan konsep abstrak yang sengaja diadopsi untuk keperluan ilmiah. Hair *et. al.* (1995) dalam Kurniawan dan Yamin (2009:5) memberikan pengertian konstruk sebagai berikut :

“ *Concept that the researcher can define in conceptual terms but can not be directly measured but must be approximately measured by indicator. Construct are the basis for forming causal relationship as they are purest possible representation the concept.*”

[“Konsep yang membuat peneliti mendefinisikan ketentuan konseptual, namun tidak secara langsung, tetapi diukur dengan perkiraan berdasarkan indikator. Konstrak adalah dasar untuk membentuk hubungan kausal sehingga mempunyai konsep kemungkinan yang paling representatif.”]

Konstruk merupakan proses atau kejadian dari suatu amatan yang diformulasikan dalam bentuk konseptual dan memerlukan indikator untuk memperjelasnya, misalnya konstruk *loyalitas*. *Loyalitas* sebagai konstruk didefinisikan sebagai : “*Perwujudan dari fenomena psikologis yang ditampilkan oleh seseorang pelanggan atau pembeli dengan tetap setia, konsisten dan berkesinambungan, disertai perasaan puas untuk tetap membeli pada suatu toko atau tempat tertentu*”.

Dalam praktek penilaian berbasis kuesioner, sebuah konstruk didefinisikan sebagai suatu hipotesis permasalahan yang akan diteliti. Sebagai contoh, manajer HRD meneliti hubungan *kinerja* karyawan terhadap *produktivitas*. Apabila hubungan ini tidak dapat diukur secara langsung maka didefinisikan sebagai suatu konstruk laten.

“*Laten construct is operationalization of construct in structural equation modeling, a laten can not be masured directly but can be represented or masured by one more (indicators)*”, Hair *et al.*, 1995.

[“Variabel konstruk laten adalah operasionalisasi suatu konstruk dalam model persamaan struktural, sebuah konstruk laten tidak dapat diukur secara langsung, tetapi dapat direpresentasikan atau ditentukan oleh satu atau lebih (indikator)”, Hair *et al.*, 1995.]

Construct harus dioperasionalkan dalam bentuk variabel yang bisa diukur dengan berbagai macam nilai. Tipe skala pengukuran nilai konstruk dapat berupa skala nominal, ordinal, interval dan rasio. Sebagai contoh, *construct Sikap* memiliki komponen yang diukur dengan skala Likert 1 sd 5 dan dapat dijelaskan melalui tiga dimensi sebagai berikut :

- 1) *Afektif*, yang merefleksikan perasaan atau emosi seseorang terhadap suatu obyek.
- 2) *Kognitif*, yang menunjukkan kesadaran seseorang terhadap obyek tertentu atau pengetahuan yang bersangkutan mengenai obyek tertentu.
- 3) *Komponen-komponen perilaku*, yang menggambarkan suatu keinginan-keinginan atau kecenderungan seseorang dalam melakukan kegiatan.

E. Jenis-jenis Variabel dalam SEM.

Menurut Jogiyanto (2011:13) variabel adalah karakteristik pengamatan terhadap partisipan atau situasi pada suatu penelitian yang memiliki nilai berbeda atau bervariasi (*vary*) pada studi tersebut. Suatu variabel harus memiliki variasi atau perbedaan nilai atau level/kategori. Sitinjak dan Sugiarto (2006:8) menerangkan dalam melakukan observasi terhadap objek penelitian (unit pengamatan) perlu ditentukan *karakter yang akan diobservasi dari unit amatan* yang disebut *variabel*.

Variabel harus terdefinisi secara operasional, yaitu mampu mendeskripsi atau mendefinisi suatu dalam hal operasionalisasi atau teknik yang digunakan untuk mengukur suatu konsep. Berikut contoh definisi operasional dalam penelitian empiris.

1. Variabel demografi seperti usia, gender, etnik pada umumnya diukur dengan meminta partisipan atau responden memilih kategori yang tepat dari daftar yang dipilih.
2. Tipe perlakuan pada umumnya didefinisi secara operasional lebih ekstensif dengan mendeskripsi apa yang telah dilakukan selama perlakuan.

Variabel dalam Priyatno (2009:2) merupakan konsep yang nilainya bervariasi atau berubah-ubah. Ada beberapa macam variabel sebagai berikut :

1. Variabel dependen (endogen) adalah variabel yang nilainya dipengaruhi oleh variabel lain. Contoh variabel ini adalah volume penjualan, volume produksi, harga saham, prestasi belajar, kepuasan konsumen dsb.
2. Variabel independen (exogen) adalah variabel yang mempengaruhi variabel endogen. Contoh motivasi, biaya produksi, kepribadian siswa, luas lahan, jumlah pupuk dan sebagainya.
3. Variabel control adalah variabel yang dikendalikan, atau nilainya dibuat tetap, hal ini agar tidak dipengaruhi oleh variabel lain.
4. Variabel moderator adalah variabel yang mempengaruhi hubungan antara variabel eksogen dengan variabel endogen. Pengaruh variabel moderasi bisa memperkuat atau memperlemah pengaruh variabel eksogen terhadap endogen.
5. Variabel mediator atau intervening, sering disebut variabel perantara adalah variabel yang menjadi perantara antara variabel eksogen dengan endogen.

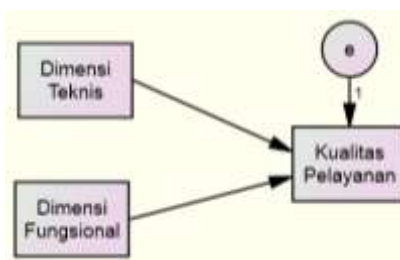
1. Peranan Teori dalam Menyusun Variabel dan Kuesioner.

Karena penelitian bersifat ilmiah, maka peneliti harus berbekal teori. Dalam penelitian kuantitatif, teori yang digunakan harus jelas karena teori berfungsi mengungkap fenomena masalah yang diteliti dan dasar untuk merumuskan hipotesis. Dalam menyusun sebuah model yang digunakan dalam penelitian, peneliti harus mengacu kepada teori tertentu yang sesuai dengan model yang

dibangun. Teori yang digunakan sebagai acuan utama dalam sebuah model penelitian disebut teori induk (*grand theory*).

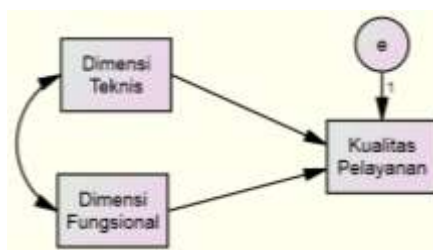
Menurut Setiawan dan Ritonga (2011:11) statistik merupakan alat yang digunakan untuk mengeksplorasi hubungan antar fenomena (variabel) dan memberi kemudahan-kemudahan penafsiran secara kuantitatif. Pola hubungan antar variabel sering dikemukakan dalam bentuk diagram yang merepresentasikan kerangka pemikiran peneliti, sebagai bangunan yang didasarkan pada survei literatur. Secara esensial, SEM digunakan jika kerangka teoritis yang disusun peneliti menekankan adanya variabel intervening di antara variabel anteseden dan konsekuensi, meskipun dimungkinkan tidak adanya variabel intervening karena adanya korelasi antar variabel eksogen.

Menurut perspektif Gronroos (1992) dalam Setiawan dan Ritonga (2011:12) **kualitas pelayanan** tersusun atas **dimensi teknis** dan **dimensi fungsional**. Karena tidak ada penjelasan teoritis mengenai korelasi antara dimensi teknis dan dimensi fungsional, maka model disusun menjadi **Gambar 3.8. Model Regresi Ganda**.



Gambar 3.8. Model Regresi Ganda.

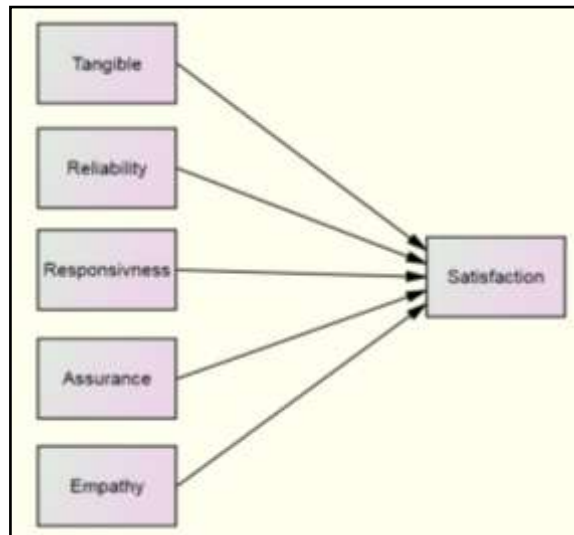
Meskipun tidak ada justifikasi penjelasan secara teoritis, namun peneliti berfikir bahwa kedua dimensi merupakan sikap yang juga diukur pada responden yang sama. Oleh karenanya, peneliti menambahkan hubungan korelasi antara **dimensi teknis** dengan **dimensi fungsional**, sehingga model yang muncul menjadi **Gambar 3.9. Korelasi Antar Variabel Independen** dan peneliti menggunakan analisis jalur.



Gambar 3.9. Korelasi Antar Variabel Independen.

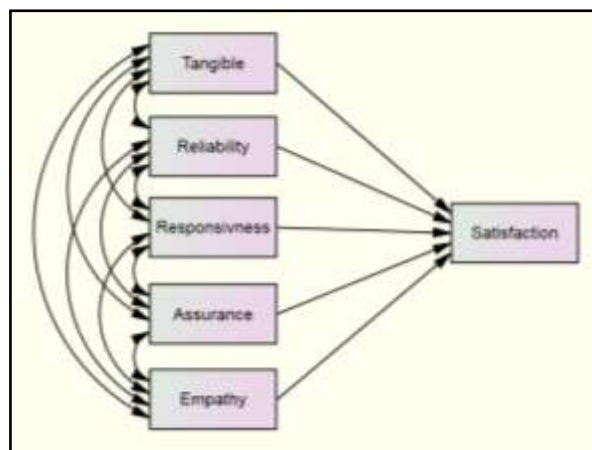
Gambar 3.10. Model Kualitas Pelayanan-Regresi Ganda menjelaskan adanya kemungkinan penggunaan model dan teknik statistik yang berbeda meskipun variabel-variabel dan hipotesis yang digunakan adalah sama. Teori kualitas pelayanan Parasuraman *et al.* (1985) adalah teori yang populer dengan lima dimensi, yaitu : *tangible*, *reliability*, *responsiveness*, *assurance* dan *empathy*. Kelima dimensi tersebut diduga memiliki efek positif terhadap beberapa variabel dependen seperti kepuasan

pelanggan. Pada publikasi hasil penelitian mereka, Parasuraman *et.al.* (1985) menyatakan bahwa korelasi antar dimensi adalah lemah. Beberapa peneliti menyatakan bahwa interkorelasi antarvariabel independen (eksogen) tidak perlu dipertimbangkan. Dengan justifikasi yang didasarkan pada pertimbangan tersebut di atas, yaitu, tanpa korelasi antar variabel eksogen, maka model analisis dan teknik statistik yang digunakan adalah regresi ganda.



Gambar 3.10. Model Kualitas Pelayanan-Regresi Ganda.

Namun pada berbagai penelitian lanjut, baik dilakukan oleh Parasuraman *et al.*, maupun peneliti lainnya seperti Cronin dan Taylor maupun Liosa *et al.*, Setiawan dan Ritonga (2011:12) menemukan adanya korelasi yang mencukupi antar variabel eksogen dan korelasi tersebut dipandang penting. Dengan demikian model yang digunakan menjadi **Gambar 3.11. Model Kualitas Pelayanan-Analisis Jalur** dan teknik analisis yang digunakan adalah analisis jalur (*path analysis*).



Gambar 3.11. Model Kualitas Pelayanan-Analisis Jalur.

Cooper and Schindler (2003:154) menyatakan bahwa kegunaan teori dalam penelitian adalah : (1) mempersempit fakta sebenarnya yang akan diteliti, (2) memungkinkan peneliti memilih metode penelitian terbaik, (3) memungkinkan peneliti mendapatkan data terbaik, (4) merangkum objek penelitian dan memudahkan pelaksanaan penelitian, dan (5) berguna untuk memprediksi fakta sebelum ditemukan kebenarannya.

Menurut Waluyo (2011:16) dalam pengembangan model teoritis, seorang peneliti harus melakukan serangkaian eksplorasi ilmiah melalui tela'ah pustaka yang intensif guna mendapatkan justifikasi atas model teoritis yang dikembangkannya. Tanpa dasar teori yang kuat, SEM tidak dapat digunakan karena SEM tidak digunakan untuk menghasilkan sebuah model, tetapi digunakan untuk mengkonfirmasi model teoritis tersebut melalui data empirik. Jadi keyakinan seorang peneliti mengajukan sebuah model kausalitas dengan menganggap adanya hubungan sebab akibat antara dua atau lebih variabel, bukannya didasarkan pada metode analisis yang digunakan, tetapi berdasarkan sebuah justifikasi teoretis yang kuat.

Analisis SEM bukan menghasilkan kausalitas, tetapi membenarkan adanya kausalitas teoritis melalui uji data empirik. Itulah sebabnya uji hipotesis mengenai perbedaan dengan menggunakan uji *chi-square* digunakan dalam SEM. Oleh karenanya, peneliti harus berhati-hati sejak mulai menggunakan metode SEM. Ingat, hubungan sebab akibat dalam SEM bukanlah dihasilkan oleh SEM itu sendiri, melainkan dihasilkan oleh teori dan pengalaman empirik. Kajian teori yang mendalam untuk menjustifikasi model yang akan diuji adalah syarat mutlak dalam analisis SEM. Pada dasarnya SEM adalah sebuah "*confirmatory technique*" sebagai lawan dari *exploratory technique*. Teori yang digunakan mungkin sebuah teori baru yang dikembangkan oleh peneliti atau teori umum yang sudah ada.

2. Bentuk variable : First Order dan Second Order.

Terdapat dua teknik penyusunan variabel, yaitu metode satu tingkat (*first order*) dan metode dua tingkat (*second order*). Variabel yang diukur secara langsung dengan indikator-indikator yang dikembangkannya, disebut metode satu tingkat (*first order*). Sedangkan variable yang diukur melalui dimensi-dimensi dan baru indikator-indikator penyusunnya, disebut metode dua tingkat (*second order*).

Pada bagian berikut, diberikan contoh pengembangan variabel berbasis teori, baik metode *first order* maupun *second order*.

a. Bentuk Variable Satu Tingkat (First Order Variable).

1. Definisi Konseptual Produktivitas Kerja.

Berdasarkan beberapa teori, maka dapat disintesis bahwa produktivitas kerja adalah : "*Rasio antara keluaran dan masukan dalam satuan waktu tertentu oleh seorang pekerja sehingga dapat berkontribusi mewujudkan pencapaian unjuk kerja organisasi yang maksimal*".

2. Definisi Operasional Produktivitas Kerja.

Dari definisi konseptual variabel produktivitas kerja di atas secara operasional dapat diukur secara langsung dengan indikator sifat-sifat pegawai berdasarkan pendapat teori dari Sedarmayanti (1995) dalam Kurniawan dan Yamin (2009 : 41) sebagai berikut : (1) tindakannya konstruktif, (2) percaya diri, (3) mempunyai rasa tanggung jawab, (4) memiliki rasa cinta terhadap pekerjaannya, (5) mempunyai pandangan kedepan, (6) mampu menyelesaikan masalah, (7) dapat menyesuaikan diri

dengan lingkungan yang berubah-ubah, (8) mempunyai kontribusi positif terhadap lingkungannya, dan (9) mempunyai kekuatan untuk mewujudkan potensinya.

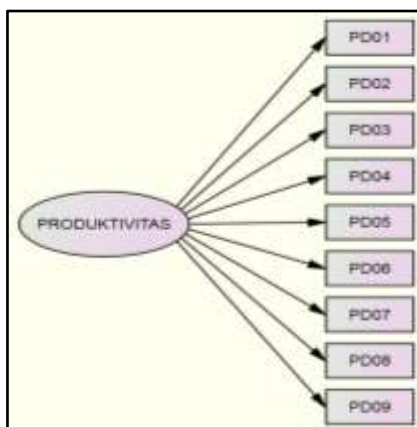
3. Kuesioner Produktivitas Kerja.

Dari hasil definisi operasional dapat langsung dibuat kuesioner yang akan diisi oleh responden sebagai berikut :

Table 3.2. Kuesioner Produktivitas Kerja.

Kode	Pernyataan	Jawaban Responden				
		STS	TS	N	S	SS
PD01	Tindakan saya konstruktif terhadap organisasi.					
PD02	Rasa percaya diri saya yang tinggi.					
PD03	Tanggung jawab saya tinggi.					
PD04	Rasa cinta saya terhadap pekerjaan tinggi.					
PD05	Harapan masa depan saya untuk maju tinggi.					
PD06	Saya mampu menyelesaikan setiap masalah yang dihadapi.					
PD07	Saya mampu menyesuaikan diri dengan lingkungan yang baru.					
PD08	Kontribusi saya terhadap lingkungan kerja baik.					
PD09	Saya memiliki kekuatan untuk memanfaatkan potensi saya.					

4. Diagram AMOS Produktivitas Kerja



Gambar 3.12. Model *First Order* Produktivitas Kerja.

b. Bentuk variabel dua tingkat (*Second Order Variable*).

1. Definisi Konseptual Kepemimpinan.

Berdasarkan kajian dari beberapa teori, dapat disintesis bahwa kepemimpinan adalah : "Kemampuan yang dimiliki oleh seorang pemimpin dalam mempengaruhi dan sebagai teladan bagi bawahan dalam mencapai tujuan organisasi".

2. Definisi Operasional Kepemimpinan.

Secara operasional, kemampuan seorang pemimpin dalam mempengaruhi dan sebagai teladan bagi bawahan dalam mencapai tujuan organisasi diukur dengan indikator-indikator yang diturunkan dari tiga dimensi, yaitu : *perilaku pemimpin*, *kemampuan manajerial* dan *peran motivator*.

Dimensi *perilaku pemimpin* adalah tingkah laku pimpinan sebagai teladan bagi bawahan, diukur dengan indikator-indikator : (1) menjadi teladan, (2) Inspiratif, dan (3) Komunikatif.

Dimensi *kemampuan manajerial* adalah kemampuan manajerial yang dimiliki oleh seorang pimpinan, diukur dengan indikator-indikator : (1) kemampuan analisis, (2) kemampuan teknis, dan (3) kemampuan interpersonal.

Dimensi *peran motivator* adalah kemampuan pimpinan dalam menggerakkan, membimbing dan memberi petunjuk dalam pekerjaan, diukur dengan indikator-indikator : (1) aspiratif dan (2) supportif.

3. Kisi-kisi Kepemimpinan.

Dari sintesis teori yang telah dibuat menjadi definisi konseptual mengenai variabel kepemimpinan, kemudian diturunkan menjadi definisi operasional, kemudian dikembangkan lagi menjadi dimensi-dimensi dan indikator-indikator dan pada akhirnya dirangkum dalam sebuah tabel yang dikenal dengan istilah “kisi-kisi instrumen” sebagai berikut :

Tabel : 3.3. Kisi-kisi Kepemimpinan.

Dimensi	Indikator	Kode
Perilaku Pemimpin	Menjadi teladan	KM01
	Inspiratif	KM02
	Komunikatif	KM03
Kemampuan Manajerial	Kemampuan analisis.	KM04
	Kemampuan teknis	KM05
	Kemampuan <i>interpersonal relationship</i>	KM06
Peran Motivator	Aspiratif.	KM07
	Supportif	KM08

4. Kuesioner Kepemimpinan.

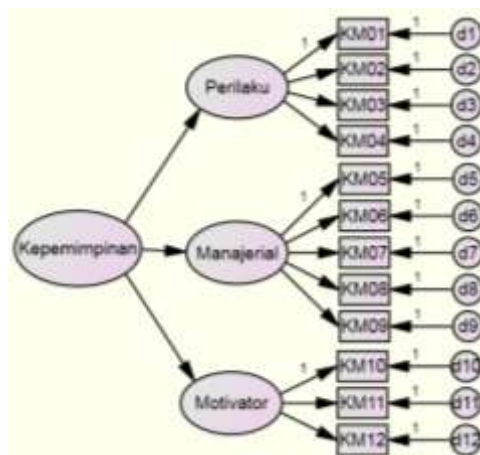
Dari kisi-kisi instrumen selanjutnya peneliti mengembangkan atau menyusun kuesioner yang akan disebarkan kepada responden sebagai berikut :

Table 3.4. Kuesioner Kepemimpinan.

No	Pernyataan	STS (1)	TS (2)	N (3)	S (4)	SS (5)
	Perilaku Pimpinan					
KM01	Pimpinan saya jadikan teladan					
KM02	Pimpinan saya jadikan sumber inspirasi					
KM03	Pimpinan saya jadikan pemandu arah					
KM04	Saya paham terhadap perintah atasan					
	Kemampuan Manajerial					
KM05	Pimpinan adil dalam berbagi tugas dan pendapatan					

KM06	Pimpinan saya cepat dan tepat menyelesaikan masalah.					
KM07	Pimpinan saya menghargai usulan bawahan					
KM08	Pimpinan saya menempatkan orang pada pekerjaan yang tepat					
KM09	Pimpinan saya menciptakan iklim kerja yang nyaman					
Peran Motivator						
KM10	Pimpinan saya menghargai kreativitas bawahan					
KM11	Pimpinan saya memberikan arahan dan bimbingan					
KM12	Pimpinan saya mengevaluasi tugas yang sudah dikerjakan bawahan					

5. Diagram AMOS Kepemimpinan.



Gambar 3.13. Diagram AMOS Kepemimpinan.

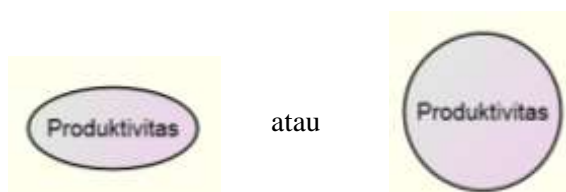
Sesuai prosedur tetap dalam metodologi penelitian manajemen, sebelum instrument digunakan pada penelitian perlu dilakukan *pilot testing* atau uji coba instrumen. Secara konvensional, uji instrumen dilakukan terhadap 30 responden untuk mengetahui validitas dan reliabilitas instrumen. Butir-butir instrument yang tidak valid dan reliable, di-drop (dikeluarkan) dari instrumen sehingga tidak dapat digunakan dalam penelitian yang menggunakan data sample penelitian sesungguhnya. Uji validitas instrumen dilakukan dengan korelasi Pearson, sedangkan uji reliabilitas instrumen dengan *Alpha Cronbach*.

3. Variabel Tersembunyi (Un-observed/Latent).

Dalam analisis SEM, variable yang tidak dapat diukur langsung disebut *unobserved* atau *laten*. *Unobserved* variabel merupakan variabel yang diukur melalui indikator. Variable *laten* merupakan konstruk atau konsep abstrak yang menjadi perhatian yang hanya dapat diamati secara tidak langsung melalui efeknya pada variabel teramati. Variabel *laten* tidak memerlukan beberapa indikator sebagai

proksi. *Unobserved* variable dapat berupa variabel *eksogen*, *endogen*, *moderating* atau *intervening*. (Ghozali, 2008c:5, Sitinjak dan Sugiarto, 2006:9 dan Latan, 2012:8).

Dalam konvensi pembuatan diagram SEM, *un-observed* atau *latent variable* digambar dalam bentuk lingkaran atau *oval*. Misalkan variable laten produktivitas pada Gambar 3.10. masih merupakan konsep variable yang pengukurannya masih perlu diturunkan menjadi dimensi dan indikator (*jika 2nd order*) atau langsung indikator (*jika 1st order*), dimana indikator digambar dengan gambar *box* atau kotak yang menandakan bahwa indikator sudah dapat diukur.



Gambar 3.14. Diagram *un-observed* atau *latent variable*.

4. Variabel Teramati/Manifest (*Observed*).

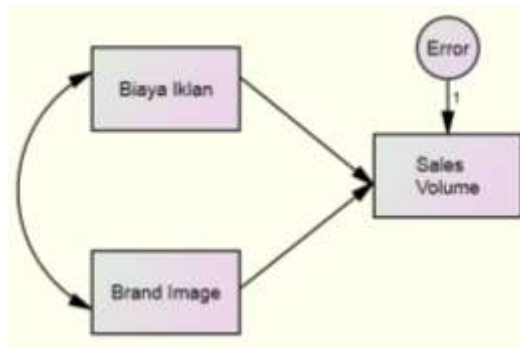
Dalam analisis SEM, variable yang dapat diukur atau diamati langsung disebut variable manifest atau *observed variable*. Menurut Hair *et al.* (1995) dalam Kurniawan dan Yamin (2009:6) pengertian *manifest variabel* adalah :

“Manifest is observed value for a specific item in question, obtained either from respondent in response to question (as in questionnaire) or from observation by the researcher.”

[“... nilai observasi untuk butir pernyataan spesifik yang diukur, baik diperoleh dari responden dalam menjawab pertanyaan (misalnya, kuesioner) maupun dari observasi yang dilakukan oleh peneliti.”]

Observed variabel merupakan variabel yang dapat diukur secara langsung atau variabel yang menjelaskan *unobserved* variabel untuk diukur. Variable manifest adalah variable yang dapat diamati atau diukur secara empiris. Variable *manifest* yang merupakan efek atau ukuran dari *latent variable* seringkali disebut sebagai indikator. Sejauhmana indikator-indikator yang digunakan mampu mencerminkan variabel *latent*, tentu terkait dengan kualitas pengukuran, yaitu : validitas dan reliabilitas. *Observed* variabel dapat juga berupa variabel independen, variabel dependen atau variabel moderating maupun *intervening* (Sitinjak dan Sugiarto, 2006:9 dan Latan, 2012:8).

Dalam konvensi pembuatan diagram SEM, *observed* atau *manifest variable* digambar dalam bentuk *box* atau kotak yang menandakan bahwa variable tersebut dapat diukur secara langsung. Misalkan model regresi pada **Gambar 3.15. Diagram *observed* atau *manifest variable***, untuk mengukur *observed* atau *manifest variable* tidak perlu diturunkan menjadi dimensi dan indikator, karena variabel yang teramati (*observed* atau *manifest*) sudah dapat langsung diukur seperti biaya **iklan**, **brand image** dan **sales volume**. seperti contoh sebagai berikut :



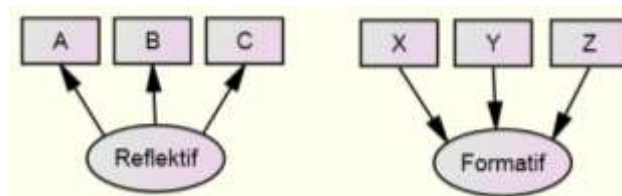
Gambar 3.16. Diagram *observed* atau *manifest variable*.

5. Variabel Reflektif VS Formatif.

Menurut Bollen (1989) dalam Ghozali (2008b:7) pemilihan konstruk berdasarkan model refleksi atau model formatif tergantung dari prioritas hubungan kausalitas antara indikator dan variabel laten. Konstruk seperti “personalitas” atau “sikap” dipandang sebagai faktor yang menimbulkan sesuatu yang kita amati sehingga indikatornya bersifat reflektif. Sebaliknya jika konstruk merupakan kombinasi penjelas dari indikator (seperti perubahan penduduk atau bauran pemasaran) yang ditentukan oleh kombinasi variabel maka indikatornya harus bersifat formatif.

Konstruk dengan indikator yang bersifat formatif mempunyai karakteristik memiliki beberapa ukuran komposit yang digunakan dalam literatur ekonomi seperti *index of sustainable economics welfare* (Daly dan Cobb, 1989), *the human development index* (UNDP, 1990), *the quality of life index* (Johnston, 1988).

Dalam analisis SEM, variabel-variabel teramati atau indikator-indikator yang digunakan untuk mengukur sebuah variabel laten bersifat *reflektif* karena variabel-variabel teramati tersebut dipandang sebagai indikator-indikator yang dipengaruhi oleh konsep yang sama dan yang mendasarinya (yaitu variabel laten). Hal ini penting diperhatikan karena banyak peneliti yang melakukan kesalahan dalam penggunaan model SEM. Kesalahan yang dimaksud yaitu secara tidak sengaja menggunakan indikator formatif dalam analisis SEM. Menurut Chin (1998) dalam Wijanto (2008:26) variabel atau indikator formatif adalah indikator yang membentuk atau menyebabkan adanya penciptaan atau perubahan di dalam sebuah variabel laten. Untuk lebih jelasnya, perhatikan **Gambar 3.12. Indikator Reflektif vs Formatif** berikut :



Gambar 3.17. Indikator Reflektif vs Formatif

Pada umumnya prosedur pengembangan spesifikasi model dalam berbagai literatur disarankan menggunakan konstruk dengan indikator *reflective* karena diasumsikan mempunyai kesamaan domain konten, walaupun sebenarnya dapat juga menggunakan konstruk dengan indikator *formative*.

Pengguna CB-SEM seperti AMOS atau LISREL menghendaki agar konstruk yang dibentuk mempunyai arah indikator *reflective*. Konstruk dengan indikator *reflective* mengasumsikan bahwa kovarian di antara pengukuran model dijelaskan oleh varian yang merupakan manifestasi domain konstraknya. Arah indikator berasal dari konstruk menuju ke indikator. Pada setiap indikatornya harus ditambah dengan *error terms* atau kesalahan pengukuran.

Menurut Jarvis *et.al.* (2003) dan Mac Kenzie *et.al.* (2005) dalam Latan (2012:61) konstruk dengan indikator *reflective* mempunyai ciri-ciri sebagai berikut : (1) arah kausalitas dari konstruk ke indikator (*items*), (2) indikator manifestasi terhadap konstruk, (3) perubahan pada indikator tidak menyebabkan perubahan pada konstruk, (4) perubahan pada konstruk mengakibatkan perubahan pada indikator, (5) indikator dapat dipertukarkan, (6) indikator harus memiliki konten yang sama dan indikator perlu memiliki tema yang sama, (7) menghilangkan satu indikator tidak akan mengubah makna konstruk, (8) indikator diharapkan memiliki kovarian satu sama lainnya, dan (9) indikator disyaratkan memiliki anteseden yang sama.

Bagaimana menentukan apakah sebuah konstruk reflektif atau formatif? Hair *et al.* (2006) dalam Jogiyanto (2011:17) memberikan ketentuan sebagai berikut :

1. **Mengidentifikasi arah kausalitas antara indikator-indikator dengan konstruk.** Apakah arah kausalitas berasal dari konstruk menuju ke indikator atau sebaliknya? Indikator reflektif **disebabkan** oleh konstruk sedangkan indikator formatif **menyebabkan** konstruk.
2. **Mengidentifikasi sifat kovarian antar butir indikator.** Jika antar butir indikator diharapkan berkovarian tinggi maka model reflektif lebih tepat. Dalam model reflektif, seluruh indikator akan bergerak sama, artinya perubahan suatu indikator menyebabkan perubahan terhadap indikator lain. **Kovarian yang tinggi antar butir**, merupakan bukti konsisten indikator **reflektif**. Indikator **formatif** diharapkan **tidak memiliki kovarian yang tinggi** karena atau indikator formatif diharapkan tidak bergerak sama.
3. **Mengidentifikasi apakah terdapat perbedaan dalam konten indikator.** Jika indikator memiliki kesamaan dasar konseptual, artinya seluruh indikator mengindikasikan hal yang sama maka model pengukuran dapat dinilai sebagai model **reflektif**.
4. **Mengidentifikasi bagaimana indikator-indikator berhubungan dengan konstruk lain.** Semua indikator dalam suatu konstruk dapat berhubungan dengan variabel lain dengan cara yang sama dalam model reflektif. Sedangkan indikator dalam model formatif tidak berhubungan dengan variabel lain. Dalam model pengukuran formatif, peneliti berharap suatu indikator menghasilkan pola hubungan berbeda dengan variabel lain dari pada dengan indikator lain.

F. Konvensi Penulisan & Diagram Variabel.

Dalam Persamaan Struktural Lengkap (PSL), variabel utama yang menjadi perhatian adalah **variabel** atau **konstruk laten**, seperti sikap, kecerdasan emosional dan kepuasan kerja. Kita dapat mengukur perilaku variabel laten secara tidak langsung melalui pengaruhnya terhadap variabel indikator atau variabel *manifest*.

1. Konstruk Laten

Ada dua jenis laten variabel yaitu laten variabel *exogen* (independen) dan *endogen* (dependen). Konstruk *exogen* di gambarkan dalam huruf Yunani dengan karakter “ksi” (ξ_1) dan konstruk *endogen*

dengan simbol karakter “eta” (η_2). Kedua jenis konstruk ini dibedakan atas dasar apakah mereka berkedudukan sebagai variabel dependen atau bukan dependen di dalam suatu model persamaan. Konstruk eksogen adalah variabel independen, sedangkan konstruk endogen adalah semua variabel dependen. Dalam bentuk grafis konstruk endogen menjadi target paling tidak suatu anak panah (\rightarrow) atau hubungan regresi, sedangkan konstruk eksogen menjadi target garis dengan dua anak panah (\leftrightarrow) atau hubungan korelasi/kovarian.

2. Model Struktural

Di dalam SEM, model struktural meliputi hubungan antar konstruk laten dan hubungan ini di anggap linear, walaupun pengembangan lebih lanjut memungkinkan memasukkan persamaan non-linear. Secara grafis garis dengan satu kepala anak panah menggambarkan hubungan regresi dan garis dengan dua kepala anak panah menggambarkan hubungan korelasi atau kovarian.

Parameter yang menggambarkan hubungan regresi antar konstruk laten umumnya di tulis dalam karakter Yunani “gamma” (γ) untuk regresi antara konstruk eksogen ke konstruk endogen dan ditulis dengan karakter Yunani “beta” (β) untuk regresi antara konstruk endogen ke konstruk endogen lainnya. Konstruk eksogen di dalam SEM dapat dikorelasikan atau di-kovariatkan satu sama lain dan parameter yang menghubungkan korelasi ini ditulis dalam karakter Yunani “phi” (Φ) yang menggambarkan kovarian atau korelasi.

3. Kesalahan Struktural (*Structural Error*)

Peneliti umumnya tahu bahwa tidak mungkin memprediksi secara sempurna (*perfect*) konstruk dependen, oleh karena itu model SEM memasukkan struktural *error term* yang ditulis dalam karakter Yunani “zeta” (ζ_3). Untuk mencapai konsistensi estimasi parameter, *error term* ini diasumsikan tidak berkorelasi dengan konstruk eksogen dalam model. Namun demikian struktural *error term* dapat dikorelasikan dengan struktur *error term* yang lain dalam model.

4. Variabel Manifest atau Indikator

Peneliti SEM menggunakan variabel manifest atau indikator untuk membentuk konstruk laten. Variabel manifest ini diwujudkan dalam pertanyaan atau pernyataan skala Likert. Variabel manifest untuk membentuk konstruk laten eksogen diberi simbol X_1 sedangkan variabel manifest yang membentuk konstruk laten endogen diberi simbol Y_2 .

5. Model Pengukuran (*Measurement Model*)

Dalam SEM setiap konstruk laten biasanya dihubungkan dengan *multiple measure*. Hubungan antara konstruk laten dengan pengukurannya dilakukan lewat faktor *Analytic Measurement Model*, yaitu setiap konstruk laten dibuat model sebagai *common* faktor dari pengukurannya (*measurement*). Nilai “loading” yang menghubungkan konstruk dengan pengukurannya diberi simbol dengan karakter Yunani “lamda” (λ_{32}).

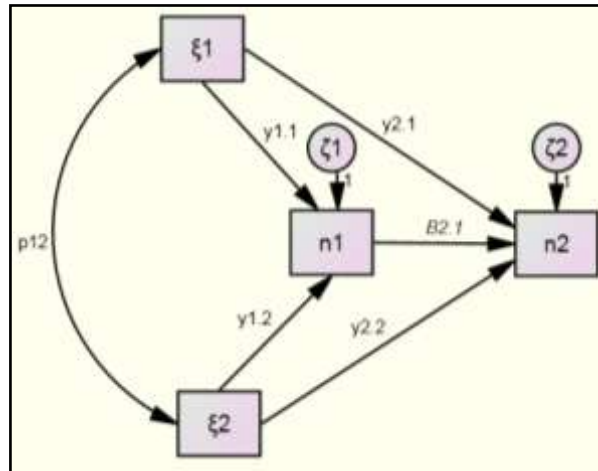
6. Kesalahan Pengukuran (*Measurement Error*)

Pengguna SEM mengakui bahwa pengukuran mereka tidak sempurna dan hal ini dimasukkan dalam model. Jadi model persamaan struktural memasukkan kesalahan pengukuran dalam modeling. Dalam kaitannya dengan faktor *analytic measurement model*, kesalahan pengukuran (*error term*) ini adalah faktor yang unik dikaitkan dengan setiap pengukuran. Kesalahan pengukuran yang

berhubungan dengan pengukuran X di beri label karakter Yunani “delta” (δ_1) sedangkan kesalahan pengukuran yang dihubungkan dengan pengukuran Y diberi simbol karakter Yunani “epsilon” (ϵ_3).

7. Model Struktural dengan Variabel Observed (Analisis Jalur atau Path Analysis).

Analisis jalur merupakan regresi simultan dengan variabel *observed* atau terukur secara langsung seperti pendapatan, gaji, pendidikan dan jumlah tabungan. Berikut ini contoh model struktural analisis jalur.



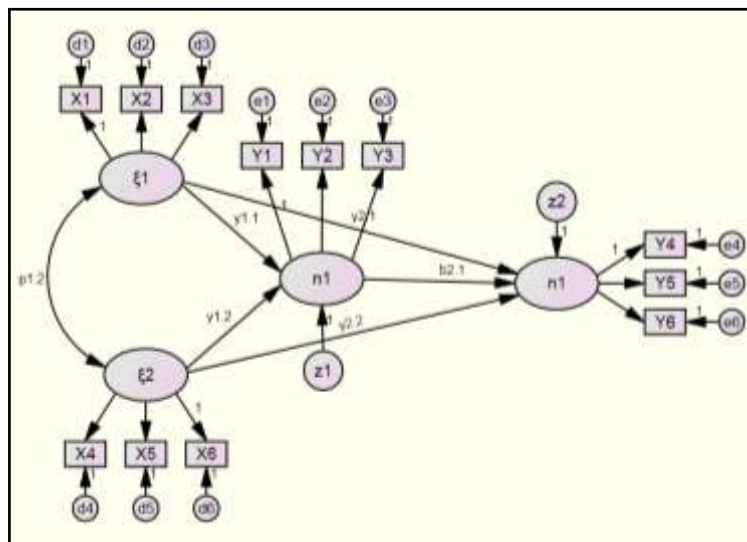
Gambar 3.18. Model Analisis Jalur

Penjelasan Gambar

- Terdapat dua variabel exogen yaitu ξ_1 dan ξ_2 dan dua variabel endogen yaitu η_1 dan η_2 .
- Antar variabel exogen harus dikovariankan dengan saling menghubungkan kedua variabel ini dengan dua anak panah (hubungan kovarian atau korelasi) dengan simbol p atau *phi* (Φ).
- Semua variabel endogen harus diberi *error* atau nilai *residual regression* dengan simbol z atau *zeta* (ζ).
- Koefisien regresi antara variabel exogen dengan variabel endogen diberi simbol *gamma* (γ) dengan cara memberi notasi dari variabel endogen ke exogen:
 - Dari ζ_1 ke $\eta_1 = \gamma_{1.1}$
 - Dari ζ_2 ke $\eta_1 = \gamma_{1.2}$
 - Dari ζ_1 ke $\eta_2 = \gamma_{2.1}$
 - Dari ζ_2 ke $\eta_2 = \gamma_{2.2}$
- Koefisien regresi antara variabel endogen dengan variabel endogen lainnya diberi simbol b atau *beta* (β) dengan cara memberi notasi sebagai berikut :
 - Dari η_1 ke $\eta_2 = \beta_{2.1}$
- Gambar model analisis jalur di atas dapat ditulis dengan persamaan matematis sebagai berikut :
 - $\eta_1 = \gamma_{1.1}\xi_1 + \gamma_{1.2}\xi_2 + \zeta_1$
 - $\eta_2 = \gamma_{2.1}\xi_1 + \gamma_{2.2}\xi_2 + \beta_{2.1}\eta_1 + \zeta_2$

8. Model Struktural dengan Variabel Laten

Model struktural dengan variabel laten terdiri dari dua bagian yaitu bagian model pengukuran (*measurement model*) yaitu hubungan dari indikator ke variabel laten dan model struktural yaitu hubungan antara variabel laten.



Gambar 3.19. Full Model Struktural

Penjelasan Gambar

- Terdapat dua variabel exogen laten yaitu ξ_1 (ksi_1) dan ξ_2 (ksi_2) masing-masing variabel ini diukur dengan indikator atau manifest. Simbol manifest untuk variabel exogen adalah X dan nilai *error*nya disebut *delta* (δ) atau d.
- Terdapat dua variabel endogen yaitu η_1 (eta_1) dan η_2 (eta_2) masing-masing variabel ini diukur dengan indikator atau manifest. Simbol manifest untuk variabel endogen adalah Y dan nilai *error*nya disebut *epsilon* (ϵ).
- Antara variabel laten exogen harus dikovariankan dengan saling menghubungkan kedua variabel laten ini dengan dua anak panah (hubungan kovarian atau korelasi) dengan simbol ϕ atau *phi* (ϕ).
- Semua variabel laten endogen harus diberi *error* atau nilai residual *regression* dengan simbol ζ (ζ).
- Koefisien regresi antara variabel laten exogen dengan variabel laten endogen diberi simbol *gamma* (γ) dengan cara memberi notasi dari variabel laten endogen ke variabel laten exogen :
 Dari ξ_1 ke $\eta_1 = \gamma_{1,1}$
 Dari ξ_2 ke $\eta_1 = \gamma_{1,2}$
 Dari ξ_1 ke $\eta_2 = \gamma_{2,1}$
 Dari ξ_2 ke $\eta_2 = \gamma_{2,2}$
- Koefisien regresi antara variabel laten endogen dengan variabel laten endogen lainnya diberi simbol *b* atau *beta* (β) dengan cara memberi notasi sebagai berikut :
 Dari η_1 ke $\eta_2 = \beta_{2,1}$

- g. Ada dua model pengukuran (*measurement model*) yaitu model pengukuran variabel laten exogen dan model pengukuran variabel laten endogen. Model pengukuran adalah hubungan antara indikator atau manifest dengan konstruk latennya. Berdasarkan Gambar 3.19. di atas terdapat dua model pengukuran variabel laten exogen ξ_1 dan ξ_2 , serta dua model pengukuran variabel laten endogen η_1 dan η_2 . Nilai faktor *loading* dari indikator ke konstruk laten disebut *lamda* (λ). Berikut ini cara menuliskan persamaan matematik model pengukuran :

<p>Variabel Laten ξ_1</p> $X_1 = \lambda_{1.1} \xi_1 + \delta_1$ $X_2 = \lambda_{2.1} \xi_1 + \delta_2$ $X_3 = \lambda_{3.1} \xi_1 + \delta_3$	<p>Variabel Laten ξ_2</p> $X_4 = \lambda_{4.2} \xi_2 + \delta_4$ $X_5 = \lambda_{5.2} \xi_2 + \delta_5$ $X_6 = \lambda_{6.2} \xi_2 + \delta_6$
<p>Variabel Laten η_1</p> $Y_1 = \lambda_{1.1} \eta_1 + \varepsilon_1$ $Y_2 = \lambda_{2.1} \eta_1 + \varepsilon_2$ $Y_3 = \lambda_{3.1} \eta_1 + \varepsilon_3$	<p>Variabel Laten η_2</p> $Y_4 = \lambda_{4.2} \eta_2 + \varepsilon_4$ $Y_5 = \lambda_{5.2} \eta_2 + \varepsilon_5$ $Y_6 = \lambda_{6.2} \eta_2 + \varepsilon_6$

- h. Model persamaan struktural adalah model hubungan antara variabel laten dengan persamaan berikut :

$$\eta_1 = \gamma_{1.1} \xi_1 + \gamma_{1.2} \xi_2 + \zeta_1$$

$$\eta_2 = \gamma_{2.1} \xi_1 + \gamma_{2.2} \xi_2 + \beta_{2.1} \eta_1 + \zeta_2$$

G. Model dan Kesalahan Pengukuran Variabel.

1. Model Pengukuran Variable (*Measurment Model*).

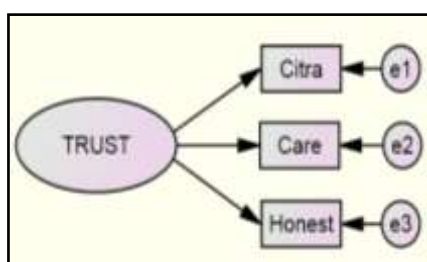
Menurut Jogiyanto (2011:69) model pengukuran (*outer model*) dalam dan model penelitian tidak dapat diuji dalam suatu model prediksi hubungan korelasional dan kausal jika belum melewati tahap purifikasi dalam model pengukuran. Model pengukuran sendiri digunakan untuk menguji validitas konstruk dan reliabilitas instrumen. Menurut Cooper and Schindler (2006:53) uji validitas dilakukan untuk mengetahui kemampuan instrumen penelitian mengukur apa yang seharusnya diukur. Sedangkan uji reabilitas digunakan untuk mengukur konsistensi alat ukur dalam mengukur suatu konsep atau dapat juga digunakan untuk mengukur konsistensi responden dalam menjawab item pertanyaan dalam kuesioner atau instrumen penelitian.

Ditambahkan oleh Santoso (2011:97) *measurement* adalah bagian dari model SEM yang terdiri atas sebuah variabel laten (konstruk) dan beberapa variabel manifest (indikator) yang menjelaskan variabel laten tersebut. Tujuan pengujian adalah ingin mengetahui seberapa tepat variabel-variabel manifest tersebut dapat menjelaskan variabel laten yang ada. Dasar pengujian *measurement* adalah :

- a. Jika secara teori sebuah indikator menjelaskan keberadaan konstruk (variabel laten), maka akan ada hubungan antara keduanya. Karena variabel laten tidak mempunyai nilai tertentu, maka proses pengujian dilakukan di antara indikator-indikator yang membentuknya.

- b. Dilakukan penghitungan kovarian dari data sampel untuk mengetahui hubungan indikator-indikator dengan konstruk. Dari penghitungan tersebut, karena melibatkan banyak variabel, akan muncul matrik kovarian sampel.
- c. Penghitungan menggunakan prosedur estimasi *maximum likelihood* menghasilkan matrik kovarian estimasi. Selanjutnya dilakukan perbandingan matrik kovarian sampel dengan matrik kovarian estimasi. Uji perbandingan ini dinamakan dengan uji *goodness of fit*.

Dari uraian di atas, dapat disimpulkan bahwa *measurement* model adalah bagian dari pengujian model SEM yang menggambarkan hubungan antara variabel laten dengan indikator-indikatornya. Sebagai contoh : *Trust* memiliki indikator : *image, care dan honest*, pada **Gambar 3.15. Variabel Laten *Trust* dengan Tiga Indikator.**



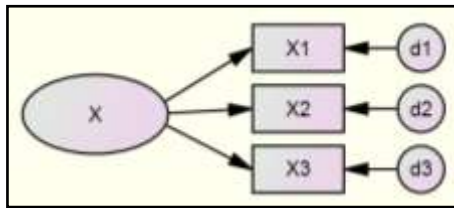
Gambar 3.20. Variabel Laten *Trust* dengan Tiga Indikator.

Measurement model variable atau pengukuran variable oleh Waluyo (2011:3) disebut model deskriptif. Model pengukuran variable adalah model yang ditunjukkan untuk mendeskripsikan sebuah keadaan atau sebuah konsep atau sebuah faktor. Dalam pemodelan SEM, *measurement model* digunakan untuk mengukur kuatnya struktur dimensi-dimensi yang membentuk sebuah faktor. *Measurement model* adalah proses pemodelan yang diarahkan untuk menyelidiki *unidimensionalitas* dari indikator-indikator yang menjelaskan sebuah variabel laten. Karena measurement model berhubungan dengan faktor maka analisis yang dilakukan sesungguhnya sama dengan analisis faktor. Peneliti menentukan terlebih dahulu beberapa variabel yang dipandang sebagai indikator dari sebuah faktor dan akan digunakan teknik SEM untuk mengkonfirmasi model tersebut. Itulah sebabnya teknik analisis ini disebut *Confirmatory Factor Analysis (CFA)*. *Measurement model* akan menghasilkan penilaian mengenai validitas konvergen (*convergent validity*) dan validitas diskriminan (*discriminant validity*).

Model pengukuran deskriptif atau *measurement model* terdiri dari dua model, yaitu **model pengukuran partial** atau *single* dan **menyeluruh** atau *gabungan*.

1. Model pengukuran *partial* atau *single*.

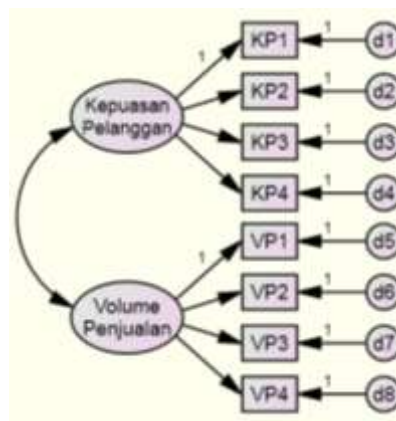
Model pengukuran dilakukan secara terpisah atau dilakukan pada tiap konstruk (*single measurement model*) atau dapat juga dilakukan antar konstruk eksogen dan antar konstruk endogen (*multidimensional model*).



Gambar 3.21. *Single atau Partial Measurement Model.*

2. Model pengukuran *menyeluruh* atau *gabungan*.

Model yang sudah dibuat berdasarkan *justifikasi* teori, semua hubungan antara konstruk dengan konstruk digambarkan dengan bentuk garis panah dua arah yang bertujuan untuk menganalisis korelasi. Korelasi antar variabel independen nilainya kecil (tidak ada korelasi). Apabila korelasinya besar dipilih yang besar nilainya, sedangkan variabel independen dengan dependen korelasi diharapkan besar (signifikan). Pada bagian ini tidak menutup kemungkinan yang tadinya jadi variabel dependen menjadi variabel independen akibat *measurement* model secara menyeluruh (simultan). *Unidimensionalitas* dari dimensi-dimensi yang membentuk konstruk juga dapat dianalisis.



Gambar 3.22. Model Pengukuran *Menyeluruh* atau *Gabungan*.

2. **Kesalahan Pengukuran Variabel.**

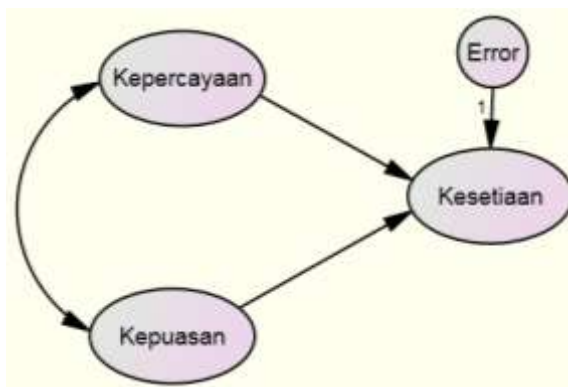
Menurut Wijanto (2008:16) dalam SEM indikator-indikator atau variabel-variabel teramati tidak dapat secara sempurna mengukur variabel laten terkait. Untuk memodelkan ketidaksempurnaan ini dilakukan penambahan komponen yang mewakili kesalahan pengukuran ke dalam SEM.

Komponen kesalahan pengukuran yang berkaitan dengan variabel teramati X (eksogen) diberi label dengan huruf Yunani δ (“*delta*”), sedangkan yang berkaitan dengan variabel Y (endogen) diberi label dengan huruf Yunani ϵ (“*epsilon*”). Kesalahan pengukuran δ boleh berkorelasi satu sama lain, meskipun demikian secara *default* mereka tidak berkorelasi satu sama lain. Matrik kovarian dari δ diberi tanda dengan huruf Yunani $\Theta\delta$ (“*theta delta*”) dan secara *default* adalah matrik diagonal. Hal yang sama berlaku untuk kesalahan pengukuran epsilon yang matrik kovariannya adalah $\Theta\epsilon$ (“*theta epsilon*”) dan merupakan matrik diagonal secara *default*.

H. Model dan Kesalahan Struktural.

1. Model Struktural (*Structural Model*).

Jika measurement model menggambarkan hubungan variabel laten dengan indikatornya, maka struktural model menggambarkan hubungan antar variabel laten atau antar variabel eksogen dengan variabel endogen dalam sebuah struktur atau model SEM. Sebagai contoh model struktur penelitian yang berjudul : *“Pengaruh Kepercayaan dan Kepuasan Terhadap Kesetiaan Pelanggan”* yang dapat dilihat pada Gambar 3.18. Model Struktural berikut :



Gambar 3.24. Model Struktural.

Model struktural menurut Santoso (2011:134) adalah hubungan antara konstruk yang mempunyai hubungan *causal* (sebab-akibat), dengan demikian, model struktural terdiri dari variabel independen (eksogen) dan variabel dependen (endogen). Hal ini berbeda dengan sebuah model pengukuran (*measurement*) yang memperlakukan semua variabel (konstruk) sebagai variabel independen. Dengan tetap berpedoman pada hakekat SEM, semua konstruk dan hubungan antar-konstruk harus mengacu pada dasar teori tertentu (*theory-based*).

Pendapat Wijanto (2008:12) bahwa **model struktural** menggambarkan hubungan-hubungan yang ada di antara variabel-variabel laten. Hubungan-hubungan ini umumnya linier, meskipun perluasan SEM memungkinkan untuk mengikutsertakan hubungan non-linier. Sebuah hubungan diantara variabel-variabel laten serupa dengan sebuah persamaan regresi linier di antara variabel-variabel laten tersebut. Beberapa persamaan regresi linier tersebut membentuk sebuah persamaan simultan variabel-variabel laten (serupa dengan persamaan simultan dalam ekonometri).

Sedangkan menurut Jogiyanto (2011:72) **model struktural** dalam PLS-SEM dievaluasi dengan menggunakan R^2 untuk konstruk dependen, nilai koefisien *path* atau *t-values* tiap *path* untuk uji signifikansi antar konstruk dalam model struktural. Nilai R^2 digunakan untuk mengukur tingkat variasi perubahan variabel independen terhadap variabel dependen. Semakin tinggi nilai R^2 berarti semakin baik model prediksi dari model penelitian yang diajukan. Sebagai contoh, jika nilai R^2 sebesar 0,7 artinya variasi perubahan variabel dependen yang dapat dijelaskan oleh variabel dependen adalah sebesar 70 persen, sedangkan sisanya dijelaskan oleh variabel lain di luar model yang diajukan. Namun, R^2 bukanlah parameter absolut dalam mengukur ketepatan model prediksi karena dasar hubungan teoritis adalah parameter yang paling utama untuk menjelaskan hubungan kausalitas tersebut.

2. Kesalahan Struktural.

Menurut Wijanto (2008:15) pada umumnya pengguna SEM tidak berharap bahwa variabel bebas dapat memprediksi secara sempurna variabel terikat, sehingga dalam suatu model biasanya ditambahkan komponen kesalahan struktural. Kesalahan struktural ini diberi label huruf Yunani ζ (“Zeta”). Untuk memperoleh estimasi parameter konsisten, kesalahan *structural* ini diasumsikan tidak berkorelasi dengan variabel-variabel eksogen dari model. Meskipun demikian, kesalahan struktural bisa dimodelkan berkorelasi dengan kesalahan struktural yang lain.

I. Estimasi Model.

Teknik estimasi model persamaan struktural pada awalnya dilakukan dengan *Ordinary Least Square* (OLS) *Regression*, tetapi teknik ini telah digantikan oleh *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) yang lebih efisien dan tidak bias jika asumsi normalitas *multivariate* dipenuhi. Teknik ML sekarang digunakan oleh banyak program komputer. Namun demikian teknik ML sangat sensitif terhadap non-normalitas data sehingga diciptakan teknik estimasi lain seperti *Weighted Least Squares* (WLS), *Generalized Least Squares* (GLS) dan *Asymptotically Distribution Free* (ADF). Teknik estimasi ADF saat ini banyak digunakan karena tidak sensitif terhadap data yang tidak normal, hanya saja untuk menggunakan teknik estimasi ADF diperlukan jumlah sampel yang besar.

Jika model struktural dan model pengukuran telah terspesifikasi dan input matrik telah dipilih, langkah berikutnya adalah memilih program komputer untuk mengestimasi. Ada beberapa program komputer yang telah dibuat untuk mengestimasi model antara lain AMOS, LISREL (*Linear Structural RELations*), dan Smart-PLS yang akan dibahas secara sendiri-sendiri pada bagian tutorial.

Menurut Waluyo (2011:17) model teoritis yang telah dibangun pada langkah pertama akan digambarkan dalam sebuah *path* diagram yang akan mempermudah peneliti melihat hubungan-hubungan kausalitas yang ingin diujinya. Kita ketahui bahwa hubungan-hubungan kausal biasanya dinyatakan dalam bentuk persamaan tetapi dalam SEM hubungan kausalitas itu cukup digambarkan dalam sebuah *path* diagram dan selanjutnya bahasa program akan mengkonversi gambar menjadi persamaan dan persamaan menjadi estimasi.

Menurut Wijanto (2008:34) SEM dimulai dengan menspesifikasikan model penelitian yang akan diestimasi. Spesifikasi model penelitian, yang merepresentasikan permasalahan yang diteliti, adalah penting dalam SEM. Analisis tidak dapat dimulai sampai peneliti menspesifikasikan sebuah model yang menunjukkan hubungan di antara variabel-variabel yang akan dianalisis. Melalui langkah-langkah di bawah ini, peneliti dapat memperoleh model yang diinginkan :

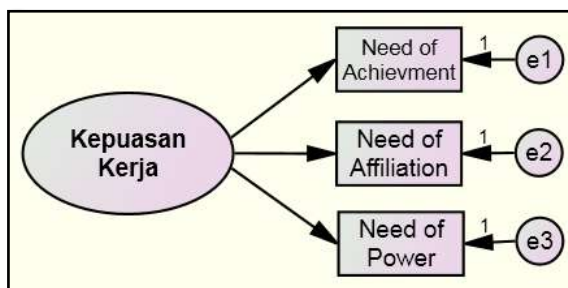
1. Spesifikasi model pengukuran dan struktural konstruk *Unidimensional*.

- a. Definisikan variabel-variabel laten yang ada di dalam penelitian.
- b. Definisikan variabel-variabel teramati.
- c. Definisikan hubungan antara setiap variabel laten dengan variabel-variabel teramati yang terkait.

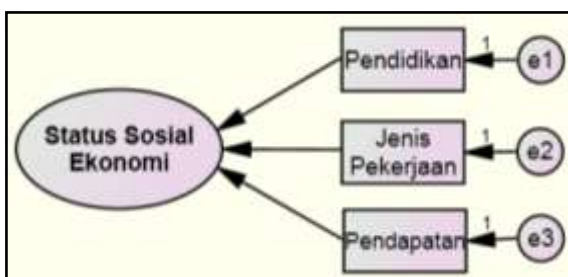
Untuk tahap spesifikasi, dalam model persamaan pengukuran maupun struktural peneliti harus memperhatikan dimensionalitas sebuah konstruk. Secara teoritis, dimensi sebuah konstruk dapat berbentuk *unidimensional* atau *multidimensional*. Perbedaan tersebut terjadi karena tiap konstruk memiliki level abstraksi yang berbeda pula dalam pengujian statistiknya.

Konstruk *unidimensional* adalah konstruk yang dibentuk langsung dari manifest variabelnya dengan arah indikatornya dapat berbentuk *reflective* maupun *formative*. Pada model struktural yang

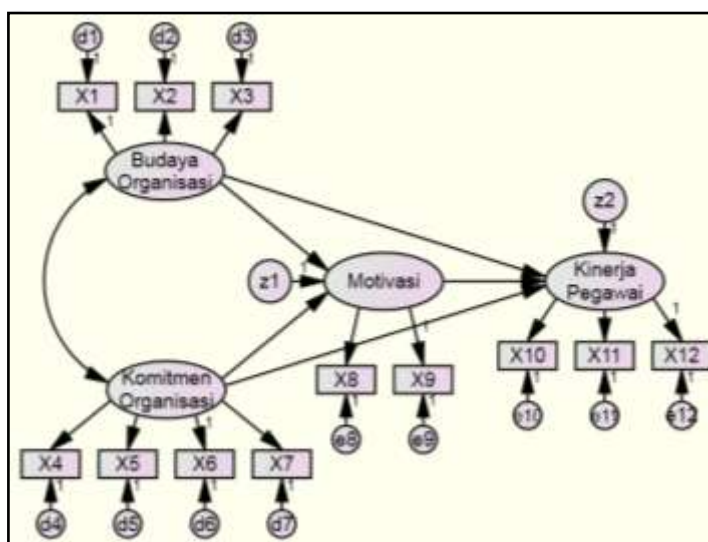
menggunakan konstruk *unidimensional*, analisis faktor konfirmatori untuk menguji validitas konstruk dapat dilakukan langsung melalui *first order construct* yaitu konstruk laten yang direfleksikan oleh indikator-indikatornya. Berikut diberikan contoh konstruk *unidimensional* dan model struktural dengan konstruk *unidimensional* seperti tampak pada Gambar berikut ini :



Gambar 3.25. Model Pengukuran Konstruk *Unidimensional* dengan Indikator Reflektif.



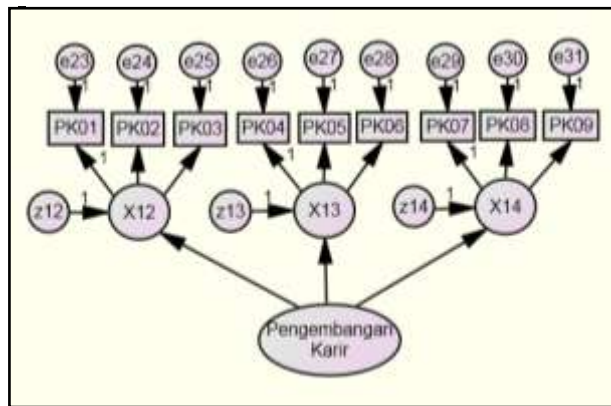
Gambar 3.26. Model Pengukuran Konstruk *Unidimensional* dengan Indikator Formatif.



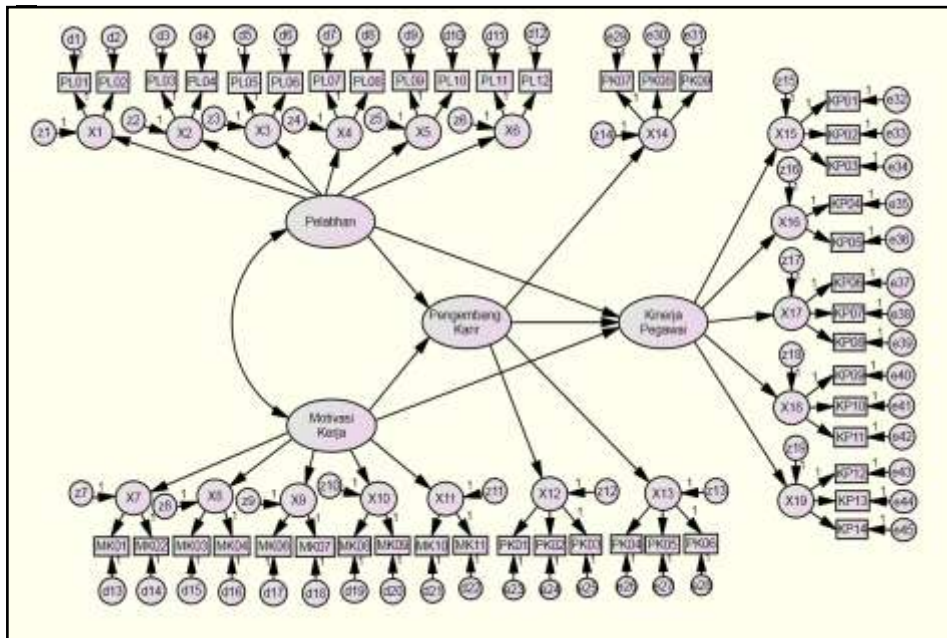
Gambar 3.27. Model Struktural dengan Konstruk *Unidimensional*.

2. Spesifikasi model pengukuran dan struktural konstruk *Multidimensional*.

Konstruk *multidimensional* adalah konstruk yang dibentuk dari konstruk laten dimensi yang didalamnya termasuk konstruk *unidimensional* dengan arah indikatornya dapat berbentuk *reflective* maupun *formative*. Pada model struktural yang menggunakan konstruk *multidimensional*, analisis faktor konfirmatori untuk menguji validitas konstruk dilakukan melalui dua tahap, yaitu analisis pada *first order construct* yaitu konstruk laten dimensi yang direfleksikan atau dibentuk oleh indikator-indikatornya dan analisis pada *second order construct* yaitu konstruk yang direfleksikan atau dibentuk oleh konstruk laten dimensinya. Berikut diberikan contoh konstruk *multidimensional* seperti tempat pada gambar berikut ini :



Gambar 3.28. Model Pengukuran Konstruk *Multidimensional*.



Gambar 3.29. Model Struktural dengan Konstruk *Multidimensional*.

J. Identifikasi Model.

Dalam persamaan struktural, salah satu pertanyaan yang harus dijawab adalah : “*Apakah model memiliki nilai yang unik, sehingga model tersebut dapat diestimasi?*”. Jika model tidak dapat diidentifikasi, maka tidak mungkin dapat menentukan nilai yang unik untuk koefisien model. Sebaliknya, estimasi parameter akan *abitrer* apabila suatu model memiliki beberapa estimasi yang mungkin *fit* pada model tersebut. Jadi model struktural dapat dikatakan baik apabila memiliki **satu** solusi yang unik untuk estimasi parameter. Untuk memberikan ilustrasi, kita akan coba gunakan metode matematika dasar.

Jika diketahui $A \times B = 60$, maka berapa nilai A dan B?

Tentu akan diperoleh beberapa jawaban yang merupakan kemungkinan pasangan untuk nilai A dan B. Misal nilai A dan B dapat ditentukan menjadi 2 x 30; 3 x 20; 5 x 12; 10 x 6 dll. Sehingga kita harus memilih solusi yang sesuai, yang sering kali disebut masalah identifikasi.

Masalah di atas dapat juga terjadi pada SEM, dimana informasi yang terdapat pada data empiris (varians dan kovarian variabel manifest) tidak cukup untuk menghasilkan solusi yang unik untuk memperoleh parameter model. Dalam hal tersebut di atas, program AMOS akan menghasilkan beberapa solusi atas sistem persamaan yang menghubungkan varian dan kovarian variabel *observed* (manifest/indikator) terhadap parameter modelnya. Sehingga dapat men-*fit*-kan setiap angka dalam matrik kovarians ke suatu model. Ketika masalah tersebut terjadi, yaitu adanya beberapa solusi yang sesuai, maka masalah tersebut adalah *un-identified* atau *under-identified* model.

Untuk dapat memecahkan suatu sistem persamaan agar memperoleh solusi yang unik dalam SEM, maka jumlah persamaan minimal harus sama dengan jumlah angka yang tidak diketahui. Ada tiga kemungkinan yang dapat terjadi terhadap model SEM :

- Model *un-identified* jika nilai $t \geq s/2$
- Model *just identified* jika nilai $t = s/2$
- Model *overi-identified* jika nilai $t \leq s/2$

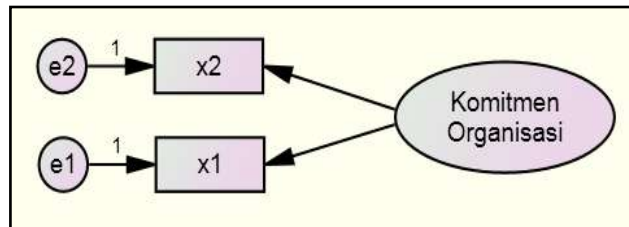
Dimana t = jumlah parameter yang diestimasi
 S = jumlah varian dan kovarian antara variabel manifest yang merupakan $(p + q) (p + q + 1)$
 p = jumlah variabel y (indikator variabel laten endogen)
 q = jumlah variabel x (indikator variabel laten exogen)

Berikut ini diberikan contoh model identifikasi program AMOS dengan data yang disimpan dalam file : **identifikasi.xls**

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11
2	4	4	2	1	1	2	3	3	4	2	2
3	4	4	4	2	3	2	4	2	2	3	3
4	2	2	2	1	3	3	4	4	5	2	4
5	3	3	4	4	4	4	4	2	1	3	1
6	3	3	5	4	2	3	4	3	5	5	5
7	3	3	4	4	4	4	4	5	2	2	2
8	2	2	2	4	1	2	2	3	2	3	3
9	2	2	4	3	1	4	2	4	3	4	2
10	3	3	2	3	3	3	3	4	2	2	3
11	2	2	4	4	4	4	3	4	5	4	4
12	3	3	4	1	3	3	1	5	4	3	3
13	3	3	3	4	4	4	2	4	5	5	5
14	3	2	3	1	3	3	2	4	2	2	2
15	1	2	3	1	3	3	3	3	2	3	3
16	3	1	3	4	5	5	4	4	5	4	4
17	4	5	4	1	2	2	2	4	1	3	3
18	4	5	2	1	3	3	3	4	4	3	3
19	4	5	4	3	4	4	1	2	5	4	4
20	3	5	2	1	2	2	4	5	1	1	2
21	1	2	4	4	4	4	1	3	1	1	2
22	2	2	5	1	3	3	1	4	5	4	4
23	3	4	4	2	2	2	3	4	4	3	3
24	4	3	4	3	3	3	2	3	3	3	3
25	1	1	3	4	3	3	2	3	3	2	3
26	1	1	1	2	1	1	3	4	1	1	1
27	4	1	2	1	1	2	3	2	5	4	4
28	4	5	3	2	1	1	4	5	4	5	3

1. Model *Unidentified*

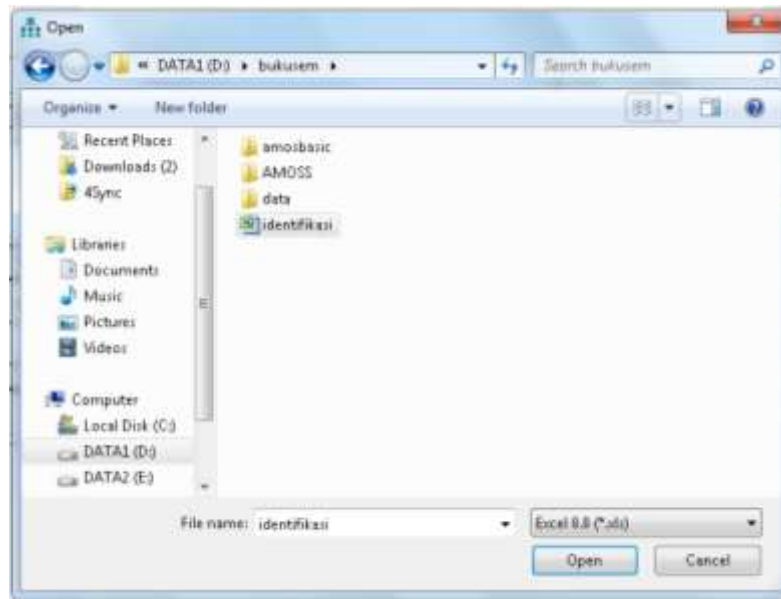
Misalkan kita punya satu variabel laten **Komitmen Organisasi** yang diukur dengan 2 indikator atau manifest seperti tergambar dalam program AMOS berikut ini :



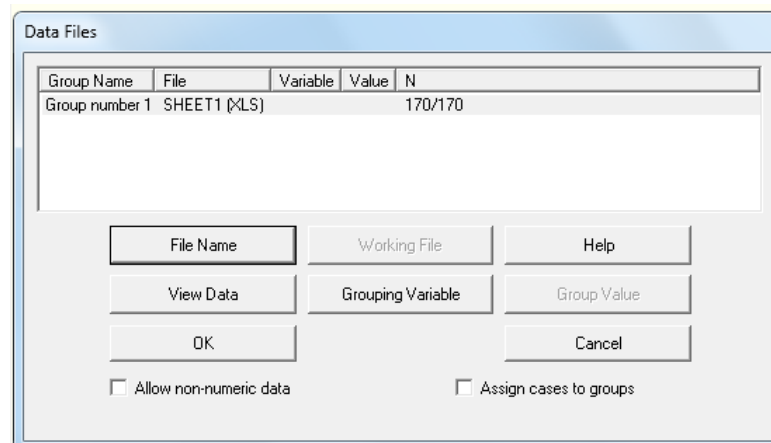
Gambar model di atas siap diolah dengan langkah :

a. Langkah pertama, membaca data *file* dengan perintah :

1. Klik *File* lalu pilih *Data File*.
2. Pilih *File Name* dan cari direktori dimana data disimpan dan dipilih nama *file* identifikasi.xls. pilih pada kotak *File of type* Excel 8.0 (*.xls), lalu open.

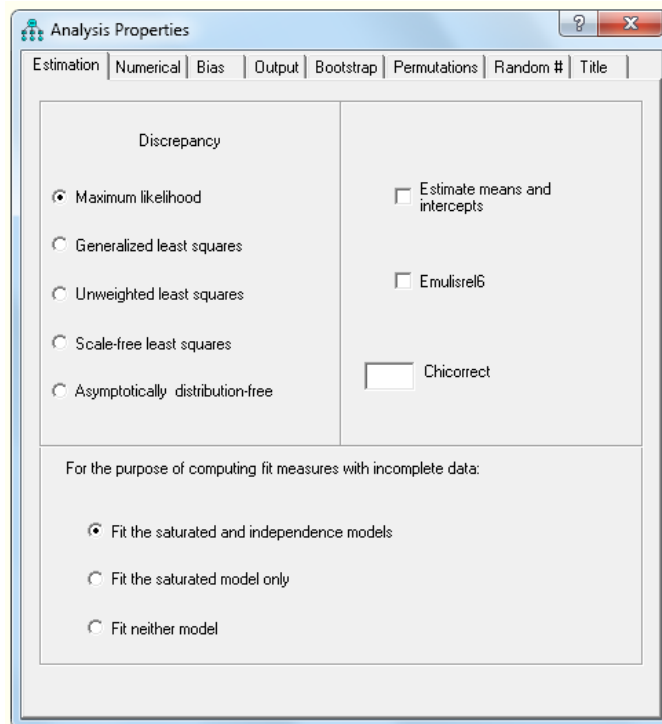


3. Data sekarang sudah terbaca oleh program AMOS 22.00 dengan jumlah observasi N sebanyak 170. Lalu pilih ok.

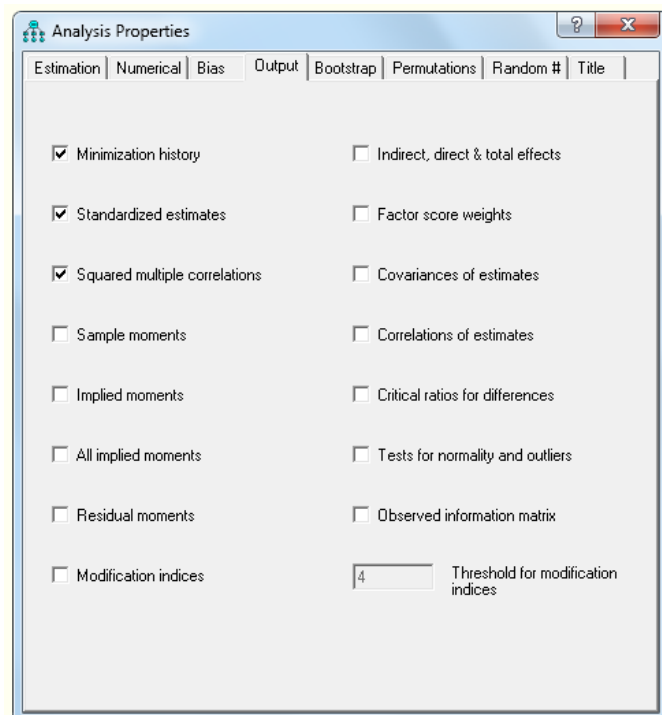


b. Langkah kedua, memilih *output* hasil analisis :

1. Pilih *View* lalu lanjutkan dengan pilih *Analyze Properties*.
2. Pilih model estimasi *Maximum Likelihood (ML)*.



3. Pilih *Output* lalu pilih tiga *output* pertama yaitu *minimization history*, *standardized estimate* dan *squared multiple correlation*
4. Tutup dengan pilih tanda silang (X) dipojok kanan atas.



c. Langkah ketiga, model siap di *Run* dengan perintah :

1. Pilih *Analyze* lalu pilih *calculate estimate*.
2. Beri nama *file* pekerjaan kita misal dengan nama *unidentified*.
3. Pilih *save*.



d. Hasil output AMOS menyatakan bahwa model *unidentified*, hal ini dapat dilihat pada hasil *text output* dengan cara :

1. Pilih *View Text* lalu *Output*.
2. Berikut ini hasil *output* AMOS.

Notes for Model (Default model)

Computation of degrees of freedom (Default model)

Number of distinct sample moments:	3
Number of distinct parameters to be estimated:	5
Degrees of freedom (3 - 5):	-2

Result (Default model)

The model is probably unidentified. In order to achieve identifiability, it will probably be necessary to impose 2 additional constraints.

Estimates (Group number 1 - Default model)

Scalar Estimates (Group number 1 - Default model)

The (probably) unidentified parameters are marked.

Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

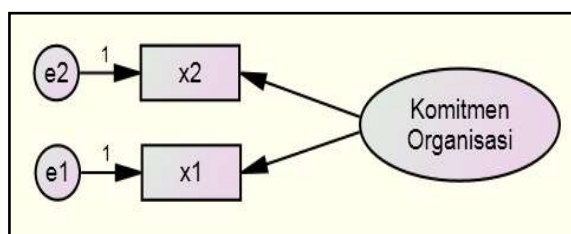
x1	<---	Komitmen_Organisasi	unidentified
x2	<---	Komitmen_Organisasi	unidentified

Variances: (Group number 1 - Default model)

Komitmen_Organisasi	unidentified
e1	unidentified
e2	unidentified

Hasil Analisis

Ternyata model *unidentified* sehingga tidak ada solusi yang unik. Hal ini disebabkan jumlah parameter yang akan diestimasi lebih besar dari jumlah varian dan kovarian di bagi dua ($t \geq s/2$): lihat kembali model kita



Jumlah yang akan diestimasi (t) adalah 4 yaitu 2 berupa nilai *loading factor* x_1 s.d x_2 dan 2 nilai varian x_1 dan x_2 . Jadi jumlah yang harus diestimasi adalah 4 (2 *factor loading* dan 2 *variance*). Sedangkan berdasarkan model di atas kita tidak memiliki informasi yang cukup untuk mengestimasi 4 parameter tersebut. Karena kita memiliki dua indikator, maka matrik kovarian sampel (S) hanya memiliki tiga informasi yang tersedia yaitu Varian (x_1) dan Varian (x_2) dan kovarian (x_1, x_2). Jadi kita hanya memiliki tiga informasi yang akan digunakan untuk mengestimasi empat parameter. Sehingga model di atas tidak dapat diidentifikasi (*unidentified*).

$$t = 4$$

$$s = (p + q) (p + q + 1) = (0 + 2) (0 + 2 + 1) = 6$$

$$\text{Maka } t \geq s/2$$

Masalah *unidentified* ini dapat diatasi dengan mengkonstrain model. Dalam contoh di atas kita memperoleh beberapa solusi untuk memecahkan persamaan $A \times B = 60$. Namun bagaimana jika nilai A ditentukan menjadi 10?, tentu saja dengan mudah kita menjawab bahwa nilai $A = 6$. Dalam SEM kita dapat melakukan hal tersebut yang seringkali disebut dengan *constraint*. *Constraint* dalam AMOS dapat dilakukan dengan :

1. Menambah indikator (variabel manifest) kedalam model
2. Dengan menentukan (*fix*) parameter tambahan menjadi 0 (nol). Metode ini yang paling sering digunakan.
3. Mengasumsikan bahwa parameter yang satu dengan parameter yang lain memiliki nilai yang sama.

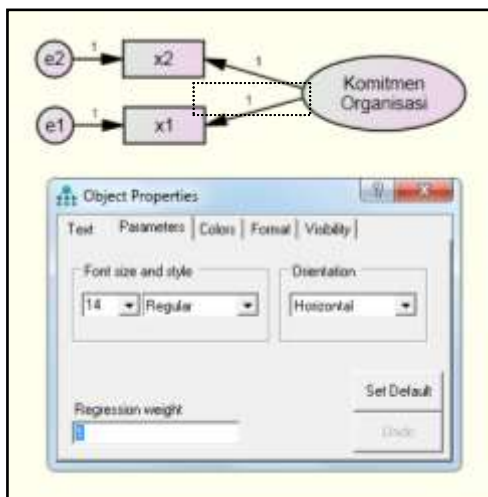
Perlu diperhatikan bahwa setiap perubahan pada suatu model harus dapat dijustifikasi secara teoritis. Kita tidak boleh menambah konstrain hanya untuk memastikan bahwa model persamaan kita dapat diidentifikasi. Hayduk (1987) menyatakan bahwa lebih baik memiliki model yang benar meskipun koefisien estimasinya tidak dapat diperoleh, daripada mengestimasi dan mengidentifikasi model yang salah.

2. Model Just Identified

Karena contoh model di atas tidak dapat diidentifikasi, maka untuk menjadi *identified* kita harus mengurangi nilai t atau meningkatkan nilai s . Alternatif pertama dapat dilakukan dengan

mengurangi jumlah yang akan diestimasi. Misal variabel laten Komitmen Organisasi akan mempengaruhi dua indikator yaitu x_1 dan x_2 dengan bobot yang sama besar atau sering disebut dengan menyamakan konstrain, dimana $loading_{x_1} = loading_{x_2}$ atau $\lambda_1 = \lambda_2$ dengan cara :

- Letakkan kursor pada garis regresi dari variabel laten ke indikator x_1
- Klik kanan mouse dan pilih **Object Properties**
- Pada kotak *regression weight* isikan nilai 1
- Lakukan hal yang sama untuk garis regresi dari variabel laten ke indikator x_2 dan diberi nilai yang sama yaitu 1



- Run kembali model dengan klik **Analyze** lalu **Calculate Estimate**
- Pilih **View** dan **Text Output**
- Berikut ini hasil *output* AMOS

Computation of degrees of freedom (Default model)

Number of distinct sample moments: 3
 Number of distinct parameters to be estimated: 3
 Degrees of freedom (3 - 3): 0

Result (Default model)

Minimum was achieved
 Chi-square = .000
 Degrees of freedom = 0
 Probability level cannot be computed

Estimates (Group number 1 - Default model)

Scalar Estimates (Group number 1 - Default model)

Maximum Likelihood Estimates

Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
x1	<---	Komitmen_Organisasi	1.000				
x2	<---	Komitmen_Organisasi	1.000				

Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

	Estimate
x1 <--- Komitmen_Organisasi	.787
x2 <--- Komitmen_Organisasi	.800

Variiances: (Group number 1 - Default model)

	Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Komitmen_Organisasi	1.219	.176	6.926	***	
e1	.748	.141	5.288	***	
e2	.687	.138	4.986	***	

Squared Multiple Correlations: (Group number 1 - Default model)

	Estimate
x2	.640
x1	.620

Hasil Analisis

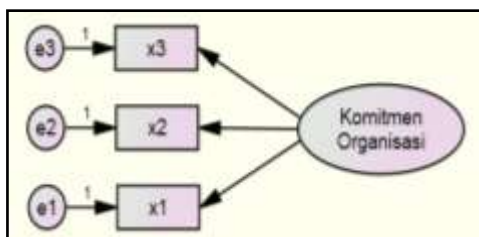
Model sekarang menjadi *Just Identified* atau sering disebut dengan *Saturated Model*. Oleh karena nilai loading x_1 dan x_1 nilainya kita samakan, maka jumlah nilai t turun dari 4 menjadi 3 (yaitu estimasi terhadap nilai satu *loading factor* dan dua nilai Varian x_1 dan Varian x_2)

$t = 4$

$S = (p + q) (p + q + 1) = (0 + 2) (0 + 2 + 1) = 6$

Sehingga $t = s/2$ atau model menajadi *Just Identified* atau *saturated Model*. Model *Just Identified* memberikan nilai derajat kebebasan atau *degree of freedom* (df) = 0 (nol) sehingga model tidak dapat diuji. Lihat nilai *regression weight* tidak muncul untuk nilai *Standart Error*, *Critical ratio* dan nilai *Probabilitas* (P).

Salah satu alternatif yang lain adalah dengan meningkatkan jumlah informasi yang digunakan untuk mengestimasi parameter dengan menambahkan jumlah indikator. Misalkan jika kita menambah satu indikator lagi x_3 sebagaimana ditunjukkan oleh gambar berikut ini :



Model kita sekarang memiliki enam parameter yang akan diestimasi yaitu tiga *loading factor* x_1 , x_2 dan x_3 dan tiga *error variance* x_1 , x_2 dan x_3 . Sedangkan jumlah informasi yang dimiliki adalah $Var(x_1)$, $var(x_2)$, $Var(x_3)$, $Cov(x_1, x_2)$, $Cov(x_1, x_3)$, dan $Cov(x_2, x_3)$ dengan jumlah informasi enam. Jadi model kita tetap *unidentified* karena :

$t = 6$

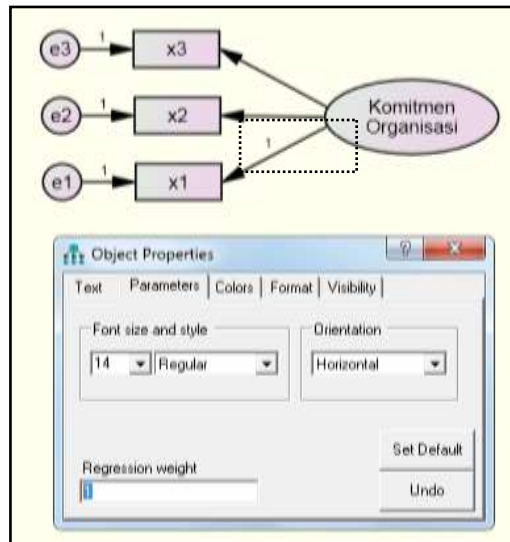
$s = (0 + 3) (0 + 3 + 1) = 6$

Jadi $t = s/2$

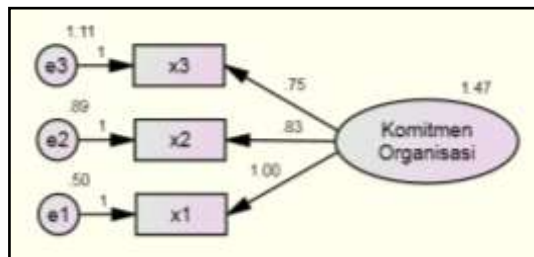
3. Model *Over Identified*

Model *Just Identified* akan menjadi model yang *over identified* dengan cara menambah konstrain terhadap satu parameter supaya nilai t menjadi turun menjadi 5. Dalam hal ini nilai *loading factor* x1 kita konstrain dengan memberi nilai 1 (program AMOS secara otomatis akan memberikan nilai konstrain 1 untuk indikator pertama dari suatu variabel laten). Langkah analisis :

- Letakkan kursor pada garis regresi dan variabel laten Komitmen Organisasi ke indikator x₁
- Klik mouse kanan dan pilih *object properties*
- Pada kotak parameter isikan nilai 1



- Run kembali model dengan pilih *Analyze* lalu pilih *Calculate Estimate*
- Berikut ini hasil output AMOS



- Pilih *View* lalu pilih *Text Output*

Notes for Model (Default model)

Computation of degrees of freedom (Default model)

Number of distinct sample moments: 6
Number of distinct parameters to be estimated: 6
Degrees of freedom (6 - 6): 0

Result (Default model)

Minimum was achieved
Chi-square = .000
Degrees of freedom = 0
Probability level cannot be computed

Estimates (Group number 1 - Default model)

Scalar Estimates (Group number 1 - Default model)

Maximum Likelihood Estimates

Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

	Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
x2 <--- Komitmen_Organisasi	.832	.108	7.708	***	
x3 <--- Komitmen_Organisasi	.754	.103	7.338	***	
x1 <--- Komitmen_Organisasi	1.000				

Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

	Estimate
x2 <--- Komitmen_Organisasi	.729
x3 <--- Komitmen_Organisasi	.655
x1 <--- Komitmen_Organisasi	.863

Variances: (Group number 1 - Default model)

	Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Komitmen_Organisasi	1.466	.259	5.652	***	
e2	.892	.145	6.140	***	
e3	1.107	.150	7.394	***	
e1	.501	.166	3.025	.002	

Squared Multiple Correlations: (Group number 1 - Default model)

	Estimate
x1	.745
x3	.430
x2	.532

Hasil Analisis

Model sekarang menjadi *Over Identified* karena nilai t menjadi 5 yang harus diestimasi yaitu (dua nilai *loading factor* x_2 dan x_3 dan tiga nilai *error variance* x_1 , x_2 dan x_3)

$$t = 5$$

$$S = (0 + 3) (0 + 3 + 1) = 6$$

Sehingga $t \leq s/2$

Perhatikan hasil output *regression weight*, sekarang nilainya muncul semua. Dapat disimpulkan bahwa indikator x_1 , x_2 dan x_3 memiliki nilai *loading factor* masing-masing 0.863, 0.729 dan 0.655 yang semua signifikan pada $p = 0.001$ (tanda ***).

K. Respesifikasi/Modifikasi dan Strategi Pemodelan.

Menurut Wijanto (2008 : 67) respesifikasi merupakan langkah berikutnya setelah uji kecocokan dilaksanakan. Pelaksanaan respesifikasi sangat tergantung kepada strategi pemodelan yang akan digunakan. Ada 3 strategi pemodelan yang dapat dipilih dalam SEM, yaitu :

1. **Strategi pemodelan konfirmatori atau *confirmatory modeling strategy*** (Hair et.al., 1998) atau *strictly confirmatory/SC* (Jöreskog dan Sörbom, 1996). Pada strategi pemodelan ini diformulasikan atau dispesifikasikan satu model tunggal, kemudian dilakukan pengumpulan data empiris untuk diuji signifikansinya. Pengujian ini akan menghasilkan suatu penerimaan atau penolakan terhadap model tersebut. Strategi ini tidak memerlukan respesifikasi.
2. **Strategi kompetisi model atau *competing modeling strategy*** (Hair et.al., 1998) atau *alternative/competing models/AM* (Jöreskog dan Sörbom, 1996). Pada strategi pemodelan ini beberapa model alternatif dispesifikasikan dan berdasarkan analisis terhadap suatu kelompok data empiris dipilih salah satu model yang paling sesuai. Pada strategi ini respesifikasi hanya diperlukan jika model-model alternatif dikembangkan dari beberapa model yang ada.
3. **Strategi pengembangan model atau *model development strategy*** (Hair et.al., 1998) atau *model generating/MG* (Jöreskog dan Sörbom, 1996). Pada strategi pemodelan ini suatu model awal dispesifikasikan dan data empiris dikumpulkan. Jika model awal tidak cocok dengan data yang ada, maka model dimodifikasi dan diuji kembali dengan data yang sama. Beberapa model dapat diuji dalam proses ini dengan tujuan untuk mencari satu model yang selain cocok dengan data secara baik, tetapi juga mempunyai sifat bahwa setiap parameternya dapat diartikan dengan baik. Respesifikasi terhadap model dapat dilakukan berdasarkan *theory-driven* atau *data-driven*, meskipun demikian respesifikasi berdasarkan *theory-driven* lebih dianjurkan (Hair et.al., 1998).

Strategi pemodelan konfirmatori (SC) jarang ditemui, karena umumnya peneliti tidak cukup puas dengan hanya menolak suatu model tanpa mengusulkan model alternatif. Strategi kompetisi model (AM) digunakan oleh beberapa peneliti, seperti yang dilakukan Doll, Xia, dan Torkzadeh (1994) terhadap instrument *End User Computing Satisfaction*, namun demikian strategi ini juga termasuk yang tidak banyak digunakan. **Saat ini yang paling banyak digunakan dalam penelitian adalah strategi pengembangan model (MG).**

Sedangkan menurut Waluyo (2011 : 25) setelah estimasi model dilakukan, peneliti masih dapat melakukan modifikasi terhadap model yang dikembangkan bila ternyata estimasi yang dihasilkan memiliki residual yang besar. Namun demikian, modifikasi hanya dapat dilakukan bila

peneliti mempunyai *justifikasi* teoritis yang cukup kuat, sebab SEM bukan ditujukan untuk menghasilkan teori, tetapi menguji model yang mempunyai pijakan teori yang benar **benar atau baik**, oleh karena itu untuk memberikan interpretasi apakah model berbasis teori yang diuji dapat diterima langsung atau perlu pemodifikasian, maka peneliti harus mengarah perhatiannya pada kekuatan prediksi dari model yaitu dengan mengamati besarnya residual yang dihasilkan. Apabila pada *standardized residual covariances matrix* terdapat nilai di luar rentang $-2,58 \leq \text{residual} \leq 2,58$ dan probabilitas (P) bila $< 0,05$ maka model yang diestimasi perlu dilakukan modifikasi lebih lanjut dengan berpedoman pada indeks modifikasi dengan cara memilih indeks modifikasi (MI) yang terbesar dan memiliki landasan teorinya.

MI yang terbesar akan memberi indikasi bahwa bila koefisien itu diestimasi, maka akan terjadi pengecilan nilai *chi square* (X^2) yang signifikan. Dalam *software* SEM, indeks modifikasi dicantumkan dalam *output* sehingga peneliti tinggal memilih koefisien mana yang akan diestimasi. Apabila nilai *chi square* (X^2) masih belum signifikan dicari nilai MI terbesar selanjutnya dan begitu seterusnya.

L. Kriteria Goodness Of Fit.

Sebelum menilai kelayakan sebuah model struktural, kita perlu menilai terlebih dahulu apakah data yang akan diolah memenuhi asumsi model persamaan struktural, yaitu : (1) *observasi data independen*, (2) *responden diambil secara random (random sampling respondent)*, dan (3) *memiliki hubungan linear*. SEM sangat sensitif terhadap karakteristik distribusi data khususnya distribusi yang melanggar normalitas *multivariate* atau adanya kemencengan distribusi data (kurtosis) yang tinggi. Oleh karena itu, sebelum data diolah harus diuji terlebih dahulu ada tidaknya data *outlier* dan distribusi data harus normal secara *multivariate*.

Setelah asumsi SEM dipenuhi, langkah berikutnya adalah melihat ada tidaknya *offending estimate* yaitu estimasi koefisien baik dalam model struktural maupun model pengukuran yang nilainya di atas batas yang dapat diterima. Contoh yang sering terjadi *offending estimate* adalah : (1) *varian error yang negatif* atau *non-significant error variance* untuk suatu konstruk, (2) *standardized coefficient* yang mendekati 1.0, (3) adanya *standar error* yang tinggi. Jika terjadi *offending estimate*, maka peneliti harus menghilangkan hal ini lebih dahulu sebelum melakukan penilaian kelayakan model.

Setelah yakin tidak ada lagi *offending estimate* dalam model, maka peneliti siap melakukan penilaian *overall model fit* dengan berbagai kriteria penilaian *model fit*. *Goodness-of-Fit* mengukur kesesuaian input observasi atau sesungguhnya (matrik kovarian atau korelasi) dengan prediksi dari model yang diajukan (*proposed model*). Ada tiga jenis ukuran *Goodness-of-Fit* yaitu (1) *absolute fit indices*, (2) *incremental fit indices* dan (3) *Parsimonious fit indices*.

Absolut fit measures mengukur model *fit* secara keseluruhan (baik model struktural maupun model pengukuran secara bersama), terdiri dari : (1) *chi-square* (X^2), (2) *goodness of fit idices* (GFI), dan (3) *root mean square error of approximation* (RMSE).

Incremental fit indices ukuran untuk membandingkan proposed model dengan model lain yang dispesifikasi oleh peneliti, terdiri dari : (1) *adjusted goodnes of fit index* (AGFI), (2) *norm fit index* (NFI), (3) *comparative fit index* (CFI), (4) *incremental fit index* (IFI), dan (5) *relative fit index* (RFI).

Parsimonious fit indices melakukan *adjustment* terhadap pengukuran *fit* untuk dapat diperbandingkan antar model dengan jumlah koefisien yang berbeda, terdiri dari : (1). *Akaike's*

Information Criterion (AIC), (2). *Consistent Akaike Information Index* (CAII), (3). *Expected Cross Validation Index* (ECVI), dan (4). *Parsimonious Goodness of Fit Index* (PGFI).

Dalam praktek penelitian secara empiris, seorang peneliti tidak harus memenuhi semua kriteria *goodness of fit*. Menurut Hair *et al.* (2010) dalam Latan (2011:49), penggunaan 4 sd 5 kriteria *goodness of fit* dianggap sudah memadai untuk menilai kelayakan suatu model, asalkan masing-masing kelompok *goodness of fit* yaitu *absolute fit indices*, *incremental fit indices* dan *parsimonious fit indices* terwakili.

M. Measurement Model Fit

Setelah keseluruhan model *fit* dievaluasi, langkah berikutnya adalah pengukuran setiap konstruk untuk menilai unidimensionalitas dan reliabilitas dari konstruk. *Unidimensionalitas* adalah asumsi yang melandasi perhitungan reliabilitas dan ditunjukkan ketika indikator suatu konstruk memiliki *acceptable fit* satu single faktor (*one dimensional*) model. Penggunaan ukuran *Cronbach Alpha* tidak menjamin *unidimensionalitas* tetapi mengasumsikan adanya *unidimensionalitas*. Peneliti harus melakukan uji *unidimensionalitas* untuk semua *multiple indikator construct* sebelum menilai reliabilitasnya.

Pendekatan untuk menilai *measurement* model adalah mengukur *composite reliability* dan *variance extracted* untuk setiap konstruk. *Reliability* adalah ukuran *internal consistency* indikator suatu konstruk. Hasil reliabilitas yang tinggi memberikan keyakinan bahwa indikator individu semua konsisten dengan pengukurannya. Tingkat reliabilitas yang diterima secara umum ≥ 0.70 sedangkan reliabilitas ≤ 0.70 dapat diterima untuk penelitian yang masih bersifat eksploratori.

Perlu diketahui bahwa reliabilitas tidak menjamin adanya validitas. *Validitas* adalah ukuran sejauh mana suatu indikator secara akurat mengukur apa yang hendak ingin diukur. Ukuran reliabilitas yang lain adalah *variance extracted* sebagai pelengkap ukuran *construct reliability*. Angka yang direkomendasi untuk nilai *variance extracted* ≥ 0.50 . Rumus secara matematik untuk menghitung *construct reliability* dan *variance extracted* adalah :

$$\text{Construct Reliability} = \frac{(\sum \text{std loading})^2}{(\sum \text{std loading})^2 + \sum \epsilon_j}$$

$$\text{Variance Extracted} = \frac{\sum \text{std loading}^2}{\sum \text{std loading}^2 + \sum \epsilon_j}$$

N. Struktural Model Fit

Untuk menilai struktural model *fit* melibatkan signifikansi dari koefisien. SEM memberikan hasil nilai estimasi koefisien, standar *error* dan nilai *critical value* atau *critical ratio* (**c.r**) untuk setiap koefisien. Dengan tingkat signifikansi tertentu (**0.05**) maka kita dapat menilai signifikansi masing-masing koefisien secara statistik. Pemilihan tingkat signifikansi dipengaruhi oleh *justifikasi* teoritis untuk hubungan kausalitas yang diusulkan. Jika dihipotesiskan hubungannya negatif atau positif, maka

digunakan uji signifikansi *one tail* (satu sisi). Namun demikian jika peneliti tidak dapat memperkirakan arah hubungan maka harus digunakan uji *two tails* (dua sisi).

O. Asumsi Dasar SEM.

Ghozali (2008a:71), Santoso (2011:69), Ghozali (2006:27) dan Ghozali (2008c:38) menjelaskan estimasi parameter dalam SEM umumnya berdasarkan metode *Maximum Likelihood* (ML). Estimasi dengan metode ML menghendaki adanya asumsi yang harus dipenuhi, diantaranya :

1. Jumlah sampel harus besar (*asymptotic*)
2. Distribusi dari *observed* variabel normal secara multivariat.
3. Model yang dihipotesiskan harus valid.
4. Skala pengukuran variabel kontinu (*interval*).

Secara lebih spesifik asumsi dasar SEM dapat dijelaskan sebagai berikut :

1. Jumlah sampel harus besar (*asymptotic*).

Sampel (n) atau perwakilan populasi adalah anggota populasi yang dipilih dengan berbagai pertimbangan sehingga dianggap mewakili karakteristik populasi secara keseluruhan. Dengan demikian apabila pengujian hipotesis signifikan maka kesimpulan dari analisis terhadap sampel dapat digeneralisasikan terhadap karakteristik populasi. Inilah salah satu alasan mengapa analisis dengan data sampel disebut analisis inferensial. Pertanyaan kritis selanjutnya adalah berapa jumlah sampel (n) yang diperlukan dalam sebuah proyek penelitian?

Dalam Ghozali (2008a:64) besarnya ukuran sampel memiliki peran penting dalam interpretasi hasil SEM. Ukuran sampel memberikan dasar untuk mengestimasi *sampling error*. Menurut Wijaya (2009:10) asumsi dasar yang harus dipenuhi dalam analisis SEM adalah jumlah sampel yang memenuhi kaidah analisis. Menurut Sekaran (2003:34) analisis SEM membutuhkan sampel paling sedikit **5 kali** jumlah variabel indikator yang digunakan. Teknik *Maximum Likelihood Estimation* membutuhkan sampel berkisar antara 100 – 200 sampel.

Pendapat lain mengemukakan bahwa teknik *Maximum Likelihood Estimation* (ML) efektif untuk sampel berkisar 150 – 400 sampel. Teknik *Generalized Least Square Estimation* (GLS) dapat digunakan pada sampel berkisar 200 – 500. Teknik ML dan GLS mengharuskan data dalam kondisi berdistribusi normal. Model yang menggunakan sampel sangat besar yang berada di atas 2500 sampel disarankan menggunakan teknik *Asymptotically Distribution Free* (ADF) *Estimation*.

2. Distribusi dari *observed* variabel normal secara multivariat.

Analisis SEM mensyaratkan data berdistribusi normal untuk menghindari bias dalam analisis data. Data dikatakan normal secara multivariat apabila nilai *c.r. multivariat* (*critical ratio*) berkisar antara $-2,58 < c.r < 2,58$. Dalam praktek penelitian, tidak setiap data yang dihasilkan berdistribusi secara normal. Untuk mengurangi dampak ketidaknormalan sebuah distribusi data, penggunaan jumlah sampel yang besar dapat dipertimbangkan.

Sedangkan Ghozali (2006:27) *screening* terhadap normalitas data merupakan langkah awal yang harus dilakukan untuk setiap analisis multivariat, khususnya jika tujuannya adalah inferensial. Jika terdapat normalitas, maka residual akan terdistribusi secara normal dan independen. Yaitu perbedaan antara nilai prediksi dengan skor yang sesungguhnya atau *error* akan terdistribusi secara simetri

disekitar nilai *means* sama dengan nol (0). Jadi salah satu cara mendeteksi normalitas adalah lewat pengamatan nilai residual.

3. Skala pengukuran variabel kontinyu (interval).

Menurut Ghozali (2008a:71) skala pengukuran variabel dalam analisis SEM merupakan yang paling kontroversial dan banyak diperdebatkan. Kontroversi ini timbul karena perlakuan variabel ordinal yang dianggap sebagai variabel kontinyu. Umumnya pengukuran indikator suatu variabel laten menggunakan skala Likert dengan 5 kategori yaitu **Sangat Tidak Setuju (STS)**, **Tidak Setuju (TS)**, **Netral (N)**, **Setuju (S)** dan **Sangat Setuju (SS)** yang sesungguhnya berbentuk skala ordinal (peringkat).

Banyak juga peneliti yang merubah dahulu skala Likert yang ordinal ini menjadi skala interval dengan *metode successive interval (MSI)*. *Catatan* : (Dalam buku ini disertakan software *metode successive interval*). Menurut Edward dan Kenny dalam Ghozali (2008a:72) skor yang dihasilkan oleh skala Likert ternyata berkorelasi sebesar 0,92 jika dibandingkan dengan skor hasil pengukuran menggunakan skala Thurstone yang merupakan skala interval. Jadi dapat disimpulkan skala Likert dapat dianggap kontinyu atau interval. Disamping itu skor hasil perhitungan skala interval ternyata mempunyai urutan yang sama dengan skor skala Likert. Oleh karena tidak ada perbedaan urutan, maka skala Likert dapat dianggap berskala interval. Walaupun data sudah menjadi interval tetapi kita tetap tidak dapat menginterpretasikan karena data asalnya adalah data kualitatif.

A. Uji Kecocokan (Goodness of Fit Test)

1. Pengukuran Variabel dengan Metode *Confirmatory Factor Analysis (CFA)*.
2. Pengukuran Persamaan Struktural.

B. Pengujian Hipotesis dalam Rancangan Penelitian**C. Kriteria Uji Kecocokan**

6. Uji Kecocokan Absolut (*Absolute Fit Measures*)
7. Uji Kecocokan Inkremental (*Incremental Fit Measures*)
8. Uji Kecocokan Parsimoni (*Parsimonius Fit Measures*)
9. Variabel Reflektif VS Formatif.

D. Ringkasan Uji Kecocokan dan Pemeriksaan Kecocokan.**E. Contoh Uji Kecocokan (Goodness of Fit Test).**

1. Pengukuran Variable dengan Metode *Confirmatory Factor Analysis (CFA)*.
2. Pengukuran Persamaan Struktural.

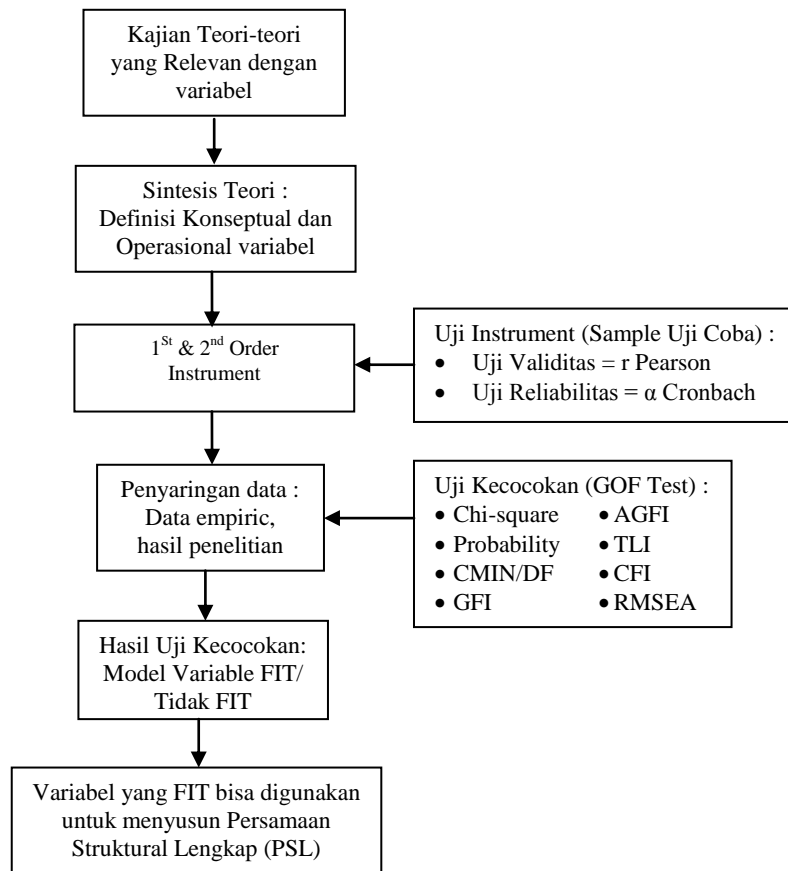
A. Uji Kecocokan (Goodness of Fit Test).**1. Pengukuran Variabel dengan Metode *Confirmatory Factor Analysis (CFA)*.**

Untuk mendapatkan variable yang cocok (*fit*) atau signifikan sehingga dapat digunakan dalam model **Persamaan Struktural Lengkap (PSL)**, sebuah variable laten harus melalui proses yang cukup panjang. Setelah tahap awal, seorang peneliti menentukan variable laten yang akan diteliti maka dimulailah pencarian literature untuk mendapatkan teor-teori yang relevan dengan variable dan topik yang akan diteliti. Dari berbagai teori, kemudian peneliti melakukan sintesis atau melakukan penyimpulan terhadap variable yang akan diteliti.

Usaha memahami secara komprehensif terhadap variable laten yang akan diteliti akhirnya menghasilkan definisi variable secara konseptual. Variable secara konseptual ini disebut konstruk. Konstruk yang masih berbentuk abstrak karena *un-observed*, maka dibuat definisi operasional variable agar dapat diukur melalui dimensi-dimensi dan juga indikator-indikator. Jika sebuah konstruk langsung diukur dengan indikator-indikator, maka disebut *1st order variable*. Namun jika sebuah konstruk diukur melalui dimensi-dimensi terlebih dahulu baru kemudian diturunkan menjadi indikator-indikator, maka konstruk ini disebut *2nd order variable*.

Secara konvensional, instrument atau kuesioner yang telah terbentuk biasanya diuji validitas dan reliabilitasnya terlebih dahulu melalui *pilot testing* (uji coba) dengan menggunakan 30 respondent. Setelah seluruh butir pernyataan instrument valid dan reliable baru dapat digunakan untuk penelitian yang sesungguhnya terhadap responden sebagai sumber analisis data yang mewakili populasi.

Dari data empiric responden penelitian yang sesungguhnya, model variable diuji dengan *Goodness of Fit Test (GOF)*. Jika hasilnya sudah *fit*, maka variable laten dapat digabung menjadi **Persamaan Structural Lengkap (PSL)** untuk analisis pada tahap berikutnya. Untuk memperjelas pembahasan ini, bisa diperhatikan Gambar 4.1. **Tahap Pengukuran Variabel dengan Metode *Confirmatory Factor Analysis (CFA)*.**

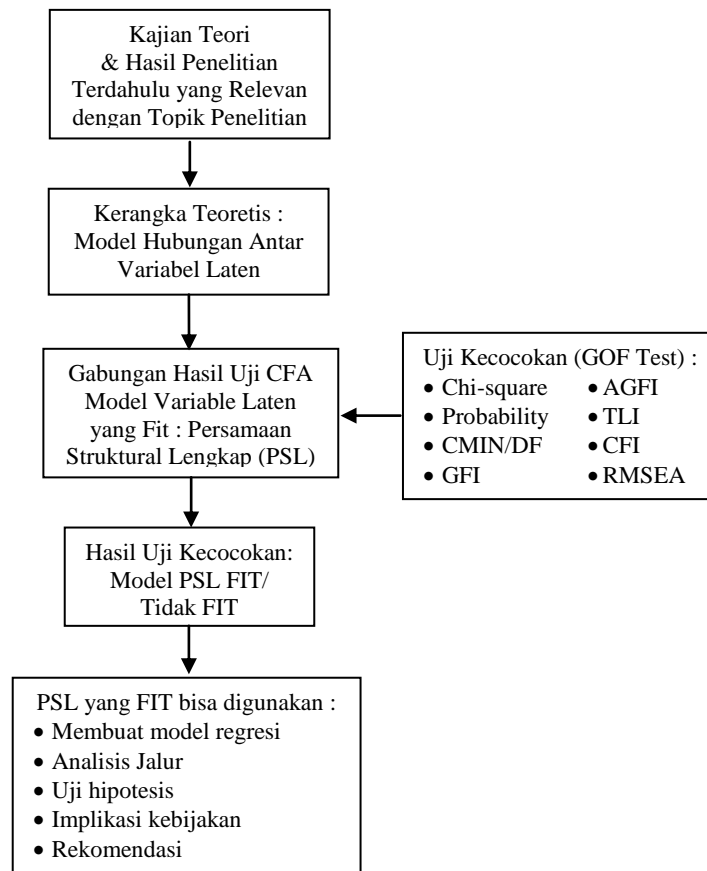


Sumber : Dari berbagai sumber, dikembangkan oleh Haryono.

Gambar 4.1. Tahap Pengukuran Variabel dengan Metode *Confirmatory Factor Analysis (CFA)*.

2. Pengukuran Persamaan Struktural.

Untuk mendapatkan Persamaan Struktural Lengkap (PSL) yang cocok (*fit*) atau signifikan sehingga dapat digunakan untuk membuat analisis koefisien regresi, uji hipotesis dan lain-lain maka Persamaan Struktural Lengkap (PSL), harus melalui proses uji GOF. Untuk memperjelas pembahasan ini bisa diperhatikan **Gambar 4.2. Tahap Pengukuran Model Persamaan Struktural Lengkap (PSL)**.



Sumber : Dari berbagai sumber, dikembangkan oleh Haryono.

Gambar 4.2. Tahap Pengukuran Model Persamaan Struktural Lengkap (PSL).

B. Pengujian Hipotesis dalam Rancangan Penelitian.

Terdapat dua macam teknik statistik inferensial yang dapat digunakan untuk menguji hipotesis penelitian, yaitu statistik Parametrik dan Nonparametrik. Keduanya bekerja dengan data sampel, dan pengambilan sampel harus dilakukan secara random. Statistik Parametrik digunakan untuk menganalisis data yang berbentuk *interval ratio*, dengan beberapa uji persyaratan, seperti data harus berdistribusi normal.

Untuk menentukan teknik statistik mana yang akan digunakan dalam uji hipotesis, perlu diketahui terlebih dulu, bentuk data yang akan dianalisis (normal-ordinal) dan bentuk hipotesis (deskriptif, komparatif dan asosiatif).

Uji hipotesis secara simultan (struktural) dalam SEM dilakukan dengan GOF, bukan *F-test*. Untuk pengujian partial tetap digunakan *t-test*. T hitung dalam SEM adalah CR (*Critical Ratio*). H_0 ditolak jika $CR \geq 1,96$ pada level α 5%. Mengingat analisis SEM adalah gabungan dari analisis regresi dan jalur, pengujian simultan SEM cukup dengan GOF sebagai pengganti *F-test* dalam analisis regresi dan jalur. Jika hasil uji GOF dalam SEM telah *fit*, maka secara otomatis (tersirat) model

simultan/struktural telah *fit*. Dengan demikian, analisis SEM tidak memerlukan uji hipotesis secara bersama-sama atau simultan dengan uji F karena telah diganti dengan uji GOF.

Tabel 4.1. **Jenis Data dan Pemilihan Uji Hipotesis untuk Metode Statistik Parametrik dan Non-Parametrik** adalah pedoman yang dapat digunakan untuk menentukan teknik statistik dan jenis uji hipotesis .

Tabel 4.1. Jenis Data dan Pemilihan Uji Hipotesis untuk Metode Statistik Parametrik dan Non-Parametrik.

Jenis Data	HIPOTESIS					Asosiatif
	Deskriptif (1 variabel)	Komparatif (2 sample)		Komparatif (> 2 sample)		
		Related	Independen	Related	Independen	
Nominal	Binomial	Mc Nemar	Fisher Exact probability	X ² for k sample, Cochran-Q	X ² for k sample,	Contingency Coefficient C
	X ² test (1 sample)		X ² test (2 sample)			
Ordinal	Run Test	Sign Test	Median test	Friedman Two Way Anova	Median Extension	Spearman Rank Correlation
			Mann-Whitney U-Test			
		Wilcoxon matched pairs	Kolmogorov-Smirnov		Kruskal Aallis One-way Anova	Kendal Tau
			Wald-Woldfowitz			
Interval Ratio	t-test*	t-test* of related	t-test* independent	One-wa Anova*	One-wa Anova*	Pearson Product Moment* (R-test)
				Two-way Anova*	Two-way Anova*	Partial Correlation* (t-test)
						Multiple Correlation* (F-test)
						Regression* (F-test)
						SEM (GOF Test)

Sumber : Haryono (2006:249).

C. Kriteria Uji Kecocokan (*Goodness Of Fit Test*)

Sebelum menilai kelayakan sebuah model struktural, kita perlu menilai terlebih dahulu apakah data yang akan diolah memenuhi asumsi model persamaan struktural, yaitu : (1) *observasi data independen*, (2) *responden diambil secara random (random sampling respondent)*, dan (3) *memiliki hubungan linear*. SEM sangat sensitif terhadap karakteristik distribusi data khususnya distribusi yang melanggar normalitas *multivariate* atau adanya kemencengan distribusi data (kurtosis) yang tinggi. Oleh karena itu, sebelum data diolah harus diuji terlebih dahulu ada tidaknya data *outlier* dan distribusi data harus normal secara *multivariate*.

Setelah asumsi SEM dipenuhi, langkah berikutnya adalah melihat ada tidaknya *offending estimate* yaitu estimasi koefisien baik dalam model struktural maupun model pengukuran yang nilainya di atas batas yang dapat diterima. Contoh yang sering terjadi *offending estimate* adalah : (1) *varian error yang negatif* atau *non-significant error variance* untuk suatu konstruk, (2) *standardized coefficient* yang mendekati 1.0, (3) adanya *standar error* yang tinggi. Jika terjadi *offending estimate*, maka peneliti harus menghilangkan hal ini lebih dahulu sebelum melakukan penilaian kelayakan model.

Setelah yakin tidak ada lagi *offending estimate* dalam model, maka peneliti siap melakukan penilaian *overall model fit* dengan berbagai kriteria penilaian *model fit*. *Goodness-of-Fit* mengukur kesesuaian input observasi atau sesungguhnya (matrik kovarian atau korelasi) dengan prediksi dari model yang diajukan (*proposed model*).

Menurut Wijanto (2008:49) tahapan estimasi menghasilkan solusi yang berisi nilai akhir dari parameter-parameter yang diestimasi. Dalam tahap ini, kita akan memeriksa tingkat kecocokan antara data dengan model, validitas dan reliabilitas model pengukuran dan signifikansi koefisien-koefisien dari model struktural.

Menurut Hair *et.al.* (1998) evaluasi terhadap tingkat kecocokan data dengan model dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu :

1. Kecocokan keseluruhan model (*Overall model fit*).
2. Kecocokan model pengukuran (*Measurement model fit*).
3. Kecocokan model struktural (*Structural model fit*).

Dari beberapa uji kelayakan model tersebut, **model dikatakan layak jika paling tidak salah satu metode uji kelayakan model terpenuhi**. Memang, bila uji kelayakan model bisa memenuhi lebih dari satu kriteria kelayakan model, model analisis konfirmatori akan jauh lebih baik daripada hanya satu yang terpenuhi.

Hair *et.al.* (1998) mengelompokkan GOFI yang ada menjadi tiga bagian yaitu *absolute fit measures* (ukuran kecocokan absolut), *incremental fit measures* (ukuran kecocokan inkremental) dan *parsimonious fit measures* (ukuran kecocokan parsimoni). Di bawah ini kita uraikan pengelompokan GOFI dan anggota kelompoknya.

1. Ukuran Kecocokan Absolut.

Menurut Wijanto (2008:51) ukuran kecocokan absolut menentukan derajat prediksi model keseluruhan (model struktural dan pengukuran) terhadap matrik korelasi dan kovarian. Ukuran ini mengandung ukuran-ukuran yang mewakili sudut pandang *overall fit* yang disebutkan sebelumnya. Dari berbagai ukuran kecocokan absolut, ukuran-ukuran yang biasanya digunakan untuk mengevaluasi SEM ialah :

a. *Chi-square* (X^2).

Statistik pertama dan satu-satunya uji statistik dalam GOF adalah X^2 . *Chi-square* digunakan untuk menguji seberapa dekat kecocokan antara matrik kovarian sampel S dengan matrik kovarian model $\Sigma(\Theta)$. Uji statistik X^2 adalah :

$$X^2 = (n-1) F(S, \Sigma(\Theta))$$

Yang merupakan sebuah distribusi *Chi-square* dengan *degree of freedom* (df) sebesar $c - p$; dalam hal ini, $c = (n_x + n_y) (n_x + n_y + 1) / 2$ adalah banyaknya matrik varian-kovarian *non-redundan* dari variabel teramati. n_x adalah banyaknya variabel teramati x , n_y banyaknya variabel teramati y . Adapun p adalah banyaknya parameter yang diestimasi dan n adalah ukuran sampel.

Peneliti berusaha memperoleh nilai *Chi-square* (X^2) yang rendah yang menghasilkan *significance level* $\geq 0,05$ atau ($p \geq 0,05$) yang menandakan hipotesis nol diterima. Hal ini berarti matrik input yang diprediksi dengan yang sebenarnya tidak berbeda secara statistik. Namun demikian, jika *Chi-square* (X^2) besar dan *significance level* $\leq 0,05$ atau ($p \leq 0,05$) tidak serta merta menyatakan

matrik input yang diprediksi tidak sama dengan matrik input yang sebenarnya. Masih perlu dilihat lebih lanjut, seberapa besar ketidakcocokannya. Jika ketidakcocokannya kecil, masih bisa dinyatakan bahwa matrik input yang diprediksi memiliki tingkat kecocokan yang baik dengan matrik input yang sebenarnya.

Oleh karena itulah, Joreskog dan Sobron dalam Wijanto (2008:52) mengatakan bahwa *Chi-square* (X^2) seharusnya lebih diperlakukan sebagai ukuran *goodness of fit* atau *badness of fit* dan bukan sebagai *uji statistik*. *Chi-square* (X^2) disebut sebagai *badness of fit* karena nilai *Chi-square* (X^2) yang besar menunjukkan kecocokan yang tidak baik (*bad fit*) sedangkan nilai *Chi-square* (X^2) yang kecil menunjukkan kecocokan yang baik (*good fit*).

Chi-square (X^2) tidak dapat digunakan sebagai satu-satunya ukuran kecocokan keseluruhan model, salah satu sebabnya adalah karena *Chi-square* (X^2) sensitif terhadap ukuran sampel. Ketika ukuran sampel meningkat, nilai *Chi-square* (X^2) akan meningkat pula dan mengarah pada penolakan model meskipun nilai perbedaan antara matrik kovarian sampel (S) dengan matrik kovarian model atau $\sum(\Theta)$ telah minimal dan kecil.

Meskipun uji statistika *Chi Squares* adalah prosedur uji statistika, uji *Chi Squares* ini sangat sensitif terhadap jumlah sampel. Jika sampel terus kita tambah biasanya di atas 200 sampel maka nilai *Chi Squares* akan terus naik sehingga ada kecenderungan untuk menolak hipotesis nol. Sebaliknya jika jumlah sampel berkurang biasanya di bawah 100 maka nilai *Chi Squares* akan menurun sehingga ada kecenderungan untuk menerima hipotesis nol.

Program AMOS akan memberikan nilai *chi-square* dengan perintah `\cmin` dan nilai probabilitas dengan perintah `\p.`, serta besarnya *degree of freedom* dengan perintah `\df`.

b. *CMIN*.

Adalah menggambarkan perbedaan antara *unrestricted* sampel *covariance matrix* S dan *restricted covariance matrix* $\sum(\Theta)$ atau secara esensi menggambarkan *likelihood ratio test statistic* yang umumnya dinyatakan dalam *Chi-square* (χ^2) *statistics*. Nilai statistik ini sama dengan (N-1) *Fmin* (ukuran besar sampel dikurangi 1 dan dikalikan dengan *minimum fit function*). Jadi nilai *Chi-square* sangat sensitif terhadap besarnya sampel. Ada kecenderungan nilai *Chi-square* akan selalu signifikan. Oleh karena itu, jika nilai *Chi-square* signifikan, maka dianjurkan untuk mengabaikannya dan melihat ukuran *goodness fit* lainnya.

c. *CMIN/DF*

Adalah nilai *Chi-square* dibagi dengan *degree of freedom*. Beberapa pengarang menganjurkan menggunakan ratio ukuran ini untuk mengukur *fit*. Menurut Wheaton rt. Al (1977) nilai ratio 5 (lima) atau kurang dari lima merupakan ukuran yang *reasonable*. Peneliti lainnya seperti Byrne (1988) mengusulkan nilai ratio ini ≤ 2 merupakan ukuran *fit*. Program AMOS akan memberikan nilai *CMIN/DF* dengan perintah `\cmindf`.

d. *Non-Centrality Parameter (NCP)*.

Dalam Wijanto (2008:52) *NCP* merupakan ukuran perbedaan antara \sum dengan $\sum(\Theta)$ yang bisa dihitung dengan rumus :

$$NCP = X^2 - df$$

Dimana df adalah *degree of freedom*.

Seperti X^2 , NCP juga merupakan ukuran *badness of fit* dimana semakin besar perbedaan antara \sum dengan $\sum(\Theta)$ semakin besar nilai NCP. Jadi, kita perlu mencai NCP yang nilainya kecil atau rendah.

e. *Scaled Non-Centrality Parameter (SNCP)*.

Dalam Wijanto (2008:53) SNCP merupakan pengembangan dari NCP dengan memperhitungkan ukuran sampel seperti dibawah ini (McDonald dan Marsh, 1990) :

$$\text{SNCP} = (\mathbf{X}^2 - df) / n$$

Dimana n adalah ukuran sampel.

f. *Goodness of Fit Index (GFI)*.

Pada awalnya GFI diusulkan oleh Jöreskog dan Sörbom dalam Wijanto (2008:53) untuk estimasi dengan ML dan ULS, kemudian digeneralisir ke metode estimasi yang lain oleh Tanaka dan Huba (1985). GFI dapat diklasifikasikan sebagai ukuran kecocokan absolut, karena pada dasarnya GFI membandingkan model yang dihipotesiskan dengan tidak ada model sama sekali ($\sum(\Theta)$). Rumus dari GFI adalah sebagai berikut :

$$\text{GFI} = 1 - \frac{F}{F_0}$$

Di mana :

F : Nilai minimum dari F untuk model yang dihipotesiskan.

F_0 : Nilai minimum dari F , ketika tidak ada model yang dihipotesiskan.

Nilai GFI berkisar antara 0 (*poor fit*) sampai 1 (*perfect fit*), dan nilai $\text{GFI} \geq 0.90$ merupakan *good fit* (kecocokan yang baik), sedangkan $0.80 \leq \text{GFI} < 0.90$ sering disebut sebagai *marginal fit*. Program AMOS akan memberikan nilai GFI dengan perintah `\gfi`.

g. *Root Mean Square Residual (RMR) / (RMSR)*.

Dalam Wijanto (2008:53) RMR mewakili nilai rerata residual yang diperoleh dari mencocokkan matrik varian-kovarian dari model yang dihipotesiskan dengan matrik varian-kovarian dari data sampel. Residual-residual ini adalah relatif terhadap ukuran dari varian-kovarian teramati, sehingga sukar diinterpretasikan. Oleh karena itu residual-residual ini paling baik diinterpretasikan dalam matrik dari matrik korelasi (Hu dan Bentler, 1995). *Standardized RMR* mewakili nilai rerata seluruh *standardized residuals*, dan mempunyai tentang dari 0 ke 1. Model yang mempunyai kecocokan baik (*good fit*) akan mempunyai nilai *Standardized RMR/RMSR* lebih kecil dari 0.05. Rumus perhitungan RMSR adalah sebagai berikut :

$$RMSR = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^i (s_{ij} - \sigma_{ij})^2}{p(p+1)/2}}$$

Program AMOS akan perintah \rmr.

h. *Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA).*

Indeks ini pertama kali diusulkan oleh Steinger dan Lind dalam Wijanto (2008:54) dan dewasa ini merupakan salah satu indeks yang informatif dalam SEM. Rumus perhitungan RMSEA adalah sebagai berikut :

$$RMSEA = \sqrt{\frac{F_0}{df}}$$

Dimana $F_0 = \text{Mull} - df/(n-1), 0\}$

Nilai RMSEA juga bisa diperoleh dengan rumus alternative sebagai berikut :

$$RMSEA = \sqrt{\frac{\chi^2 - p(p+q)/2-q}{(n-1)p(p+q)/2-q}}$$

Dimana $\chi^2 =$
 $q =$
 $p =$ jumlah variabel indikator
 $n =$ jumlah sampel

Nilai $RMSEA \leq 0,05$ menandakan *close fit*, sedangkan $0,05 \leq RMSEA \leq 0,08$ menunjukkan *good fit* (Brown dan Cudeck, 1993). McCallum (1996) mengolaborasi lebih jauh berkaitan dengan *cut point* ini dengan menambahkan bahwa nilai RMSEA antara 0.08 sampai 0.10 menunjukkan *mediocre (marginal) fit*, serta nilai $RMSEA \geq 0.10$ menunjukkan *poor fit*. Hasil uji empiris RMSEA cocok untuk menguji model konfirmatori atau *competing model strategy* dengan jumlah sampel besar. Program AMOS akan memberikan nilai RMSEA dengan perintah \rmsea.

i. *Single Sampel Cross-Validation Index/Expected Cross-Validation Index (ECVI).*

ECVI diusulkan sebagai sarana untuk menilai, dalam sampel tunggal, *likelihood* bahwa model divalidasi silang (*cross-validated*) dengan sampel-sampel dengan ukuran yang sama dari populasi yang sama (Browne dan Cudeck, 1989) dalam Wijanto (2008:54). ECVI digunakan untuk perbandingan model dan semakin kecil ECVI sebuah model semakin baik tingkat kecocokannya. Nilai ECVI dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut :

$$ECVI = F + \frac{2q}{n-1}$$

Dimana $n =$ Ukuran sampel.
 $q =$ Jumlah parameter yang diestimasi.

2. Ukuran Kecocokan Inkremental.

Ukuran kecocokan inkremental membandingkan model yang diusulkan dengan model dasar (*baseline model*) yang sering disebut sebagai *null model* atau *independence model* dan *saturated model*. *Null model* merupakan model yang tingkat kecocokan model-data paling buruk (“*worst fit*”). *Saturated model* merupakan yang tingkat kecocokan model-data paling baik (“*best fit*”). Model dasar atau *null model* ini adalah model di mana semua variabel di dalam model bebas satu sama lain (atau semua korelasi di antara variabel adalah nol) dan paling dibatasi (*most restricted*), Byrne (1998) dalam Wijanto (2008:55).

Konsep kecocokan inkremental akan menempatkan tingkat kecocokan model-data berada diantara *null model* dan *saturated model*. Tingkat kecocokan model-data yang berada diantara *null model* dan *saturated model* disebut *nested model*, Mueller dalam Wijanto (2008:55). Ukuran kecocokan inkremental ini mengandung ukuran yang mewakili sudut pandang *comparative fit to base model*. Semakin dekat ke *saturated model* akan semakin baik tingkat kecocokannya. Dari berbagai ukuran kecocokan inkremental, ukuran-ukuran yang biasanya digunakan untuk mengevaluasi SEM ialah :

a. Goodness of Fit Index (AGFI).

Menurut Widarjono (2010 : 283) uji kelayakan model analisis faktor konfirmatori juga bisa dievaluasi dengan menggunakan *Goodness of Fit Index* (GFI). GFI dihitung dengan menggunakan formula sebagai berikut :

$$GFI = 1 - \frac{tr[(\Sigma^{-1}S-I)^2]}{tr[(\Sigma^{-1}S)^2]}$$

Dimana tr = *trace matriks*
 S = kovarian matriks awal
 S = kovarian matriks model
 I = identitas matriks

Uji kelayakan GFI ini seperti nilai koefisien determinasi (R^2) di dalam uji kelayakan atau kebaikan hasil regresi, nilainya $0 \leq GFI \leq 1$. Semakin mendekati 0 maka semakin tidak layak model. Sebagai *rule of thumb* biasanya model dianggap layak bila nilai $GFI \geq 0.90$ sebagai *cut off value*-nya.

b. Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI).

AGFI adalah perluasan dari GFI yang disesuaikan dengan rasio antara *degree of freedom* dari *null / independence / baseline model* dengan *degree of freedom* dari model yang dihipotesiskan atau diestimasi, Jöreskog dan Sörbom dalam Wijanto (2008:56). AGFI dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut :

$$\begin{aligned} AGFI &= 1 - \frac{df_0}{df_h} (1-GFI) \\ &= 1 - \frac{df_0}{df_h} (1-GFI) \end{aligned}$$

Dimana :

df_0 = *degree of freedom* dari tidak ada model = p.

P = jumlah varian dan kovarian dari variabel teramati.

df_h = *degree of freedom* dari model yang dihipotesiskan.

Sepertihalnya GFI, nilai AGFI berkisar antara 0 sampai 1 dan nilai AGFI $\geq 0,90$ menunjukkan *good fit*. Sedangkan $0,80 \leq GFI < 0,90$ sering disebut sebagai *marginal fit*. Program AMOS akan memberikan nilai AGFI dengan perintah \agfi.

c. *Tucker-Lewis Index / Non Normed Fit Index (TLI/NNFI)*.

TLI (*Tucker-Lewis Index*) pertama kali diusulkan sebagai sarana untuk mengevaluasi analisis faktor yang kemudian diperluas untuk SEM. TLI yang juga dikenal sebagai *Non Normed Fit Index* (NNFI). Bentler dan Bonnet dalam Wijanto (2008:56) diperoleh dengan rumus sebagai berikut :

$$\text{TLI} = \frac{(X_i^2 / df_i) - (X_h^2 / df_h)}{(X_i^2 / df_i) - 1}$$

Dimana X_i^2 = *chi square* dari *null/independence* model.

X_h^2 = *chi square* dari model yang dihipotesiskan.

df_i = *degree of freedom* dari *null model*.

df_h = *degree of freedom* dari model yang dihipotesiskan.

Nilai TLI berkisar antara 0 sampai 1,0 dengan nilai TLI $\geq 0,90$ menunjukkan *good fit* dan $0,80 \leq TLI < 0,90$ adalah *marginal fit*. Program AMOS akan memberikan nilai TLI dengan perintah \tli.

d. *Normed Fit Index (NFI)*.

Selain NNFI, Bentler dan Bonnet dalam Wijanto (2008 : 57) juga mengusulkan ukuran GOF yang dikenal sebagai NFI. NFI ini mempunyai nilai yang berkisar dari 0 sampai 1. Nilai NFI $\geq 0,90$ menunjukkan *good fit*, sedangkan $0,80 \leq NFI < 0,90$ sering disebut sebagai *marginal fit*. Untuk memperoleh nilai NFI dapat digunakan rumus dibawah ini :

$$\text{NFI} = \frac{(X_i^2 - X_h^2)}{X_i^2}$$

Program AMOS akan memberikan nilai NFI dengan perintah \nfi.

e. *Relative Fit Index (RFI)*.

RFI dari Bollen dalam Wijanto (2008 : 57) dapat dihitung menggunakan rumus :

$$\text{RFI} = 1 - \frac{F_h / df_h}{F_i / df_i}$$

Dimana F_h = nilai minimum F dari model yang dihipotesiskan.
 F_i = nilai minimum F dari model *null/independence*.

Seperti nilai NFI, nilai RFI akan berkisar dari 0 sampai 1. Nilai RFI $\geq 0,90$ menunjukkan *good fit*, sedangkan $0,80 \leq RFI < 0,90$ sering disebut sebagai *marginal fit*.

f. *Incremental Fit Index (IFI)*.

Selain RFI, Bollen dalam Wijanto (2008 : 57) juga mengusulkan IFI, yang nilainya dapat diperoleh dari :

$$IFI = \frac{nF_i - nF_h}{nF_i - df_h}$$

Nilai IFI akan berkisar dari 0 sampai 1. Nilai IFI $\geq 0,90$ menunjukkan *good fit*, sedangkan $0,80 \leq IFI < 0,90$ sering disebut sebagai *marginal fit*.

g. *Comparative Fit Index (CFI)*.

Bentler dalam Wijanto (2008 : 58) menambah perbendaharaan kecocokan inkremental melalui CFI, yang nilainya dapat dihitung dengan rumus :

$$CFI = 1 - \frac{l_1}{l_2}$$

Dimana $l_1 = \max (l_h, 0)$ dan $l_2 = \max (l_h, l_i, 0)$.
 $l_h = [(n - 1) F_h - df_h]$ dan
 $l_i = [(n - 1) F_i - df_i]$.

Nilai CFI akan berkisar dari 0 sampai 1. Nilai CFI $\geq 0,90$ menunjukkan *good fit*, sedangkan $0,80 \leq CFI < 0,90$ sering disebut sebagai *marginal fit*.

3. Ukuran Kecocokan Parsimoni.

Menurut Wijanto (2008:58) model dengan parameter relatif sedikit (dan *degree of freedom* relatif banyak) sering dikenal sebagai model yang mempunyai parsimoni atau kehematan tinggi. Sedangkan model dengan banyak parameter (dan *degree of freedom* sedikit) dapat dikatakan model yang kompleks dan kurang parsimoni. Ukuran kecocokan parsimoni mengaitkan GOF model dengan jumlah parameter yang diestimasi, yakni yang diperlukan untuk mencapai kecocokan pada tingkat tersebut. Dalam hal ini, parsimoni dapat didefinisikan sebagai memperoleh *degree of fit* (derajat kecocokan) setinggi-tingginya untuk setiap *degree of freedom*. Dengan demikian, parsimoni yang tinggi yang lebih baik.

Dari berbagai ukuran kecocokan parsimoni, ukuran-ukuran yang biasanya digunakan untuk mengevaluasi SEM ialah :

1. *Parsimonious Normed Fit Index (PNFI)*.

Menurut James, Mulaik dan Brett dalam Wijanto (2008 : 59) PNFI merupakan modifikasi dari NFI. PNFI memperhitungkan banyaknya *degree of freedom* untuk mencapai suatu tingkat kecocokan. PNFI didefinisikan sebagai berikut:

$$\text{PNFI} = x \frac{\text{df}_h}{\text{df}_i} \text{NFI}$$

Dimana df_h = *degree of freedom* dari model yang dihipotesiskan.
 df_i = *degree of freedom* dari *independence/null* model.

Nilai PNFI yang lebih tinggi yang lebih baik. Penggunaan PNFI terutama untuk perbandingan dua atau lebih model yang mempunyai *degree of freedom* berbeda. PNFI digunakan untuk membandingkan model-model alternatif, dan tidak ada rekomendasi tingkat kecocokan yang dapat diterima. Meskipun demikian ketika membandingkan 2 model, perbedaan nilai PNFI sebesar 0,06 sampai 0,09 menandakan perbedaan model yang cukup besar (Hair *et.al.*, 1998). Program AMOS akan menghasilkan nilai PNFI dengan perintah \pnfi.

2. *Parsimonious Goodness of Fit Index* (PGFI).

Berbeda dengan AGFI yang memodifikasi GFI berdasarkan *degree of freedom*, PGFI berdasarkan parsimoni dari model yang diestimasi, Mulaik *et.al.*, dalam Wijanto (2008:59). PGFI melakukan penyesuaian terhadap GFI dengan cara sebagai berikut :

$$\text{PGFI} = x \frac{\text{df}_h}{\text{df}_0} \text{GFI}$$

Nilai PGFI berkisar antara 0 dan 1, dengan nilai yang lebih tinggi menunjukkan model parsimoni yang lebih baik. Program AMOS akan memberikan nilai PGFI dengan perintah \pgfi.

3. *Normed Chi-square*.

Jöreskog dalam Wijanto (2008:59) mengusulkan bahwa X^2 disesuaikan menggunakan *degree of freedom* untuk menilai kecocokan model dari berbagai model. *Normed Chi Square* diperoleh melalui :

$$\text{Normed } X^2 = X^2 / \text{df}_h$$

Nilai *Normed Chi Square* yang disarankan adalah di antara batas bawah adalah 1,0 dan batas atas adalah 2,0 atau 3,0 atau lebih longgar 5,0.

4. *Akaike Information Criterion* (AIC).

AIC merupakan ukuran yang berdasarkan atas *statistical information theory* (Akaike dalam Wijanto, 2008:60). Serupa dengan PNFI, AIC adalah ukuran yang digunakan untuk membandingkan beberapa model dengan jumlah konstruk yang berbeda. AIC dapat dihitung menggunakan rumus :

$$AIC = X^2 + 2 * q$$

Dimana q = jumlah parameter yang diestimasi.

Nilai AIC yang kecil dan mendekati nol menunjukkan kecocokan yang lebih baik, serta parsimoni yang lebih tinggi. AIC yang kecil lazimnya terjadi ketika nilai X^2 kecil diperoleh melalui sedikit parameter yang diestimasi. Hal ini menunjukkan tidak hanya kecocokan yang baik saja, tetapi juga model yang diestimasi tidak *overfitting*.

5. Consistent Akaike Information Criterion (CAIC).

Bozdogan dalam Wijanto (2008 : 60) menyatakan bahwa AIC memberikan penalti hanya berkaitan dengan *degree of freedom* dan tidak berkaitan dengan ukuran sampel. Oleh karena itu ia mengusulkan CAIC yang mengikutsertakan ukuran sampel sebagai berikut :

$$CAIC = X^2 + (1 + \ln n) * q$$

Dimana n adalah jumlah observasi.

4. Ukuran Kecocokan Lainnya.

Menurut Hoelter's dalam Wijanto (2008:60) ukuran kecocokan di luar ketiga kategori di atas salah satunya adalah "critical N" atau CN adalah ukuran sampel terbesar yang dapat digunakan untuk menerima hipotesis bahwa model tersebut benar. Hoelter's CN digunakan untuk mengestimasi ukuran sampel yang mencukupi untuk menghasilkan kecocokan model bagi sebuah uji X^2 , Hu dan Bentler (1995). CN dapat diperoleh melalui rumus :

$$CN = \frac{X^2_{1-\alpha}}{F_h} + 1$$

Dimana $X^2_{1-\alpha}$ adalah $1 - \alpha$ percentile chi square distribution.

Hoelter mengusulkan bahwa Nilai $CN \geq 200$ merupakan indikasi bahwa sebuah kecocokan yang baik atau memuaskan dicapai, Arbuckle dan Wothke (1999).

D. Ringkasan Uji Kecocokan dan Pemeriksaan Kecocokan.

Ringkasan pembahasan tentang uji kecocokan serta batas-batas nilai (*cut off value*) yang menunjukkan tingkat kecocokan yang baik (*good fit*) untuk setiap GOF (*Goodness Of Fit*) dapat dilihat pada tabel 4.2. Perbandingan Ukuran-ukuran GOF berikut ini :

Tabel 4.2. Perbandingan Ukuran-ukuran GOF.

Jenis Ukuran GOF	Tingkat Kecocokan yang Bisa Diterima
<i>Absolute Fit Measures</i>	
<i>Statistic Chi-square (X^2)</i>	Mengikuti uji statistik yang berkaitan dengan persyaratan signifikan. <i>Semakin kecil semakin baik.</i>
<i>Non-Centrality Parameter</i>	Dinyatakan dalam bentuk spesifikasi ulang dari <i>Chi-square</i> .

Jenis Ukuran GOF	Tingkat Kecocokan yang Bisa Diterima
<i>Absolute Fit Measures</i>	
(NCP)	<i>Penilaian didasarkan atas perbandingan dengan model lain. Semakin kecil semakin baik.</i>
<i>Scaled NCP (SNCP)</i>	<i>NCP yang dinyatakan dalam bentuk rata-rata perbedaan setiap observasi dalam rangka perbandingan antar model. Semakin kecil semakin baik.</i>
<i>Goodness of Fit Index (GFI)</i>	<i>Nilai berkisar antara 0-1, dengan nilai lebih tinggi adalah lebih baik. $GFI \geq 0,90$ adalah <i>good-fit</i>, sedangkan $0,80 \leq GFI < 0,90$ adalah <i>marginal fit</i>.</i>
<i>Root Mean Square Residual (RMSR) atau RMR</i>	<i>Residual rata-rata antara matrik (korelasi atau kovarian) teramati dan hasil estimasi. $Standardized RMR \leq 0,05$ adalah <i>good fit</i>.</i>
<i>Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA)</i>	<i>Rata-rata perbedaan per <i>degree of freedom</i> yang diharapkan terjadi dalam populasi dan bukan dalam sampel. $RMSEA \leq 0,08$ adalah <i>good fit</i>, sedangkan $RMSEA < 0,05$ adalah <i>close fit</i>.</i>
<i>Expected Cross Validation Index (ECVI)</i>	<i>Digunakan untuk perbandingan antar model. Semakin kecil semakin baik. Pada model tunggal, nilai ECVI dari model yang mendekati nilai <i>saturated ECVI</i> menunjukkan <i>good fit</i>.</i>
<i>Incremental Fit Measures</i>	
<i>Tucker Lewis Index atau Non Normed Fit Index (TLI atau NNFI)</i>	<i>Nilai berkisar antara 0-1, dengan nilai lebih tinggi adalah lebih baik. $TLI \geq 0,90$ adalah <i>good-fit</i>, sedangkan $0,80 \leq TLI < 0,90$ adalah <i>marginal fit</i>.</i>
<i>Normed Fit Index (NFI)</i>	<i>Nilai berkisar antara 0-1, dengan nilai lebih tinggi adalah lebih baik. $NFI \geq 0,90$ adalah <i>good-fit</i>, sedangkan $0,80 \leq NFI < 0,90$ adalah <i>marginal fit</i>.</i>
<i>Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI)</i>	<i>Nilai berkisar antara 0-1, dengan nilai lebih tinggi adalah lebih baik. $AGFI \geq 0,90$ adalah <i>good-fit</i>, sedangkan $0,80 \leq AGFI < 0,90$ adalah <i>marginal fit</i>.</i>
<i>Relative Fit Index (RFI)</i>	<i>Nilai berkisar antara 0-1, dengan nilai lebih tinggi adalah lebih baik. $RFI \geq 0,90$ adalah <i>good-fit</i>, sedangkan $0,80 \leq RFI < 0,90$ adalah <i>marginal fit</i>.</i>
<i>Incremental Fit Index (IFI)</i>	<i>Nilai berkisar antara 0-1, dengan nilai lebih tinggi adalah lebih baik. $IFI \geq 0,90$ adalah <i>good-fit</i>, sedangkan $0,80 \leq IFI < 0,90$ adalah <i>marginal fit</i>.</i>
<i>Comperative Fit Index (CFI)</i>	<i>Nilai berkisar antara 0-1, dengan nilai lebih tinggi adalah lebih baik. $CFI \geq 0,90$ adalah <i>good-fit</i>, sedangkan $0,80 \leq CFI < 0,90$ adalah <i>marginal fit</i>.</i>
<i>Parsimonious Fit Measures</i>	
<i>Parsimonious Goodness of Fit Index (PGFI)</i>	<i>Spesifikasi ulang dari GFI, dimana nilai lebih tinggi menunjukkan <i>parsimoni</i> yang lebih besar. Ukuran ini digunakan untuk perbandingan di antara model-model.</i>
<i>Normed Chi Square</i>	<i>Rasio antara <i>Chi-square</i> dibagi <i>degree of freedom</i>. Nilai yang disarankan : batas bawah : 1,0, batas atas : 2,0 atau 3,0 dan yang lebih longgar 5,0.</i>
<i>Parsimonious Normed Fit Index (PNFI)</i>	<i>Nilai tinggi menunjukkan kecocokan lebih baik; hanya digunakan untuk perbandingan antara model alternatif.</i>
<i>Akaike Information Criterion</i>	<i>Nilai positif lebih kecil menunjukkan <i>parsimoni</i> lebih baik;</i>

Jenis Ukuran GOF	Tingkat Kecocokan yang Bisa Diterima
<i>Absolute Fit Measures</i>	
(AIC)	<i>digunakan untuk perbandingan antara model. Pada model tunggal, nilai AIC dari model yang mendekati nilai saturated AIC menunjukkan good fit.</i>
<i>Consistent Akaike Information Criterion (CAIC)</i>	<i>Nilai positif lebih kecil menunjukkan parsimony lebih baik; digunakan untuk perbandingan antara model. Pada model tunggal, nilai CAIC dari model yang mendekati nilai saturated CAIC menunjukkan good fit.</i>
Ukuran GOFI Lain	
<i>Critical "N" (CN)</i>	<i>CN ≥ 200 menunjukkan ukuran sampel mencukupi untuk digunakan mengestimasi model. Kecocokan yang memuaskan atau baik.</i>

Sumber : Wijanto (2008:62).

E. Contoh Uji Kecocokan (*Goodness of Fit Test*)

Dari sekian banyak (ada 25) kriteria pengujian GOF, dalam praktek penelitian empiris, seorang peneliti tidak dituntut untuk memenuhi semua kriteria *goodness of fit*, akan tetapi tergantung dari *judgment* masing-masing peneliti. Menurut Hair *et al.* (2010) dalam Latan (2012:49) penggunaan 4 – 5 kriteria *goodness of fit* dianggap sudah mencukupi untuk menilai kelayakan suatu model, asalkan masing-masing kriteria dari *goodness of fit* yaitu *absolute fit indices*, *incremental fit indices*, dan *parsimony fit indices* terwakili.

Untuk menguji sebuah model variable agar diketahui signifikansinya dengan pendekatan Confirmatory Analysis (CFA) ataupun Persamaan Structural Lengkap (PSL) untuk diketahui apakah model telah fit, diperlukan uji GOF. Kriteria uji GOF yang paling sering dipakai selalu memperhatikan keterwakilan dari tiga kelompok GOF, yaitu *absolut*, *incremental* dan *parsimonius*. Tabel 4.3. adalah kriteria pengujian *Goodness Of Fit Index Statistics* dalam metode SEM.

Tabel 4.3. *Goodness Of Fit Index Statistics* SEM.

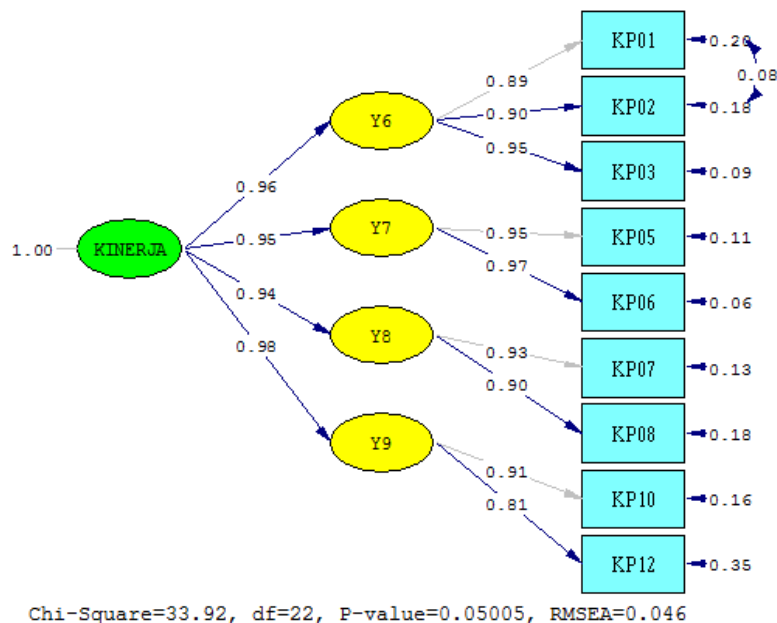
No	Kriteria	Cut off Value (Nilai Batas)
1	χ^2 (<i>Chi Square</i>)	$\leq \alpha.df$ (lebih kecil dari χ^2 tabel)
2	<i>Significance probability (p)</i>	$\geq 0,05$
3	GFI	$\geq 0,90$
4	AGFI	$\geq 0,90$
5	CFI	$\geq 0,90$
6	NNFI / TLI	$\geq 0,90$
7	RMSEA	$\leq 0,08$
8	RMR	$\leq 0,05$

Sumber : Ghazali (2012:29), Wijanto (2008, 61-62), Waluyo (2011:24), Wijaya (2009:7) dan Widarjono (2010:282-284).

1. Pengukuran Variable dengan Uji *Confirmatory Factor Analysis* (CFA).

a. Uji CFA Variabel Tunggal Kinerja Pegawai (Contoh Analisis dengan LISREL 8.80)

Berdasarkan kajian teori, definisi konseptual dan operasional **kinerja pegawai** diperoleh kuesioner kepemimpinan yang akan diuji signifikansinya dengan melakukan beberapa tahapan atau iterasi untuk mendapatkan model yang fit dengan GOF yang baik, sehingga akan muncul hasil diagram yang sudah *fit* seperti terlihat pada **Gambar 4.3. Diagram Uji CFA Variabel kinerja pegawai** yang telah *Fit* sebagai berikut:



Gambar 4.3. Diagram Uji CFA Variabel Kinerja Pegawai yang telah Fit.

Dari gambar 4.3. diagram variabel Kinerja Pegawai yang sudah fit, akan diperoleh *run out* atau hasil Goodness of Fit Statistics seperti terlihat di bawah ini.

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 22
 Minimum Fit Function Chi-Square = 148.12 (P = 0.0)
 Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 140.85 (P = 0.0)
 Satorra-Bentler Scaled Chi-Square = 33.92 (P = 0.050)
 Chi-Square Corrected for Non-Normality = 38.52 (P = 0.016)
 Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 11.92
 90 Percent Confidence Interval for NCP = (0.0 ; 31.76)

Minimum Fit Function Value = 0.58
 Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.047
 90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.0 ; 0.13)
 Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.046
 90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.0 ; 0.075)
 P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.55

Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 0.31
 90 Percent Confidence Interval for ECVI = (0.27 ; 0.39)
 ECVI for Saturated Model = 0.35
 ECVI for Independence Model = 22.29

Chi-Square for Independence Model with 36 Degrees of Freedom = 5643.82
 Independence AIC = 5661.82
 Model AIC = 79.92
 Saturated AIC = 90.00
 Independence CAIC = 5702.69
 Model CAIC = 184.37
 Saturated CAIC = 294.36
 Normed Fit Index (NFI) = 0.99
 Non-Normed Fit Index (NNFI) = 1.00
 Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.61
 Comparative Fit Index (CFI) = 1.00
 Incremental Fit Index (IFI) = 1.00
 Relative Fit Index (RFI) = 0.99

Critical N (CN) = 302.70

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.012
 Standardized RMR = 0.031
 Goodness of Fit Index (GFI) = 0.89
 Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.78
 Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.44

Untuk mengetahui apakah **Gambar 4.3. Kinerja pegawai sudah fit**, perlu diuji dengan hasil *Goodness of Statistik* sesuai **Table 4.3. Hasil Uji GOF Kinerja Pegawai_Fit** sebagai berikut :

Tabel 4.4. Hasil Uji GOF Kinerja Pegawai_Fit.

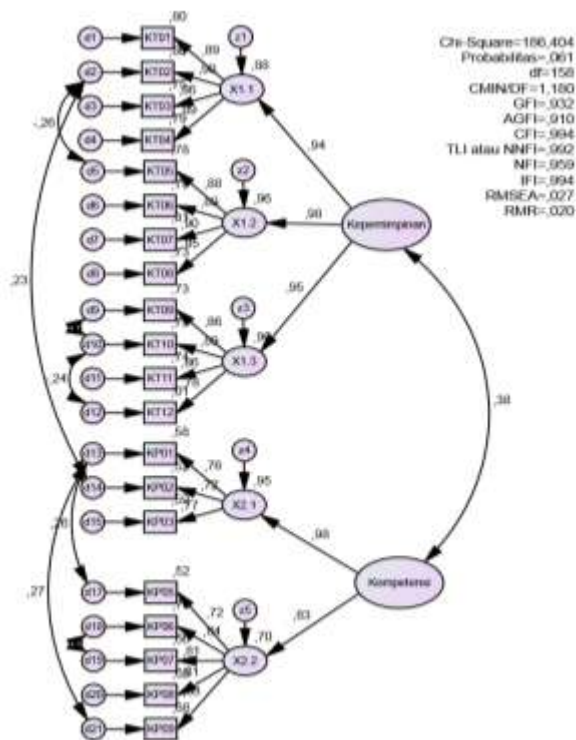
No	Kriteria	Cut off Value (Nilai Batas)	Hasil	Kesimpulan
1	X^2 chi square (df=22, $\alpha= 0,005$)	$\leq 42,79$	33,92	Fit
2	Significance probability	$\geq 0,05$	0,05	Fit
3	GFI	$\geq 0,90$	0,89	Fit
4	AGFI	$\geq 0,90$	0,78	Marginal Fit
5	CFI	$\geq 0,90$	1,00	Fit
6	NNFI/TLI	$\geq 0,90$	1,00	Fit
7	NFI	$\geq 0,90$	0,99	Fit
7	RMSEA	$\leq 0,08$	0,04	Fit
8	RMR	$\leq 0,05$	0,01	Fit

Sumber : Data Primer Diolah Peneliti Dengan Lisrel 8.80.

Tabel 4.4. **Hasil Uji GOF Kinerja Pegawai_Fit** di atas mengindikasikan bahwa pada iterasi tersebut usaha pengukuran model variable kinerja pegawai telah menghasilkan *goodness of fit* yang baik. Dengan demikian, variable yang telah *fit* atau signifikan ini dapat digunakan dalam tahap pengujian Persamaan Struktural Lengkap (PSL).

b. Uji CFA Variabel Eksogen Gabungan – Kepemimpinan dan Kompetensi (Contoh Analisis dengan AMOS)

Berdasarkan kajian teori, definisi konseptual dan operasional **Variabel kepemimpinan dan kompetensi**, kemudian dilakukan analisis dengan beberapa tahapan atau iterasi sehingga diperoleh model yang sudah *fit* seperti terlihat pada **Gambar 4.4. Diagram Uji CFA Variabel Eksogen Gabungan – kepemimpinan dan kompetensi fit** yang akan diuji signifikansinya dengan GOF sebagai berikut :



Gambar 4.4. Diagram Uji CFA Variabel Eksogen Gabungan – Kepemimpinan dan Kompetensi Fit.

Berdasarkan Gambar 4.4 di atas dapat dibuatkan tabel 4.5. Hasil Uji CFA variabel eksogen gabungan yang sudah *fit*, untuk mengetahui apakah model sudah memenuhi kriteria yang dipersyaratkan.

Tabel 4.5. Hasil Uji CFA Variabel Eksogen Gabungan – Kepemimpinan dan Kompetensi yang telah Fit.

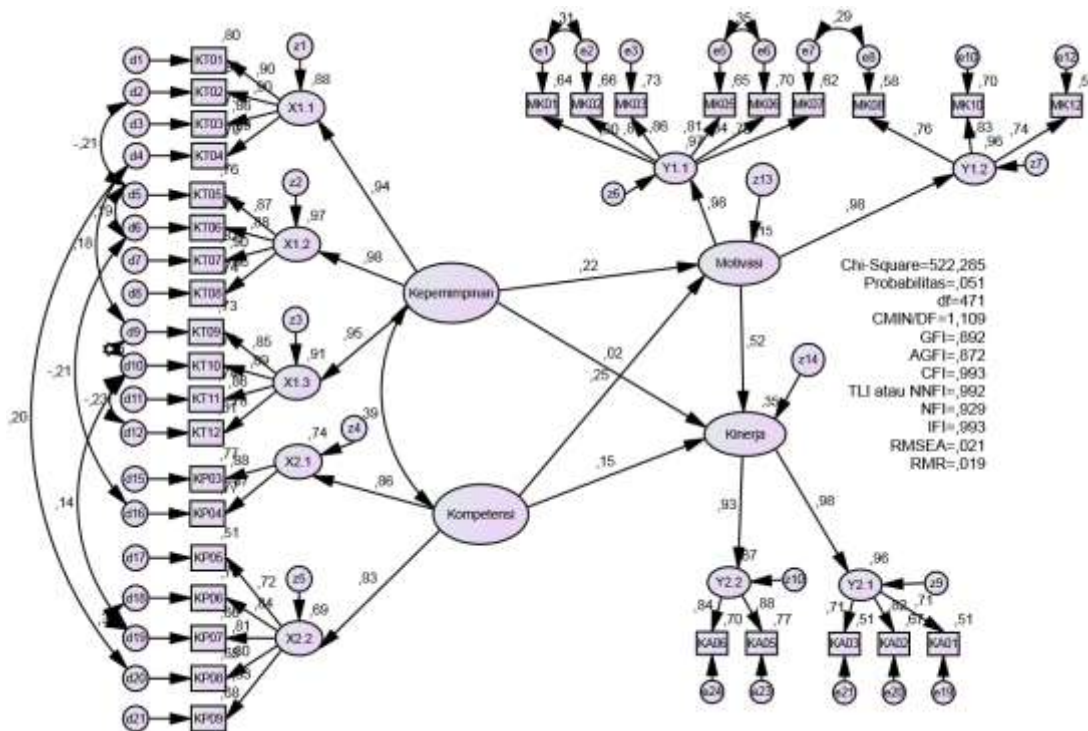
No	Kriteria	Cut off Value (Nilai Batas)	Hasil	Kesimpulan
1	X^2 chi square (df=158, $\alpha=0,005$)	$\leq 207,53$	186,40	Fit
2	Significance probability	$\geq 0,05$	0,06	Fit
3	GFI	$\geq 0,90$	0,93	Fit
4	AGFI	$\geq 0,90$	0,91	Marginal Fit
5	CFI	$\geq 0,90$	0,99	Fit
6	NNFI/TLI	$\geq 0,90$	0,99	Fit
7	NFI	$\geq 0,90$	0,95	Fit
7	RMSEA	$\leq 0,08$	0,02	Fit
8	RMR	$\leq 0,05$	0,02	Fit

Sumber : Data Primer Diolah Peneliti Dengan Amos.

2. Pengukuran Persamaan Struktural dengan GOF (Contoh Analisis dengan AMOS 21).

Selesai melakukan analisis pada pengukuran model variable (*measurement variable*) dan telah dihasilkan model baik atau *fit* baik melalui pengujian CFA variabel tunggal maupun CFA variabel gabungan (eksogen dan endogen), maka masing-masing model telah *fit* di bentuk menjadi satu *full model* untuk pengukuran model struktural SEM.

Pada uraian selanjutnya hanya akan dipaparkan model akhir dari tahap analisis SEM pengukuran struktural. Hasil analisis SEM pada tahap *full model fit* dapat dilihat pada Gambar 4.5. di bawah ini :



Gambar 4.5. Diagram Uji Struktural Full Model Fit.

Untuk mengetahui apakah Gambar 4.5. Diagram Uji Struktural Full Model Fit, perlu diuji dengan hasil *Goodness of Statistik* sesuai Table 4.6. Hasil Uji GOF Diagram Uji Struktural Full Model Fit sebagai berikut :

Tabel 4.6. Hasil Uji GOF Pengujian Struktural Full Model Fit

No	Kriteria	Cut off Value (Nilai Batas)	Hasil	Kesimpulan
1	X^2 -chi square (df=471, $\alpha=0,005$)	$\leq 553,80$	522,28	Fit
2	Significance probability	$\geq 0,05$	0,05	Fit
3	GFI	$\geq 0,90$	0,89	Fit
4	AGFI	$\geq 0,90$	0,87	Marginal Fit
5	CFI	$\geq 0,90$	0,99	Fit
6	NNFI/TLI	$\geq 0,90$	0,99	Fit

No	Kriteria	Cut off Value (Nilai Batas)	Hasil	Kesimpulan
7	NFI	$\geq 0,90$	0.92	Fit
7	RMSEA	$\leq 0,08$	0.02	Fit
8	RMR	$\leq 0,05$	0.01	Fit

Sumber : Data Primer Diolah Peneliti Dengan Lisrel 8.80.

Tabel 4.6. **Hasil Uji GOF Pengujian Struktural Full Model Fit** di atas mengindikasikan bahwa pada iterasi tersebut usaha pengukuran struktural *full model* telah menghasilkan *goodness of fit* yang baik. Dengan demikian, model struktural *full model fit* atau signifikan ini dapat digunakan dalam tahap pengujian Hipotesis Penelitian.

-
- A Sejarah dan Perkembangan Analisis Jalur (*Path Analysis*).**
 - B Model Korelasi, Regresi, Diagram Jalur dan Struktural**
 - 1. Model Korelasi
 - 2. Model Regresi
 - 3. Model Analisis Jalur (*Path Analysis*)
 - 4. Model Struktural
 - C Resume Beberapa Model Analisis**
 - D Menyusun Model Analisis Jalur**
 - 1. Model Regresi Berganda (*Multiple Regression*)
 - 2. Model Mediasi
 - 3. Model Kombinasi (Regresi Berganda dan Mediasi)
 - 4. Model Komplek
 - 5. Model Rekursif dan Non-Rekursif
 - E Uji Hipotesis Analisis Jalur**
-

A. Sejarah dan Perkembangan Analisis Jalur.

Analisis jalur merupakan metode penelitian yang digunakan untuk menguji kekuatan hubungan langsung dan tidak langsung diantara variabel. Hal tersebut sesuai dengan tujuan penelitian bidang pengetahuan sosial atau manajemen yaitu untuk mengetahui adanya hubungan kausal. Akan tetapi kehidupan sosial yang sebenarnya sangatlah kompleks sehingga adanya saling keterkaitan antara satu variabel dengan variabel lain yang sulit dijelaskan. Analisis jalur dapat membantu peneliti, dengan menggunakan data kuantitatif yang bersifat korelasional untuk menjelaskan proses yang bersifat kausal. Analisis jalur juga mampu memperkirakan besarnya pengaruh antara variabel yang satu terhadap variabel lain dalam hipotesis kausal (Sandjoyo, 2011:11) .

Analisis SEM adalah pengembangan dari analisis jalur (*path analysis*) sehingga analisis jalur merupakan dasar dari analisis SEM. Menurut Kuncoro dan Riduan (2007:1), mengutip Joreskog & Sorbom (1996), Bohrnstedt (1974) dan Johnson & Wichern (1992) analisis jalur (*path analysis*) dikembangkan berdasarkan serangkaian tulisan antara 1920-an hingga 1960-an oleh seorang ahli genetika yang sangat brilian Sewall Wright. Analisis jalur merupakan bentuk terapan dari analisis multiregresi yang membantu memudahkan pengujian hipotesis dari hubungan-hubungan antar variabel yang cukup rumit. Dalam analisis jalur, korelasi antar variabel dihubungkan dengan parameter dari model yang dinyatakan dengan diagram jalur atau *path diagram*.

Menurut Sarwono (2007:1) teknik analisis jalur yang dikembangkan oleh Sewall Right sebenarnya merupakan pengembangan teknik korelasi yang diurai menjadi beberapa interpretasi akibat yang ditimbulkannya. Analisis jalur memiliki kedekatan dengan regresi ganda, sehingga regresi ganda adalah bentuk khusus analisis jalur. Teknik ini dikenal sebagai model sebab-akibat (*causing modeling*). Dalam perkembangannya, saat ini analisis jalur diperluas dan diperdalam ke dalam bentuk *Structural Equation Modeling* (SEM).

Terdapat beberapa definisi analisis jalur, diantaranya :

- 1) Analisis jalur adalah suatu teknik untuk menganalisis hubungan sebab akibat yang terjadi pada regresi berganda jika variabel bebasnya mempengaruhi variabel terikat tidak hanya secara langsung, tetapi secara tidak langsung (Robert D. Rutherford, 1993),
- 2) Analisis jalur adalah pengembangan langsung bentuk regresi berganda dengan tujuan untuk memberikan estimasi tingkat kepentingan (magnitude) dan signifikansi (significance) hubungan sebab akibat hipotetikal dalam seperangkat variabel (Paul Webley, 1997), dan
- 3) Analisis jalur adalah model perluasan regresi yang digunakan untuk menguji keselarasan matriks korelasi dengan dua atau lebih model hubungan sebab akibat yang dibandingkan oleh peneliti (David Garson, 2003).

Dari beberapa definisi di atas, dapat disimpulkan bahwa analisis jalur adalah perluasan atau ekstensi dari analisis regresi berganda (*multiple regression*). Untuk tujuan peramalan atau prediksi nilai dependen variabel terhadap dasar nilai-nilai variabel independen, pola hubungan yang sesuai adalah pola hubungan regresi. *Path analysis* digunakan untuk menganalisis pola hubungan antar variabel dengan tujuan untuk mengetahui pengaruh langsung dan tidak langsung variabel bebas (*exogen*) terhadap variabel terikat (*endogen*).

Menurut Abdurahman dan Muhidin (2007:221) model *path analysis* digunakan apabila secara teori peneliti yakin menganalisis model yang memiliki pola hubungan sebab akibat (*causal effect*). Oleh karena itu, rumusan masalah dalam kerangka *path analysis* adalah : (1). Apakah variabel eksogen berpengaruh terhadap variabel endogen? dan (2). Berapa besar pengaruh kausal langsung, tidak langsung, total dan simultan variabel eksogen terhadap endogen?

Beberapa manfaat *path analysis* diantaranya untuk :

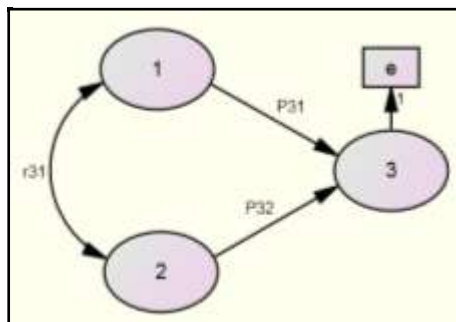
- (1). Memberikan penjelasan atau *explanation* terhadap fenomena yang dipelajari atau permasalahan yang diteliti.
- (2). Membuat prediksi nilai variabel endogen berdasarkan nilai variabel eksogen.
- (3). Mengetahui faktor dominan yaitu penentu variabel eksogen mana yang berpengaruh dominan terhadap variabel endogen, juga untuk mengetahui mekanisme pengaruh jalur-jalur variabel eksogen terhadap variabel endogen, dan
- (4). Pengujian model dengan menggunakan teori *trimming* baik untuk uji reliabilitas dari konsep yang sudah ada maupun konsep baru.

Asumsi yang mendasari *path analysis* diantaranya :

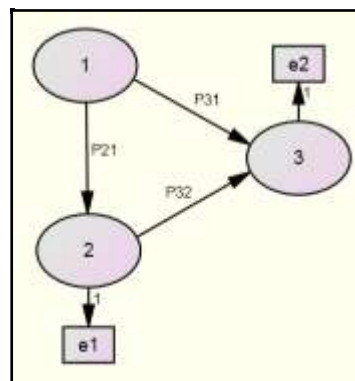
- (1). Hubungan antar variabel bersifat *linear*, adaptif dan normal,
- (2). Tidak adanya *adivity*, yaitu tidak ada efek-efek interaksi. Semua variabel residual tidak boleh berinteraksi dengan salah satu variabel dalam model yang diteliti,
- (3). Sistem aliran kausal hanya satu arah (*rekursif*) artinya tidak ada arah kausalitas terbalik non-rekursif (*reciprocal*),
- (4). Variabel terikat (*endogen*) minimal dalam skala ukur interval dan *ratio*. Jika skala belum dalam bentuk interval sebaiknya data diubah terlebih dahulu dengan *Method of Successive Interval* (MSI),

- (5). Sampling bersifat *probability sampling* sehingga memungkinkan seluruh anggota populasi memiliki peluang yang sama untuk dipilih menjadi anggota sampel. Untuk memperoleh hasil maksimal sebaiknya digunakan sampel di atas 100,
- (6). *Observed* variabel diukur tanpa kesalahan (instrumen *valid* dan *reliable*),
- (7). Sebaiknya hanya terjadi tingkat *multikolinearitas* yang rendah. Maksud *multikolinearitas* adalah dua atau lebih variabel bebas (*exogen*) masing-masing mempunyai hubungan yang sangat tinggi.
- (8). Model yang dianalisis dispesifikasi berdasarkan teori atau konsep yang relevan, artinya model yang dikaji atau diuji dibangun berdasarkan kerangka teoritis tertentu yang mampu menjelaskan hubungan kausalitas antar variabel.

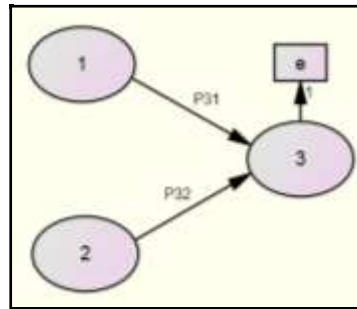
Model umum *path analysis* menurut Schumaker dan Lumox (1996:41) dalam Kuncoro dan Riduan (2007:2) terdiri dari : (1) *correlated path model*, (2) *mediated path model* dan (3) *independent path model*, yang dapat dilihat pada Gambar 5.1. di bawah ini :



Gambar 5.1.a. Correlated Path Model.



Gambar 5.1.b. Mediated Path Model.



Gambar 5.1.c. *Independent Path Model*.

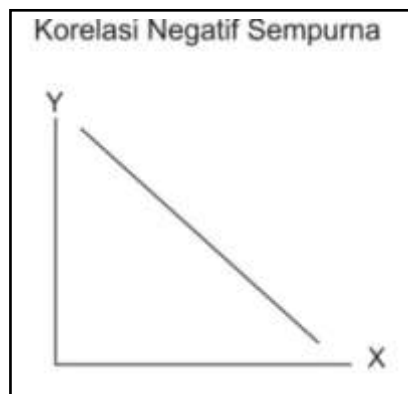
B. Model Korelasi (r) dan Koefisien Determinasi (R^2), Regresi, Diagram Jalur dan Struktural.

1. Model Korelasi dan Koefisien Determinasi (R^2)

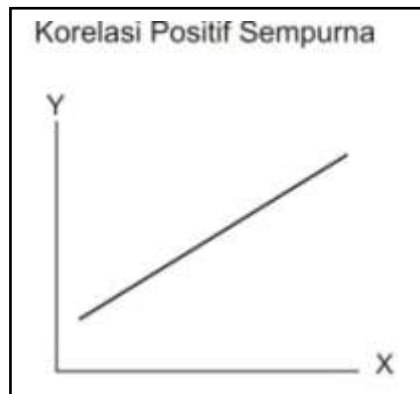
a. Model Korelasi.

Menurut Widarjono (2010:261) selain analisis regresi, analisis korelasi merupakan dasar dalam membentuk analisis jalur (*path analysis*). Berbeda dengan analisis regresi, analisis korelasi digunakan untuk mengukur kekuatan asosiasi antar variabel. Hubungan korelasional antar variabel merupakan prasyarat bagi hubungan lainnya seperti regresi atau analisis jalur.

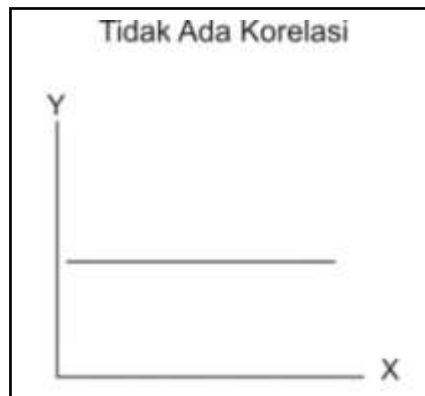
Korelasi adalah teknik mengukur derajat asosiasi antar dua variabel. Kekuatan hubungan antara dua variabel dalam suatu populasi biasanya diukur oleh koefisien korelasi (ρ) yang memiliki nilai -1 untuk korelasi negatif sempurna (*negative perfect correlation*) sampai dengan +1 untuk korelasi positif sempurna (*positive perfect correlation*). Sedangkan koefisien korelasi 0 adalah tidak ada korelasi. Ketiga jenis korelasi dapat diilustrasikan dalam Gambar 5.2. di bawah ini :



Gambar 5.2.a. *Korelasi Negatif Sempurna*.



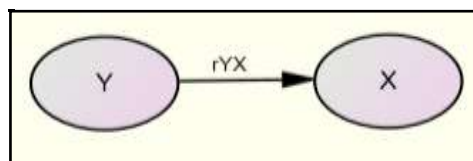
Gambar 5.2.b. Korelasi Positif Sempurna.



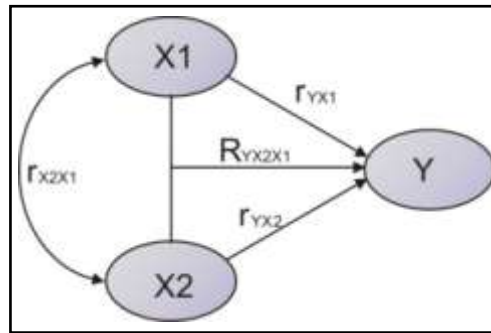
Gambar 5.2.c. Tidak Ada Korelasi.

Analisis korelasi yang populer sejak tahun 1900 dan sering digunakan dalam penelitian adalah korelasi Karl Pearson *Product Moment*. Kegunaan analisis korelasi ini untuk mengetahui derajat hubungan antara variabel bebas (independen / eksogen) dengan variabel terikat (dependen / endogen).

Model korelasi terdiri dari korelasi sederhana (*simple correlation*) dan korelasi ganda (*multiple correlation*). Secara diagramatis kedua jenis korelasi tersebut dapat dilihat Gambar 5.3. di bawah ini :

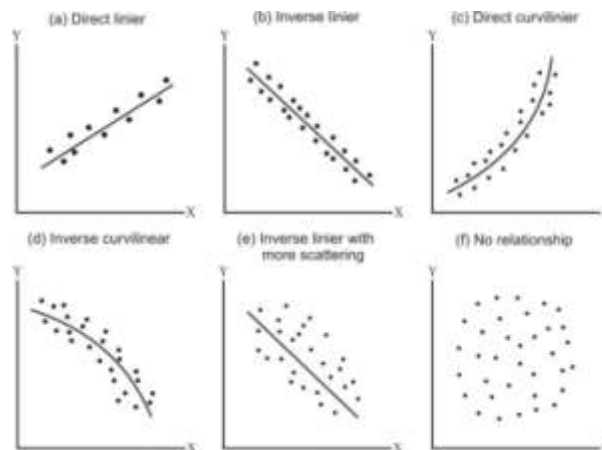


Gambar 5.3.a. Model Korelasi Sederhana (*Simple Correlation*).



Gambar 5.3.b. Korelasi Ganda (*Multiple Correlation*).

Beberapa kemungkinan hubungan antara variable *independen* dengan dependen dapat dilihat pada **Gambar 5.4. Kemungkinan Hubungan X dan Y dalam Scatter Diagram.**



Gambar 5.4. Kemungkinan hubungan X dan Y dalam *Scatter Diagram*.

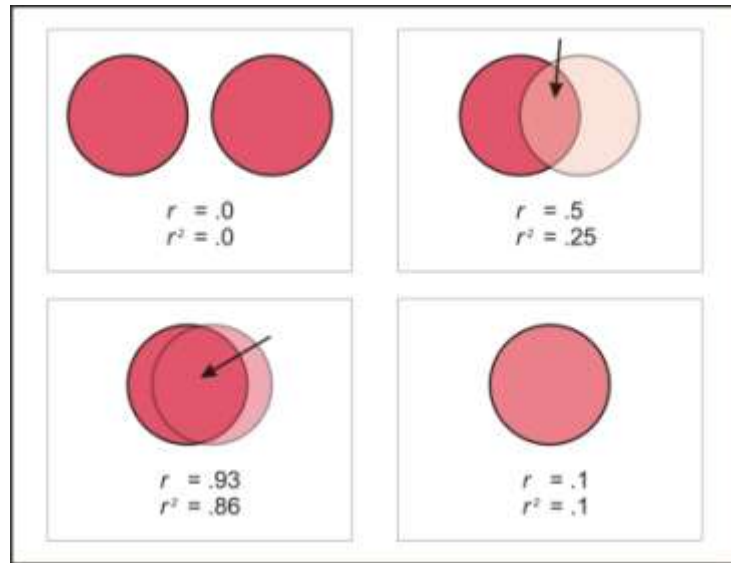
b. Koefisien Determinasi

Koefisien determinasi pada dasarnya digunakan untuk mengukur seberapa besar kekuatan atau kontribusi pada sebuah asosiasi antara dua variabel eksogen dengan endogen. Apabila dalam membuat garis regresi berasal dari data sampel maka ukuran yang dihasilkan juga berupa Koefisien Determinasi data sampel.

Formula koefisien determinasi adalah :

$$r^2 = 1 - \frac{\sum(Y - \hat{Y})^2}{\sum(Y - \bar{X})^2}$$

Perbedaan interpretasi antara koefisien korelasi (r) dengan koefisien determinasi (r^2) dapat dijelaskan pada Gambar 5.5.



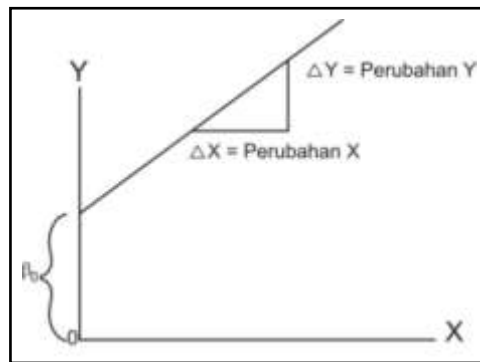
Gambar 5.5. Koefisien Determinasi

2. Model Regresi.

Istilah regresi pertama kali digunakan dalam statistik oleh Sir Francis Galton pada tahun 1877 (Levin dan Rubin, 2000:480). Galton membuat penelitian yang menunjukkan bahwa sifat tinggi badan anak yang dilahirkan ternyata menurun (*regress*) dari tinggi badan orang tuanya. Kemudian Galton menggunakan kata “regresi” untuk menamakan analisis proses prediksi keterkaitan antara variabel tinggi badan anak dengan tinggi badan orang tuanya. Perkembangan selanjutnya para peneliti menggunakan istilah *multiple regression* atau regresi berganda untuk menjelaskan pengaruh beberapa variabel bebas (*independent*) terhadap variabel terikat (*dependent*).

Menurut Ritonga dan Setiawan (2011:33) analisis regresi merupakan teknik statistik untuk menginvestigasi dan menyusun model mengenai hubungan antar variabel. Aplikasi regresi terjadi hampir pada setiap bidang ilmu termasuk ekonomi, manajemen, akuntansi, biologi dan ilmu-ilmu sosial. Analisis regresi mungkin merupakan teknik statistik yang paling banyak digunakan terutama untuk tujuan prediksi.

Kegunaan regresi dalam penelitian salah satunya adalah memprediksi nilai variabel terikat (biasanya dinotasikan dengan huruf Y) apabila variabel bebas (biasanya dinotasikan dengan huruf X) diketahui. Terdapat perbedaan yang mendasar antara analisis regresi dengan korelasi. Setiap analisis regresi otomatis sudah ada analisis korelasinya, tetapi sebaliknya analisis korelasi tidak otomatis memiliki analisis regresi. Analisis regresi adalah analisis satu arah (*non-recursive*) dan analisis korelasi adalah analisis timbal balik dua arah (*recursive*).



Gambar 5.6. Hubungan Antar Variabel.

Persamaan regresi linear dirumuskan : $\hat{Y} = \beta_0 + \beta_{1i} + \varepsilon$

Keterangan :

- \hat{Y} = (baca Y “hat” atau topi), subjek variabel endogen yang diproyeksikan.
- β_0 = Nilai konstanta harga Y, jika nilai X = 0.
- β_{1i} = Nilai arah sebagai penentu prediksi yang menunjukkan nilai peningkatan (+) dan penurunan (-) variabel endogen.
- ε = *random error* Y untuk observasi ke-i.

Asumsi umum atau prasyarat analisis regresi adalah : (1) data yang dianalisis jenis data *interval* atau *ratio*, (2) data dipilih secara *random* (acak), (3) data yang dihubungkan berdistribusi normal, (4) data yang dihubungkan berpola linear, dan (5) data yang dihubungkan mempunyai pasangan yang sama sesuai dengan subjek yang sama.

Menurut Sudarmanto (2005:1) tidak dipungkiri lagi, bahwa analisis regresi lebih banyak digunakan dalam penelitian-penelitian sosial ekonomi. Analisis regresi merupakan salah satu alat analisis yang menjelaskan tentang akibat-akibat dan akibat yang ditimbulkan oleh satu atau lebih variabel bebas terhadap satu variabel terikat (tidak bebas). Analisis regresi sangat berbeda dengan analisis korelasi, meskipun dalam analisis regresi menerapkan prinsip-prinsip pada analisis korelasi. Dalam analisis regresi, variabel bebas dapat pula disebut dengan istilah prediktor dan variabel terikatnya sering disebut dengan istilah kriterium. Hal ini tidak ditemukan pada analisis korelasi. Pada analisis korelasi variabel-variabel yang akan dikorelasikan cukup disebut variabel. Dalam analisis korelasi tidak terdapat variabel yang disebut sebagai variabel terikat atau variabel tergantung. Beberapa perbedaan yang terjadi pada analisis regresi dan korelasi dapat dilihat pada **Tabel 5.1. Perbedaan Antara Regresi Dan Korelasi.**

Tabel 5.1. Perbedaan Antara Regresi Dan Korelasi.

Besaran Statistik	Regresi	Korelasi
Hubungan X – Y	X merupakan variabel bebas atau prediktor dan Y merupakan variabel terikat (tergantung) atau kriterium oleh karena itu pengaruh X terhadap Y berbeda dengan pengaruh Y terhadap X. apabila posisi variabel X (prediktor) dan posisi variabel Y (kriterium) diubah, maka akan memberikan hasil hitungan yang berbeda.	Variabel X dan Y merupakan hubungan simetris, sehingga hubungan X dan Y akan sama dengan hubungan Y dan X. adanya perubahan posisi variabel X dan Y tetap akan memberikan hasil hitungan yang sama.
Koefisien Korelasi	Koefisien korelasi X-Y sama dengan koefisien korelasi antara Y prediksi dengan Y teramati, oleh karena itu tidak sama dengan koefisien Y-X.	Koefisien korelasi antara X dan Y sama dengan koefisien korelasi antara Y dan X, $r_{xy} = r_{yx}$.
Koefisien Determinasi	Bersanya varian atau perubahan pada Y yang dapat dijelaskan atau diterangkan oleh persamaan garis regresi. Jadi persamaan garis regresi merupakan besaran yang diperoleh untuk menjelaskan perubahan yang terjadi pada variabel Y (kriterium)	Sama-sama menerangkan antara X dan Y, sehingga merupakan varian bersama X dan Y.

Sumber : Sudarmanto (2005:3)

3. Model Analisis Jalur (*Path Analysis*).

Kerlinger (2006:990) menjelaskan bahwa analisis jalur adalah bentuk terapan dari analisis multi-regresi. Diagram jalur digunakan untuk membantu konseptualisasi masalah atau menguji hipotesis yang kompleks. Meskipun model regresi dan *path analysis* sama-sama merupakan bentuk analisis regresi, tetapi penggunaan kedua model tersebut berbeda. Untuk keperluan **prediksi** dan **pendugaan** nilai variabel endogen (Y) atas dasar nilai-nilai variabel eksogen (X_1, X_2, \dots, X_n) pola hubungan yang tepat adalah pola hubungan yang mengikuti **model regresi**. Sedangkan untuk tujuan **hubungan sebab akibat** pola yang tepat adalah **model struktural**. Secara matematik, analisis jalur mengikuti pola model struktural.

Ghozali (2008a:93) menjelaskan bahwa analisis jalur merupakan pengembangan lebih lanjut dari analisis regresi berganda dan bivariat. Analisis jalur ingin menguji persamaan regresi yang melibatkan beberapa variabel exogen dan endogen sekaligus sehingga memungkinkan pengujian terhadap variabel *mediating/intervening*. Analisis jalur juga dapat mengukur hubungan langsung dan tidak langsung antar variabel dalam model. Masih menurut Ghozali (2008c:107) analisis jalur merupakan teknik statistik yang digunakan untuk menguji hubungan kausal antara dua variabel atau lebih.

Dalam Ghozali (2008c:15) dijelaskan setelah mengembangkan kerangka teoritis model, langkah selanjutnya yang perlu dilakukan dalam SEM adalah mengilustrasikan konseptualisasi tersebut melalui diagram alur (*path diagram*). Diagram jalur (*path diagram*) merupakan representasi grafis mengenai bagaimana beberapa variabel pada suatu model berhubungan satu sama lain, yang memberikan suatu pandangan menyeluruh mengenai struktur model.

Representasi grafis membantu kita dalam memahami hipotesis yang telah dibentuk sebelumnya. Disamping itu, jika *path diagram* dibangun secara benar, maka persamaan-persamaan aljabar akan juga ditunjukkan dengan benar beserta *error* dalam persamaan tersebut. *Path diagram* juga dapat mengurangi kemungkinan *specification error* dengan menyoroti hubungan-hubungan yang dihilangkan, variabel-variabel atau dimensi-dimensi dan indikator-indikator yang dikeluarkan, sehingga konseptualisasi model akan ditingkatkan. *Path diagram* juga membantu dalam mendeteksi kesalahan pada persamaan yang telah kita bentuk baik pada program dengan AMOS, LISREL maupun PLS.

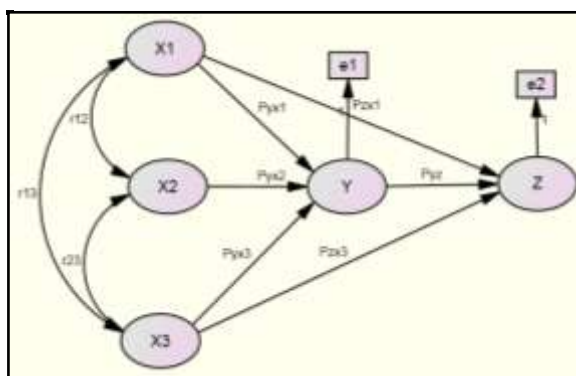
4. Model Struktural.

Persamaan struktural atau model struktural lebih dikenal dengan *Structural Equation Modeling* (SEM), dimana setiap variabel terikat (*endogen* = Y) secara unik keadaannya ditentukan oleh seperangkat variabel bebas (*exogen* = X).

Gambar 5.6. Diagram Jalur Hubungan kausal X1, X2, X3, ke Y dan Z menjelaskan pola hubungan kausal antar variabel yang disebut diagram jalur (*path diagram*). Pada persamaan ini, Y = Fungsi (X₁, X₂ dan X₃) dan Z = Fungsi (X₁, X₃ dan Y) merupakan **persamaan struktural** karena setiap persamaan menjelaskan pola hubungan kausal yaitu variabel X₁, X₂ dan X₃ terhadap variabel endogen Y dan Z.

Persamaan struktural memiliki sub-sub struktur yang jumlahnya tergantung dari model yang dikembangkan. Persamaan struktur pada Gambar 5.7. memiliki dua sub struktur, yaitu sub struktur satu dan dua. Persamaan **sub struktur satu** terdiri dari variabel endogen Y dan eksogen X₁, X₂ dan X₃ (Lihat Gambar 5.8.a). Sedangkan **sub struktur dua** memiliki variabel endogen Z dan eksogen X₁, X₃ dan Y (Lihat Gambar 5.8.b).

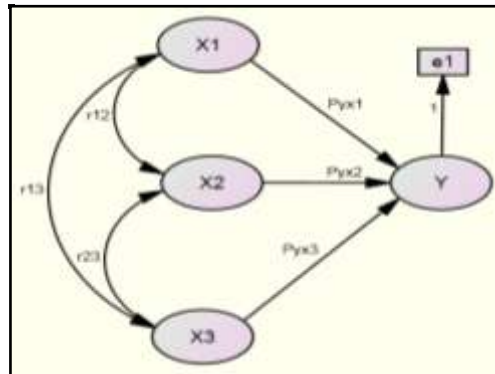
Untuk lebih memperjelas pembahasan di atas, coba perhatikan Gambar 5.7. berikut :



Gambar 5.7. Diagram Jalur Hubungan kausal X1, X2, X3, ke Y dan Z.

Selanjutnya dapat dilihat Gambar 5.8.a. yang merupakan skematik diagram sub struktur satu dengan formulasi persamaan :

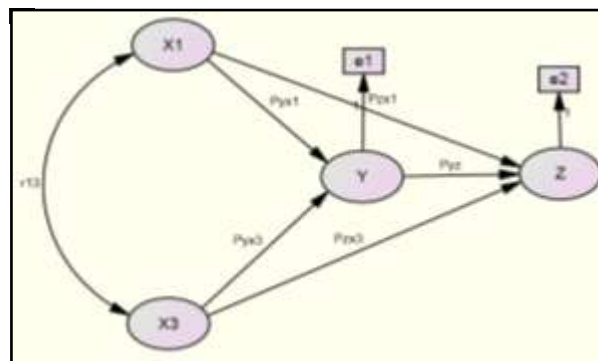
$$Y = Pyx_1X_1 + Pyx_2X_2 + Pyx_3X_3 + \varepsilon_1$$



Gambar 5.8.a. Gambar Sub Struktur Satu.

Sedangkan Gambar 5.8.b. merupakan skematik diagram sub struktur dua dengan formulasi persamaan :

$$Z = P_{zx_1}X_1 + P_{zx_3}X_3 + P_{zy}Y + \varepsilon_2$$



Gambar 5.8.b. Gambar Sub Struktur Dua.

Pada gambar 5.8. diatas, ρ_{ik} adalah koefisien jalur (*path coefficient*) untuk setiap variabel eksogen k. Koefisien jalur menunjukkan pengaruh langsung variabel eksogen k terhadap variabel endogen i. Sedangkan e_i menunjukkan variabel atau faktor residual yang fungsinya menjelaskan pengaruh variabel lain yang telah teridentifikasi oleh teori tetapi tidak diteliti atau variabel lainnya yang belum teridentifikasi oleh teori, atau muncul sebagai akibat dari kekeliruan pengukuran variabel.

Tanda panah yang berujung ganda (\leftrightarrow) menunjukkan hubungan korelasional dan tanda panah satu arah (\rightarrow) menunjukkan hubungan kausal atau pengaruh langsung dari variabel *eksogen* (X) terhadap variabel *endogen* (Y).

Path analysis walaupun cukup lama dikembangkan, tetapi baru dikenal secara luas oleh para ahli ilmu-ilmu sosial setelah sosiolog Otis D. Duncan pada tahun 1966 memperkenalkannya ke dalam literatur sosiologi lewat tulisannya "*Path Analysis: Sociological Example*" yang dimuat dalam *AJS (American Journal of Sociology)*. Sejak itulah, *path analysis* banyak dibicarakan, khususnya oleh para

ahli sosiologi, bahkan diantaranya ada yang menganggap *path analysis* sebagai “*the modus operandi of sociological research*” Miller & Stokes (1975:193).

Sekarang *path analysis* bukanlah monopoli para sosiologi lagi. *Path analysis* telah menjadi model analisis para ilmuwan sosial lainnya. Bahkan pada tahun 1970-an, Karl G. Joreskog dan Dag Sorbom dari Departemen Statistika Universitas Uppsala Swedia, telah mengembangkan model *path analysis* menjadi model yang sekarang dikenal sebagai LISREL (*LI-near S-structural REL-ationship*) atau sering disebut SEM (*Structural Equation Modeling*)

C. Resume Beberapa Model Analisis.

Tabel 5.2. Rangkuman Model: Korelasi, Regresi, *Path Analysis*, dan Struktural memberikan keterangan tentang perbedaan model analisis korelasi, regresi, *path* dan structural.

Table 5.2. Rangkuman Model: Korelasi, Regresi, *Path Analysis* dan Struktural.

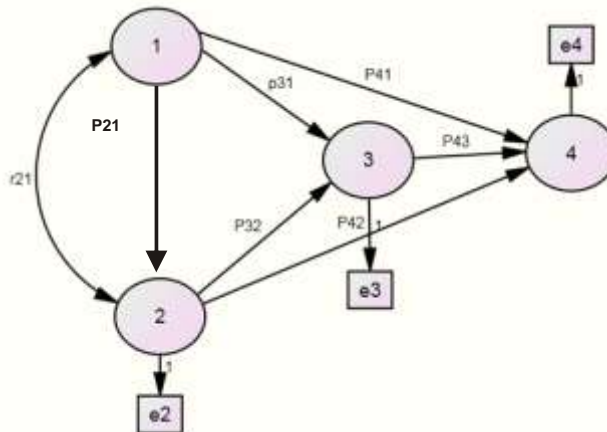
Penjelasan	Model Analisis			
	Korelasi	Regresi	Jalur (<i>Path</i>)	Struktural
Variabel	Tidak ada ketentuan	Bebas (X) Terikat (Y)	Eksogen (X) Endogen (Y) Intervening (bila ada)	Eksogen (X) Endogen (Y) Intervening (bila ada)
Kegunaan	1. <i>Explanation</i> (penjelasan) 2. Hubungan dan prediksi kualitatif.	1. Penjelasan terhadap fenomena yang dipelajari atau permasalahan yang diteliti. 2. Prediksi Kuantitatif 3. Faktor determinan, yaitu penentuan variabel bebas (X) yang berpengaruh dominan terhadap variabel terikat (Y)	1. Penjelasan 2. Prediksi Kualitatif. 3. Faktor determinan. 4. Penelusuran mekanisme (lintasan) pengaruh. 5. Pengujian model, menggunakan teori <i>trimming</i> , baik untuk uji keajegan konsep yang sudah ada ataupun uji pengembangan konsep baru.	1. Penjelasan 2. Prediksi Kuantitatif. 3. Pengujian model, menggunakan uji t, baik untuk uji keajegan konsep yang sudah ada ataupun uji pengembangan konsep baru.
Hubungan yang dianalisis	Tunggal atau ganda	Bersifat Tunggal	Tunggal atau ganda	Tunggal atau ganda
Jenis data yang dianalisis	Skala interval dan ratio	Skala interval dan ratio	Minimal skala interval dan data dinyatakan dalam satuan baku atau <i>z score</i>	Data mentah (<i>raw data</i>).
Asumsi	1. Hubungan antar variabel berpola linier, bersifat normal. 2. Sistem aliran	1. Pada prinsipnya sama dengan korelasi, hanya sistem aliran kasual ke satu arah.	1. Pada prinsipnya sama dengan korelasi dan regresi. 2. Sistem aliran kasual ke satu arah.	1. Pada prinsipnya sama dengan korelasi, regresi, dan <i>path analysis</i> . 2. Pola hubungan yang sesuai adalah pola hubungan yang

Penjelasan	Model Analisis			
	Korelasi	Regresi	Jalur (<i>Path</i>)	Struktural
	kasual dua arah. 3. Minimal skala ukur interval dan ratio 4. Sampel random. 5. Data yang diukur valid dan <i>reliable</i> 6. Model yang dianalisis berdasarkan teori-teori yang relevan.		3. Variabel terikat/endogen (Y) minimal dalam skala ukur interval dan ratio	mengikuti model regresi, sedangkan untuk tujuan hubungan sebab akibat pola yang tepat adalah model struktural. Secara matematik analisis jalur mengikuti pola model struktural.

Sumber: Dimodifikasi dari Solimun (2002:56) dan Kusunendi (2005:4).

D. Menyusun Model Analisis Jalur.

Sebelum mempelajari lebih mendalam tentang analisis SEM ada baiknya kita memperdalam terlebih dahulu bagaimana teknik menyusun model analisis jalur (*path analysis*). Dalam analisis jalur, menurut Sarwono (2007:3) terdapat beberapa istilah dasar. Dengan mengacu pada **Gambar 5.9. Model Analisis Jalur** akan diterangkan istilah-istilah dasar dalam analisis jalur sebagai berikut :



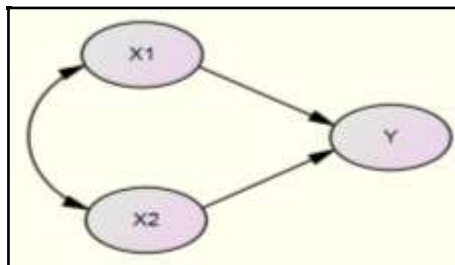
Gambar 5.9. Model Analisis Jalur.

- Model jalur.** Model jalur ialah suatu diagram yang menghubungkan antara variabel bebas, perantara dan tergantung. Pola hubungan ditunjukkan dengan menggunakan anak panah. Anak panah tunggal (\rightarrow) adalah hubungan sebab-akibat antara variabel-variabel *exogenous* atau perantara dengan satu variabel tergantung atau lebih. Anak panah juga menghubungkan kesalahan (*variabel residue*) dengan semua variabel *endogenous* masing-masing. Anak panah ganda (\leftrightarrow) menunjukkan korelasi antara pasangan variabel-variabel *exogenous*.
- Jalur penyebab untuk suatu variabel yang diberikan.** Meliputi pertama, jalur-jalur arah dari anak panah menuju ke variabel tersebut dan kedua, jalur-jalur korelasi dari semua variabel *endogenous* yang dikorelasikan dengan variabel-variabel yang lain yang mempunyai anak panah-anak panah menuju ke variabel yang sudah ada tersebut.

- **Variabel *exogenous*.** Variabel-variabel *exogenous* dalam suatu model jalur ialah semua variabel yang tidak ada penyebab-penyebab eskplisitnya atau dalam diagram tidak ada anak-anak panah yang menuju ke arahnya, selain pada bagian kesalahan pengukuran. Jika antara variabel *exogenous* dikorelasikan maka korelasi tersebut ditunjukkan dengan anak panah berkepala dua yang menghubungkan variabel-variabel tersebut.
- **Variabel *endogenous*.** Ialah variabel yang mempunyai anak panah-anak panah menuju ke arah variabel tersebut. Variabel yang termasuk di dalamnya mencakup semua variabel perantara dan tergantung. Variabel perantara *endogenous* mempunyai anak panah yang menuju ke arahnya dan dari arah variabel tersebut dalam suatu model diagram jalur. Adapun variabel tergantung hanya mempunyai anak panah yang menuju ke arahnya.
- **Koefisien jalur/pembobotan jalur.** Adalah koefisien regresi standar atau disebut '*beta*' yang menunjukkan pengaruh langsung dari suatu variabel bebas terhadap variabel tergantung dalam suatu model jalur tertentu. Oleh karena itu, jika suatu model mempunyai dua atau lebih variabel-variabel penyebab maka koefisien-koefisien jalurnya merupakan koefisien-koefisien regresi parsial yang mengukur besarnya pengaruh suatu variabel terhadap variabel lain dalam suatu model jalur tertentu yang mengontrol
- **Dua variable.** lain sebelumnya dengan menggunakan data yang sudah distandarkan atau *matriks* kolerasi sebagai masukan.
- **Variabel-variabel *exogenous* yang dikorelasikan.** Jika semua variabel *endogenous* dikorelasikan maka sebagai penanda hubungannya ialah anak panah dengan dua kepala yang dihubungkan diantara variabel-variabel dengan koefisien kolerasinya.
- **Istilah gangguan.** Istilah kesalahan residual yang secara teknis disebut sebagai 'gangguan' atau '*residue*' mencerminkan adanya varian yang dapat diterangkan atau pengaruh dari semua variabel yang tidak terukur ditambah dengan kesalahan pengukuran.
- **Aturan multiplikasi jalur.** Nilai dari suatu jalur gabungan adalah hasil semua koefisien jalurnya.
- **Dekomposisi pengaruh.** Koefisien-koefisien jalur dapat digunakan untuk mengurangi korelasi-korelasi dalam suatu model ke dalam pengaruh langsung dan tidak langsung yang berhubungan dengan jalur langsung dan tidak langsung yang direfleksikan dengan anak panah-anak panah dalam suatu model tertentu.
- **Signifikansi dan Model keselarasan dalam jalur.** Untuk melakukan pengujian koefisien-koefisien jalur secara individual, kita dapat menggunakan t standar atau pengujian F dari angka-angka keluaran regresi. Sementara itu, untuk melakukan pengujian model dengan semua jalurnya, kita dapat menggunakan uji keselarasan dari program.
- **Anak panah dengan satu kepala dan dua kepala.** Jika ingin menggambarkan penyebab maka kita menggunakan anak panah dengan satu kepala yang menunjukkan satu arah. Adapun untuk menggambarkan korelasi, kita menggunakan anak panah yang melengkung dengan dua kepala yang menunjukkan dua arah. Ada kalanya hubungan sebab akibat menghasilkan angka negatif. Untuk menggambarkan hasil yang negatif, digunakan garis putus-putus.
- **Pola hubungan.** Dalam analisis jalur tidak digunakan istilah variabel bebas ataupun tergantung. Sebagai gantinya, kita menggunakan istilah variabel *exogenous* dan *endogenous*.
- **Model *Recursive*.** Model penyebab yang mempunyai satu arah. Tidak ada arah membalik (*feed back loop*) dan tidak ada pengaruh sebab akibat (*reciprocal*). Dalam model ini satu variabel tidak dapat berfungsi sebagai penyebab dan akibat dalam waktu yang bersamaan.
- **Model *Non-recursive*.** Model penyebab dengan disertai arah yang membalik (*feed back loop*) atau adanya pengaruh sebab akibat (*reciprocal*).
- ***Direct Effect*.** Pengaruh langsung yang dapat dilihat dari koefisien jalur dari satu variabel ke variabel lainnya.
- ***Indirect Effect*.** Urutan jalur melalui satu atau lebih variabel perantara.

1. Model Regresi Berganda.

Model pertama *path analysis* merupakan pengembangan regresi berganda dengan menggunakan dua variabel *exogenous*, yaitu X_1 dan X_2 dengan satu variabel *endogenous* Y . Model digambarkan pada **Gambar 5.10. Model Regresi Berganda.**



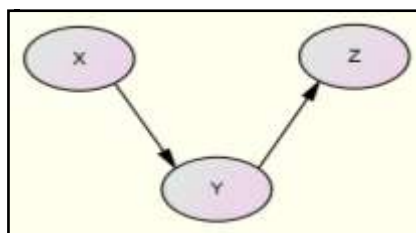
Gambar 5.10. Model Regresi Berganda.

Contoh kasus :

Dalam kasus pengaruh harga dan promosi terhadap penjualan, maka X_1 adalah harga dan X_2 adalah promosi dan Y adalah penjualan. Variabel harga dan promosi disebut variabel *exogenous* dan variabel penjualan disebut variabel *endogenous*.

2. Model Mediasi.

Model kedua *path analysis* adalah model mediasi atau perantara dimana variabel Y memodifikasi pengaruh variabel X terhadap variabel Z . Model digambarkan pada **Gambar 5.11. Model Mediasi.**



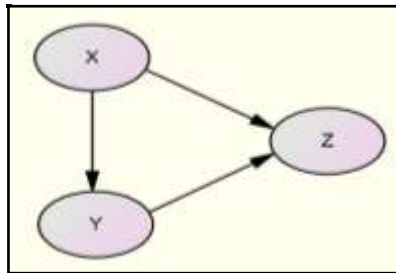
Gambar 5.11. Model Mediasi.

Contoh kasus :

Oleh karena menginginkan suatu produk laku keras, sebuah perusahaan menjual produk dengan harga murah dengan mengabaikan kualitas produk itu sendiri. Hasilnya, penjualan produk terus menurun. Jika diterapkan dalam model kedua ini maka X adalah produk, Y adalah kualitas produk dan Z adalah penjualan. Variabel produk mempengaruhi variabel penjualan melalui variabel kualitas produk. X adalah exogen, Y adalah mediasi dan Z adalah endogen.

3. Model Kombinasi Pertama dan Kedua.

Model ketiga *path analysis* ini merupakan kombinasi antara model pertama dan kedua, yaitu variabel X berpengaruh terhadap variabel Z secara langsung dan secara tidak langsung mempengaruhi variabel Z melalui variabel Y . Model ini digambarkan pada **Gambar 5.12. Model Kombinasi Pertama dan Kedua.**



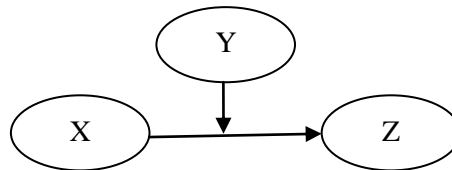
Gambar 5.12. Model Kombinasi Pertama dan Kedua.

Contoh kasus :

Kualitas layanan yang diberikan suatu perusahaan dipengaruhi oleh kinerja pegawai yang pada akhirnya akan mempengaruhi tingkat kepuasan pelanggan. Dalam kasus ini, X adalah kinerja pegawai, Y adalah kualitas layanan dan Z adalah kepuasan pelanggan. Kinerja pegawai secara langsung mempengaruhi kepuasan pelanggan demikian pula kinerja pegawai akan mempengaruhi kualitas layanan yang kemudian akan mempengaruhi kepuasan pelanggan.

4. Model Moderasi.

Model moderasi adalah jenis *path analysis* yang dibentuk berdasarkan variable moderasi. Variabel moderasi dapat memperkuat atau memperlemah pengaruh variable eksogen terhadap endogen. Model moderasi digambarkan pada **Gambar 5.13. Model Moderasi.**



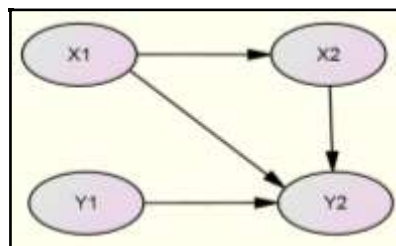
Gambar 5.13. Model Moderasi.

Contoh kasus :

Misalkan X adalah *Good Corporate Governance (GCG)*, Y adalah Umur Organisasi dan Z adalah Kinerja Organisasi, maka X adalah **eksogen**, Y adalah **moderasi** dan Z adalah **endogen**.

5. Model Kompleks.

Model *path analysis* ini adalah model yang lebih kompleks, yaitu variabel X_1 secara langsung mempengaruhi Y_2 dan melalui variabel X_2 secara tidak langsung mempengaruhi Y_2 , sementara variabel Y_2 juga dipengaruhi oleh variabel Y_1 . Model ini digambarkan pada **Gambar 5.14. Model Kompleks.**



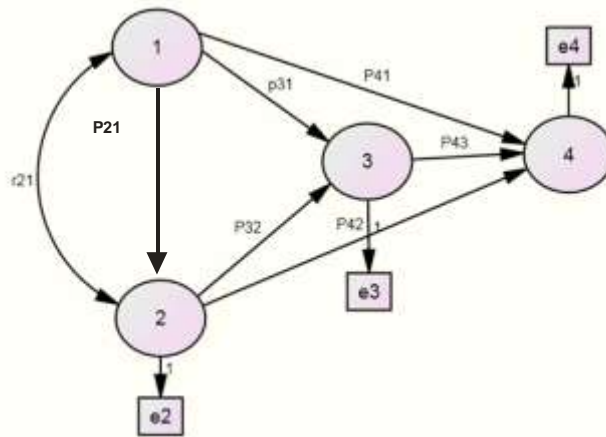
Gambar 5.14. Model Kompleks.

Contoh kasus :

Contoh kasus ini diambil dari hasil penelitian Sawyer dkk dalam masalah psikologi. Kasusnya sebagai berikut : X_1 adalah psikopatologi tahap pertama seorang ibu, yang akan menjadi penentu terhadap patologi tahap kedua ibu yang bersangkutan, dalam hal ini adalah X_2 . Mirip dengan kejadian tersebut patologi tahap pertama anaknya atau variabel Y_1 akan mempengaruhi patologi tahap kedua anak tersebut atau variabel Y_2 . Selanjutnya, patologi anak tahap kedua atau Y_2 juga dipengaruhi oleh patologi ibu tahap pertama, yaitu (jalur antar X_1 dan Y_2) dan tahap kedua, yaitu (jalur antar X_2 dan Y_2).

6. Model Rekursif dan Non Rekursif.

Dari perspektif atau sisi pandang arah sebab akibat, ada dua tipe model jalur, yaitu *rekursif* dan *non rekursif*. Model *rekursif* adalah jika semua anak panah menuju satu arah seperti **Gambar 5.15. Model Rekursif.**



Gambar 5.15. Model Rekursif

Model tersebut dapat diterangkan sebagai berikut :

- Anak panah menuju satu arah, yaitu dari 1 ke 2, 3, dan 4; dari 2 ke 3 dan dari 3 menuju ke 4. Tidak ada arah yang terbalik, misalnya dari 4 ke 1.
- Hanya terdapat satu variabel *exogenous*, yaitu 1 dan tiga variabel *endogenous*, yaitu 2, 3, dan 4. Masing-masing variabel *endogenous* diterangkan oleh variabel 1 dan error (e2, e3 dan e4).
- Satu variabel *endogenous* dapat menjadi penyebab variabel *endogenous* lainnya, tetapi bukan ke variabel *exogenous*.

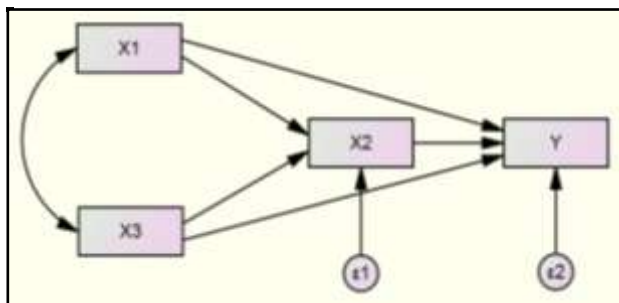
Model *non recursif* terjadi jika arah anak panah tidak searah atau terjadi arah yang terbalik (*looping*), misalnya dari 4 ke 3 atau dari 3 ke 1 dan 2, atau bersifat sebab akibat (*reciprocal cause*).

E. Uji Hipotesis Analisis Jalur.

Setelah kita membahas beberapa jenis analisis jalur, sekarang kita akan membahas contoh hipotesis analisis jalur. Ada empat variabel terdiri dari tiga variabel independen, yaitu : X_1, X_2 dan X_3 dan satu variabel dependen, yaitu **Gambar 5.9. Contoh Model Hipotesis Analisis Jalur** menjelaskan model hipotesis analisis jalur. Dari analisis jalur tersebut terdapat 8 koefisien jalur yang kita cari nilainya yang ditunjukkan oleh anak panah, baik satu arah atau dua arah, termasuk dalam hal ini residual (*error terms*) yang ditunjukkan anak panah e1 dan e2.

Kita akan memberi contoh analisis jalur seperti pada Gambar 5.16 dengan mengambil contoh prestasi akademik mahasiswa. **Prestasi akademik mahasiswa (Y)** dipengaruhi oleh **kondisi sosial ekonomi mahasiswa (X₁)**, **motivasi (X₂)** dan **kepercayaan diri mahasiswa (X₃)**. Kondisi sosial ekonomi dan kepercayaan diri mahasiswa berpengaruh langsung terhadap prestasi akademik mahasiswa. Selain itu, kondisi sosial ekonomi dan kepercayaan diri mahasiswa juga mempengaruhi secara tidak langsung melalui motivasi. Begitu pula terdapat korelasi antara kondisi sosial ekonomi dan ketidakpercayaan diri mahasiswa.

Koefisien jalur tersebut dari dua persamaan regresi dan satu koefisien korelasi. Dua persamaan regresi tersebut diperoleh dari tanda anak panah garis lurus satu arah. Pertama, yaitu regresi dari variabel X₁ ke variabel X₂ dan dari variabel X₃ ke variabel X₂. Regresi kedua adalah dari variabel X₁ ke variabel Y, dan dari variabel X₂ ke variabel Y dan dari variabel X₃ ke variabel Y. Sedangkan satu koefisien korelasi diperoleh dari koefisien korelasi hubungan antara X₁ dan X₃ yang ditunjukkan oleh tanda anak panah melengkung dua arah.



Gambar 5.16. Contoh Model Hipotesis Analisis Jalur

Dua persamaan regresi dan korelasi dalam Gambar 4.16 dapat ditulis dalam bentuk persamaan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 Y &= \alpha_0 + \alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \alpha_3 X_3 + \varepsilon_2 \\
 X_2 &= \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{3i} + \varepsilon_1 \\
 P_{X_1 X_3} &= r_{X_1 X_3}
 \end{aligned}$$

Setelah kita mengetahui analisis jalur keempat variabel tersebut, selanjutnya kita bisa mendapatkan koefisien analisis jalur. Misalnya, persamaan regresi pertama menghasilkan nilai koefisien analisis jalur dari variabel X₁ ke variabel X₂ sebesar 0,673 dan dari variabel X₃ ke X₂ menghasilkan koefisien analisis jalur sebesar -0,081. Dari hasil regresi ini menghasilkan koefisien determinasi R² sebesar 0,36. Dengan demikian koefisien analisis jalur yang menunjukkan *error* yang diberi simbol ε₁ dapat dicari sebagai berikut:

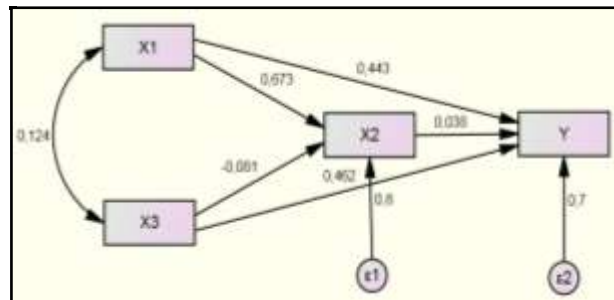
$$\varepsilon_1 = \sqrt{1 - R^2_{X_3.X_2}} = \sqrt{1 - 0,36} = \sqrt{0,64} = 0,8$$

Jika persamaan regresi kedua menghitung koefisien jalur dari variabel X₁ ke variabel Y sebesar 0,443, dari variabel X₂ ke variabel Y sebesar 0,038 dan dari variabel X₃ ke variabel Y sebesar

0,362 dan menghasilkan koefisien determinasi R^2 sebesar 0,40. Koefisien jalur yang menunjukkan *error* yaitu ϵ_2 dari hasil regresi ini bisa dicari sebagai berikut:

$$\epsilon_2 = \sqrt{1 - R^2_{Y.123}} = \sqrt{1 - 0,51} = \sqrt{0,49} = 0,7$$

Sedangkan koefisien korelasi yang ditunjukkan oleh tanda anak panah dua arah antara variabel X_1 dan X_3 (r_{13}) nilainya sebesar 0,214. Semua koefisien analisis jalur tersebut dapat dilihat dalam **Gambar 5.17. Koefisien Analisis Jalur.**



Gambar 5.17. Koefisien Analisis Jalur.

Dari analisis jalur **Gambar 5.17. Koefisien Analisis Jalur** kita bisa membagi hubungan antara variabel independen dan dependen menjadi efek langsung (*direct effect*), efek tidak langsung (*indirect effect*) dan korelasi (*correlation*). Efek langsung ditandai dengan tanda anak panah langsung dari variabel independen (X) ke variabel dependen (Y). Misalnya dari efek langsung dari X_1 ke Y. Efek tidak langsung ditandai dengan adanya pengaruh melalui jalur mediasi. Misalnya dari X_1 ke Y melalui jalur mediasi X_2 . Sedangkan hubungan korelasi ditandai dengan anak panah dua arah yang melengkung. Di dalam **Gambar 5.17. Koefisien Analisis Jalur** hanya ada satu korelasi yaitu antara X_1 dan X_3 .

Setelah kita mendapatkan koefisien analisis jalur dan mengetahui efek langsung, efek tidak langsung dan koefisien korelasi maka langkah selanjutnya kita bisa menguraikan matriks korelasi (*decomposing the correlation matrix*) di dalam analisis jalur. *Decomposing* analisis jalur dilakukan dengan membandingkan antara koefisien korelasi awalnya atau aslinya dengan koefisien analisis jalur. Sebagai contoh koefisien korelasi antara X_1 dan X_2 awalnya sebesar 0,656. Namun setelah memperhitungkan efek langsung variabel X_1 dan adanya korelasi X_1 dan X_3 menghasilkan koefisien analisis jalur sebesar 0,673. Sebagai catatan, jika kita menjumlahkan efek langsung dan efek tidak langsung kita akan menghasilkan nilai koefisien korelasi awal kembali.

Tabel 5.3 Korelasi Awal Dan Korelasi Dari Analisis Jalur.

Variabel	Y	X_1	X_2	X_3
Y	1	0.567	0.385	0.559
X_1	0.443	1	0.656	0.214
X_2	0.038	0.673	1	0.063
X_3	0.462	0.214	-0.081	1

Korelasi awal dan korelasi dari hasil analisis jalur ditampilkan pada Tabel 5.3. **Korelasi Awal Dan Korelasi Dari Analisis Jalur.** Korelasi antar variabel itu sendiri nilainya 1, misalnya antara Y dan Y atau antara X_1 dan X_1 . Nilai korelasi antar variabel itu sendiri ditampilkan dalam diagonal tabel tersebut. Bagian atas diagonal merupakan korelasi awal. Misalnya korelasi awal antara X_1 dan X_2 sebesar 0,656. Sedangkan bagian bawah diagonal merupakan korelasi dan analisis jalur yang berasal dari perhitungan regresi yang menghubungkan antara variabel independen dengan variabel dependen seperti terlihat dalam Gambar 5.17 sebelumnya.

Perhitungan kembali korelasi awal melalui korelasi di dalam analisis jalur pada **Gambar 5.15. Koefisien Analisis Jalur** dapat dilakukan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 r_{13} &= p_{13} = 0,214 \\
 &\quad (C) \\
 r_{12} &= p_{21} + p_{32}p_{13} = 0,673 + (-0,081)(0,214) = \mathbf{0,656} \\
 &\quad (DE) (IE) \\
 r_{32} &= p_{32} + p_{12}p_{13} = -0,081 + (0,673)(0,214) = \mathbf{0,063} \\
 &\quad (DE) (IE) \\
 r_{1Y} &= p_{1Y} + p_{3Y}p_{13} + p_{2Y}p_{12} + p_{2Y}p_{32}p_{13} \\
 &\quad (DE) (IE) \quad (IE) \quad (IE) \\
 &= 0,443 + (0,462)(0,214) + (0,038)(0,673) + (0,038)(-0,081)(0,214) \\
 &= \mathbf{0,567} \\
 r_{3Y} &= p_{3Y} + p_{1Y}p_{13} + p_{2Y}p_{32} + p_{2Y}p_{12}p_{13} \\
 &\quad (DE) (IE) \quad (IE) \quad (IE) \\
 &= 0,462 + (0,443)(0,214) + (0,038)(-0,081) + (0,038)(0,673)(0,214) \\
 &= \mathbf{0,559} \\
 r_{2Y} &= p_{2Y} + p_{1Y}p_{12} + p_{3Y}p_{32} + p_{1Y}p_{13}p_{32} + p_{3Y}p_{13}p_{32} \\
 &\quad (DE) (IE) (IE) (IE) (IE) \\
 &= 0,038 + (0,443)(0,673) + (0,462)(-0,081) + (0,443)(0,214)(-0,081) \\
 &\quad + (0,462)(0,214)(0,673) \\
 &= \mathbf{0,358}
 \end{aligned}$$

Dimana: r = korelasi awal; p = koefisien analisis jalur; C = *correlation*; DE = *direct effect*; dan IE = *indirect effect*.

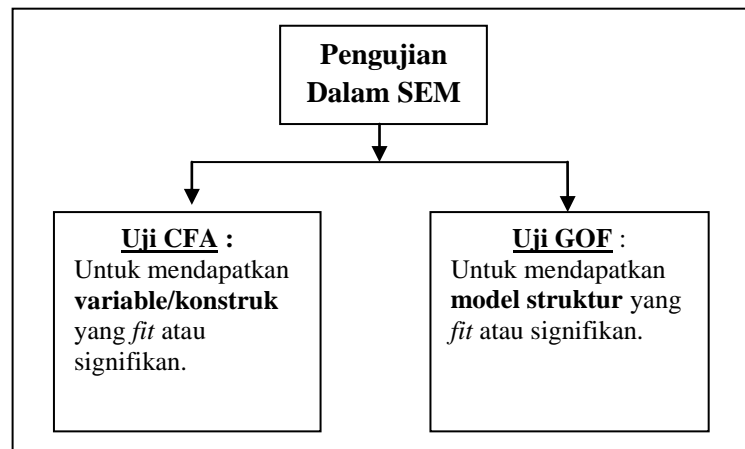
Dari contoh hipotesis di atas, ternyata analisis jalur dapat diselesaikan dengan analisis regresi. Analisis jalur mempunyai beberapa kelebihan dibandingkan dengan analisis regresi. *Pertama*, dari analisis jalur kita dapat menentukan pengaruh langsung (*direct effect*) dan pengaruh tidak langsung (*indirect effect*) di antara variabel independen. *Kedua*, kita juga dapat membandingkan hubungan korelasi awal atau asli dengan korelasi yang dihasilkan dari analisis jalur. *Ketiga*, kita bisa menguraikan korelasi antara dua variabel di dalam korelasi sederhana dan korelasi kompleks.

- A CFA VS EFA.**
 - B First Order Confirmatory.**
 - 1. Analisis Satu Faktor *Confirmatory*.
 - 2. Analisis Dua Faktor *Confirmatory*.
 - C Second Order CFA.**
 - D Uji Kelayakan.**
 - E Uji Signifikansi Parameter.**
 - F Squared Multiple Correlation (R^2).**
 - G Respesifikasi Model.**
-

A. Apakah CFA dan EFA?

Untuk menggunakan SEM, selain kita harus memahami analisis jalur yang merupakan dasar pembentukan hubungan simultan antara variabel, kita juga harus memahami analisis faktor konfirmatori (*Confirmatory Factor Analysis*). Dalam analisis jalur, semua variabel dapat diukur langsung (*observable*) sedangkan dalam SEM variabel tidak dapat diukur langsung (*unobservable*). Variabel yang bersifat *unobservable* diukur dari beberapa indikator pembentuk variabel tersebut. *Analysis Factor Confirmatory (CFA)* adalah teknik yang digunakan dalam SEM untuk menentukan apakah variabel indikator benar-benar membentuk variabel laten yang diteliti.

Untuk memahami CFA terlebih dahulu harus dipahami tahapan jenis-jenis pengukuran SEM. Secara umum, analisis SEM melalui dua tahapan yaitu **model pengukuran (*Measurement Model*)** dan **model struktural (*Structural Measurement*)**. **Model pengukuran** bertujuan untuk mendapatkan konstruk atau variabel laten yang *fit* sehingga dapat digunakan untuk analisis tahap berikutnya. Untuk mendapatkan konstruk atau variabel yang *fit* digunakan uji CFA. Sedangkan analisis model struktural bertujuan untuk mendapatkan model struktur yang paling *fit* atau layak digunakan uji *Goodness of Fit* (GOF). Jenis pengujian yang ada dalam tahapan analisis SEM dapat dilihat pada **Gambar 6.1. Jenis Pengujian Dalam tahapan Analisis SEM.**



Gambar 6.1. Jenis Pengujian Dalam Tahapan Analisis SEM

Menurut Latan (2012:74) CFA digunakan untuk menguji dimensionalitas suatu **konstruksi** atau **variabel**. Pada umumnya sebelum melakukan analisis **model struktural**, peneliti terlebih dahulu harus melakukan pengukuran model (*measurement model*) untuk menguji validitas dan reliabilitas dari indikator-indikator pembentuk konstruk atau variabel laten tersebut dengan melakukan CFA. Wijanto (2008:25) menjelaskan model pengukuran variable menunjukkan bahwa sebuah variabel laten (*unobserved*) diukur oleh satu atau lebih variabel-variabel teramati (*observed*).

Sedangkan menurut Widarjono (2010:275) analisis faktor merupakan cara untuk mencari sejumlah variabel indikator yang mampu memaksimalkan korelasi antara variabel indikator. Bentuk model pengukuran seperti ini sering disebut model CFA. Analisis faktor atau *factor analysis* dalam CFA, sedikit berbeda dengan analisis faktor yang digunakan pada statistik multivariate yang disebut *Exploratory Factor Analysis Model* atau EFA Model.

Pada *Analysis Factor Exploratory* (EFA) peneliti mencari sejumlah indikator untuk membentuk faktor umum tanpa ada landasan teori sebelumnya sehingga analisis ini disebut metode membangun teori (*theory building*). Sedangkan pada CFA, peneliti mencari sejumlah variabel indikator yang membentuk variabel *unobservable* didasarkan pada landasan teori.

CFA didasarkan pada alasan bahwa variabel teramati (*observed*) adalah indikator-indikator tidak sempurna dari variabel laten tertentu yang mendasarinya. CFA merupakan salah satu dari dua pendekatan utama di dalam analisis faktor. Pendekatan kedua dalam analisis faktor yang telah terlebih dahulu digunakan untuk penelitian ialah *Exploratory Factor Analysis* (EFA). Ada perbedaan mendasar antara CFA dan EFA. Pada EFA, model rinci yang menunjukkan hubungan antara variabel laten dengan variabel teramati tidak dispesifikasikan terlebih dahulu.

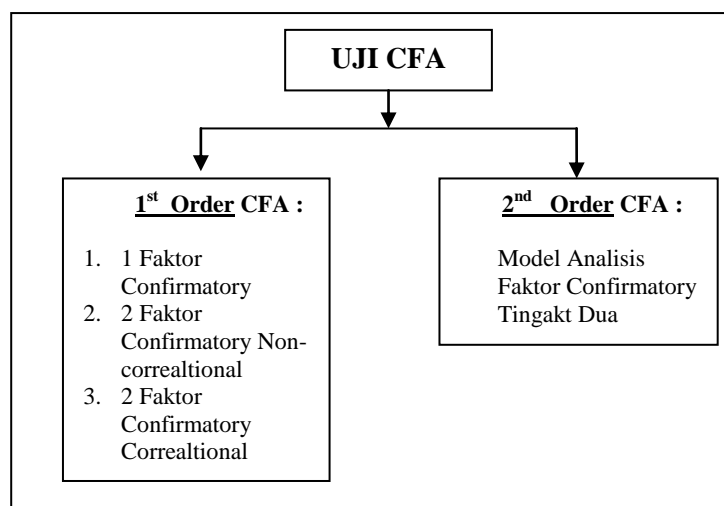
Selain itu, pada EFA : (1) jumlah variabel laten tidak ditentukan sebelum analisis dilakukan, (2) semua variabel laten diasumsikan mempengaruhi semua variabel teramati, dan (3) kesalahan pengukuran tidak boleh berkorelasi. Sebaliknya pada CFA : (1) model dibentuk lebih dahulu, (2) jumlah variabel laten ditentukan oleh analisis, (3) pengaruh suatu variabel laten terhadap variabel teramati ditentukan lebih dahulu, (4) beberapa efek langsung variabel laten terhadap variabel teramati dapat ditetapkan sama dengan nol atau suatu konstanta, (5) kesalahan pengukuran boleh berkorelasi,

(6) kovarian variabel-variabel laten dapat diestimasi atau ditetapkan pada nilai tertentu, dan (7). Identifikasi parameter diperlukan.

Secara umum dapat disimpulkan bahwa metode CFA digunakan untuk menguji keabsahan atau mengkonfirmasi teori dalam sebuah model sedangkan EFA digunakan untuk pengembangan teori atau konsep sebuah variabel atau konstruk. Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya bahwa suatu konstruk secara konseptual dapat dibentuk secara *unidimensional* dan *multidimensional*. Jika konstruk berbentuk *unidimensional* maka untuk menguji validitas konstruk dapat dilakukan dengan **First Order Confirmatory Factor Analysis** dan jika konstruk berbentuk *multidimensional* maka dapat dilakukan dengan **Second Order Confirmatory Factor Analysis**.

B. First Order CFA.

Menurut Widarjono (2010:276) pembahasan analisis CFA satu tingkat (*First Order CFA*) terdiri dari : (1) analisis satu faktor konfirmatori (**One Confirmatory Factor**), (2) analisis dua faktor konfirmatori (**Two Confirmatory Factor**), dan (3) analisis faktor konfirmatori tingkat kedua (**The Second Order Confirmatory Factor**).



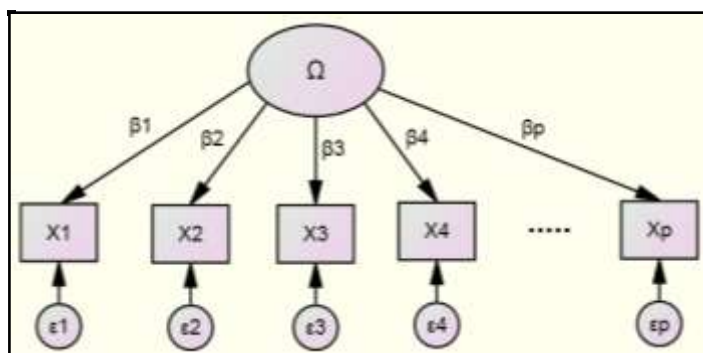
Gambar 6.2. Jenis Pengujian CFA Dalam Tahapan Analisis SEM

1. Analisis Satu Faktor Confirmatory.

Analisis satu faktor konfirmatori bisa digambarkan melalui analisis jalur sebagaimana terlihat di dalam **Gambar 6.2. Model Analisis Satu Faktor Konfirmatori**. Dalam CFA, faktor laten biasanya digambarkan dalam bentuk lingkaran atau *elips*, gambar bujur sangkar atau persegi panjang menunjukkan variabel indikator dan gambar lingkaran kecil merupakan residual. Tanda anak panah satu arah menunjukkan penyebab (*causal*).

Dalam **Gambar 6.2. Gambar 6.2. Model Analisis Satu Faktor Konfirmatori**, variabel laten Ω digambarkan dalam bentuk lingkaran atas, variabel indikator X digambarkan dalam bentuk bujur sangkar dan variabel residual ϵ digambarkan dalam lingkaran yang lebih kecil di bawah. Tanda anak panah dari variabel laten Ω ke variabel indikator menunjukkan penyebab (*cause*). Walaupun dalam pengertian sebelumnya, CFA adalah metode mencari variabel indikator pembentuk variabel laten, namun dalam bahasa CFA maupun SEM tanda anak panah berasal dari variabel laten ke variabel indikator bukan sebaliknya dari variabel indikator ke variabel laten. Sedangkan tanda anak panah dari

residual ke variabel laten menunjukkan bahwa faktor unik (*unique factor*) yaitu faktor penyebab variabel indikator yang tidak disebabkan oleh variabel laten.



Gambar 6.3. Model Analisis Satu Faktor Konfirmatori.

Misalkan kita mempunyai variabel indikator sebanyak 2 atau $p = 2$. Analisis satu faktor konfirmatori dengan $p = 2$ dapat ditulis dalam bentuk persamaan sebagai berikut :

$$X_1 = \beta_1 \Omega + \varepsilon_1$$

$$X_2 = \beta_2 \Omega + \varepsilon_2$$

Sedangkan bila kita mempunyai variabel indikator sebanyak 4 atau $p=4$ maka analisis satu faktor konfirmatori dapat ditulis dalam bentuk persamaan sebagai berikut :

$$X_1 = \beta_1 \Omega + \varepsilon_1$$

$$X_2 = \beta_2 \Omega + \varepsilon_2$$

$$X_3 = \beta_3 \Omega + \varepsilon_3$$

$$X_4 = \beta_4 \Omega + \varepsilon_4$$

Secara umum analisis faktor konfirmatori dengan variabel indikator sebanyak p maka dapat ditulis dalam bentuk persamaan sebagai berikut :

$$X_1 = \beta_1 \Omega + \varepsilon_1$$

$$X_2 = \beta_2 \Omega + \varepsilon_2$$

$$X_3 = \beta_3 \Omega + \varepsilon_3$$

$$X_4 = \beta_4 \Omega + \varepsilon_4$$

.....

$$X_p = \beta_p \Omega + \varepsilon_p$$

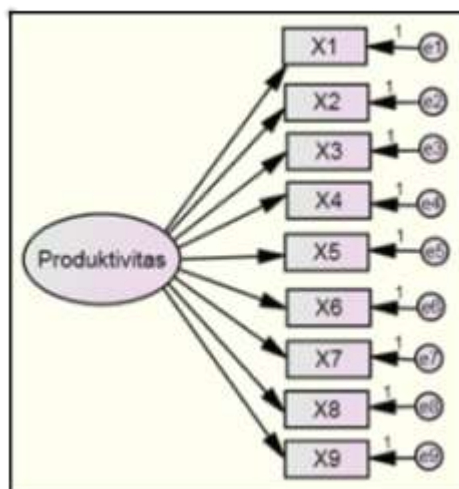
Menurut Kurniawan dan Yamin (2009:41) model pengukuran adalah suatu pemodelan pengukuran dimensi-dimensi yang membentuk suatu faktor. Dalam hal ini sesungguhnya kita melakukan analisis faktor hanya saja bersifat *confirmatory*. CFA dimaksudkan bahwa variabel amatan tersebut benar mendefinisikan konstruk laten. Sebagai contoh, bagaimana produktifitas seorang pekerja diukur?

Dalam praktek penelitian, konstruk produktivitas tidak dapat langsung diukur namun memerlukan indikator-indikator. Sedarmayanti (1995:54) mendefinisikan bahwa sifat seorang karyawan yang produktif antara lain :

1. Tindakannya membangun.
2. Percaya diri.
3. Mempunyai rasa tanggung jawab.
4. Memiliki rasa cinta terhadap pekerjaannya.
5. Mempunyai pandangan kedepan.
6. Mampu menyelesaikan masalah.
7. Dapat menyesuaikan diri dengan lingkungan yang berubah-ubah.
8. Mempunyai kontribusi positif terhadap lingkungannya.
9. Mempunyai kekuatan untuk mewujudkan potensinya.

Dalam *first order CFA*, indikator-indikator tersebut diimplementasikan dalam item-item yang secara langsung mengukur konstruk. Dalam konstruk produktivitas, terdapat sembilan item pertanyaan untuk mengukurnya. Indikator yang didefinisikan harus mempunyai pijakan teoritis yang baik atau berdasarkan pengalaman yang bisa dipertanggungjawabkan secara ilmiah, serta mempunyai nilai logis.

Dari landasan teoritis di atas, maka konstruk produktivitas dapat diukur dengan model *first order CFA* seperti terlihat pada **Gambar 6.4. Model Pengukuran First Order CFA Konstruk Produktivitas.**



Gambar 6.4. Model Pengukuran First Order CFA Konstruk Produktivitas.

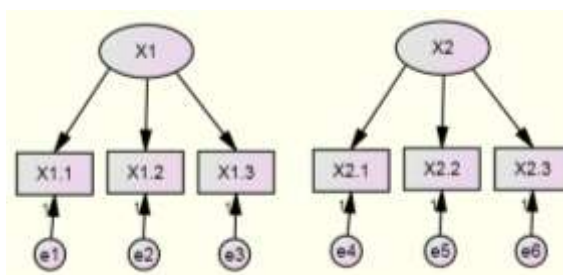
Keterangan gambar :

- X₁ = Tindakannya membangun.
- X₂ = Percaya diri.
- X₃ = Mempunyai rasa tanggung jawab.
- X₄ = Memiliki rasa cinta terhadap pekerjaannya.
- X₅ = Mempunyai pandangan kedepan.
- X₆ = Mampu menyelesaikan masalah.
- X₇ = Dapat menyesuaikan diri dengan lingkungan yang berubah-ubah.

- X_8 = Mempunyai kontribusi positif terhadap lingkungannya.
- X_9 = Mempunyai kekuatan untuk mewujudkan potensinya.
- $e_1 \dots e_9$ = *error of estimation*.

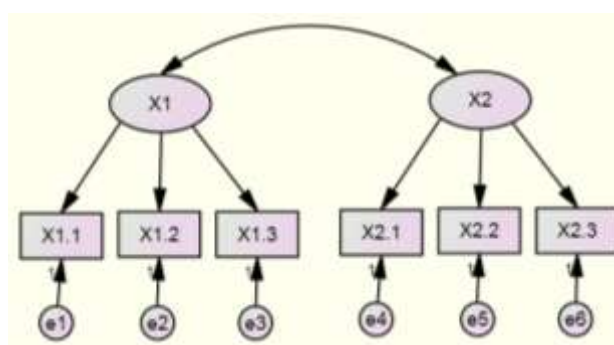
2. Analisis Dua Faktor *Confirmatory*.

Menurut Widarjono (2010:278) dalam penelitian dengan model SEM, terdapat hubungan yang kompleks antar variabel yang ada dan setiap variabel merupakan variabel laten. Dengan kata lain, dalam SEM kita mempunyai lebih dari satu variabel laten. Bila kita mempunyai beberapa variabel laten dan masing-masing tidak saling berkorelasi maka pembentukan analisis faktor konfirmatori bisa kita lakukan secara terpisah, lihat **Gambar 6.5. Model Analisis Dua Faktor Konfirmatori Non-Corelational**. Ada dua variabel laten yaitu X_1 dan X_2 dimana masing-masing variabel laten diukur dari tiga variabel indikator.



Gambar 6.5. Model Analisis Dua Faktor Konfirmatori *Non-Correlational*.

Namun dalam banyak kasus sering kali beberapa variabel laten ini saling berkorelasi. Misalnya kita mempunyai dua variabel laten dan kedua variabel laten tersebut adalah variable eksogen atau endogen yang saling berkorelasi dalam model struktural. Model ini disebut dengan analisis dua faktor kinfirmatori yang berkorelasi. Model ini dapat digambarkan dalam **Gambar 6.6. Model Analisis Dua Faktor Konfirmatori Yang Berkorelasi**.



Gambar 6.6. Model Analisis Dua Faktor Konfirmatori Yang Berkorelasi.

Di dalam Gambar 6.5. dan 6.6. tersebut ada dua variabel laten yaitu X_1 dan X_1 dimana masing-masing variabel laten diukur dari tiga variabel indikator. Variabel laten X_1 dibentuk dari indikator $X_{1.1}$, $X_{1.2}$, dan $X_{1.3}$ sedangkan variabel laten X_2 diukur dari indikator $X_{2.1}$, $X_{2.2}$ dan $X_{2.3}$. Model analisis dua

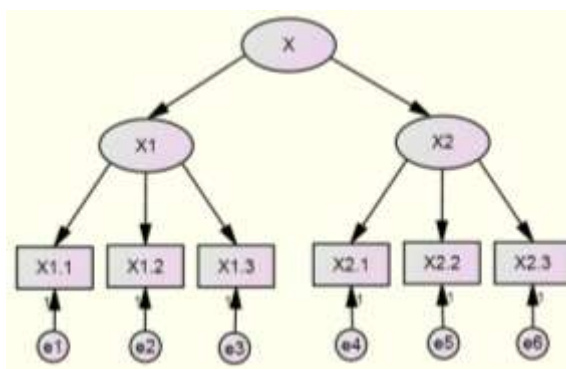
faktor konfirmatori yang tidak berkorelasi maupun yang berkorelasi dalam Gambar 6.5. dan 6.6. dapat ditulis dalam bentuk persamaan sebagai berikut :

$$\begin{aligned} X_{1,1} &= \beta_1 X_{1,1} + \varepsilon_1 \\ X_{1,2} &= \beta_2 X_{1,2} + \varepsilon_2 \\ X_{1,3} &= \beta_3 X_{1,3} + \varepsilon_3 \\ X_{2,1} &= \beta_4 X_{2,1} + \varepsilon_4 \\ X_{2,2} &= \beta_5 X_{2,2} + \varepsilon_5 \\ X_{2,3} &= \beta_6 X_{2,3} + \varepsilon_6 \end{aligned}$$

Analisis faktor pada Gambar 6.5 dan 6.6. tersebut menghipotesiskan bahwa $X_{1,1}$, $X_{1,2}$, dan $X_{1,3}$ merupakan indikator dari variabel laten X_1 dan $X_{2,1}$, $X_{2,2}$ dan $X_{2,3}$ merupakan indikator dari variabel laten X_2 . Selain itu, model analisis dua faktor tersebut di atas juga menghipotesiskan bahwa terdapat korelasi antara variabel laten X_1 dan X_2 yaitu γ . Adanya korelasi variabel laten X_1 dan X_2 tentunya didasarkan pada landasan teori atau penelitian sebelumnya. Adanya korelasi variabel laten X_1 dan X_2 dimungkinkan di dalam analisis faktor konfirmatori. Adanya kemungkinan korelasi antara variabel laten di dalam analisis faktor konfirmatori inilah yang membedakan dengan analisis faktor eksploratori yang tidak dimungkinkan adanya korelasi dari variabel laten.

C. Second Order CFA.

Pembahasan analisis faktor konfirmatori pada contoh sebelumnya menjelaskan bahwa variabel laten dibentuk dari beberapa variabel indikator. Karena hanya ada satu variabel laten yang dibentuk dari beberapa variabel indikator maka model seperti ini disebut dengan analisis faktor konfirmatori tingkat pertama (*The First Order Confirmatory Factor Analysis*). Dalam banyak kasus penelitian, variabel laten pertama menjelaskan variabel laten kedua. Jika kita mempunyai model seperti ini maka kita mempunyai analisis faktor konfirmatori tingkat kedua (*The Second Order Confirmatory Factor Analysis*). Model CFA ini juga dimungkinkan dengan tingkat atau order yang lebih tinggi misalnya sampai analisis faktor konfirmatori tingkat ketiga (*The Third Order The First Confirmatory Factor Analysis*). Namun perlu diingat bahwa analisis faktor konfirmatori ini harus dilandaskan pada dasar teori yang ada atau penelitian-penelitian sebelumnya. Analisis faktor konfirmatori tingkat kedua ini dapat digambarkan dengan menggunakan Gambar 6.7.



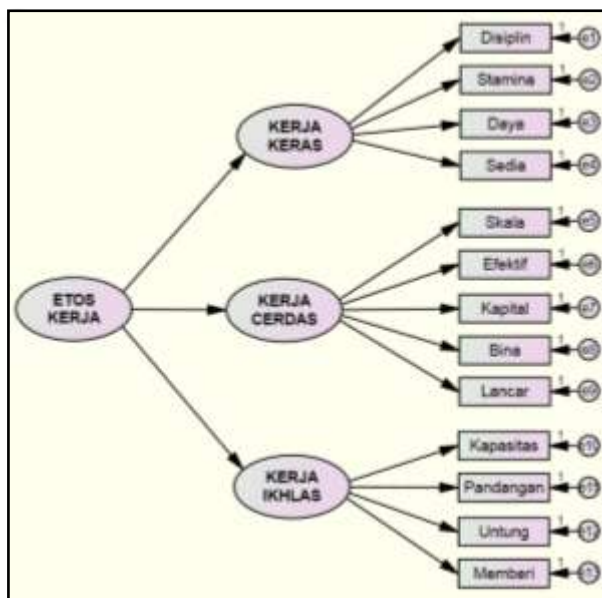
Gambar 6.7. Analisis Faktor Konfirmatori Tingkat Kedua.

Analisis faktor konfirmatori tingkat kedua Gambar 6.7. di atas ini dapat dijelaskan dengan mengambil contoh variabel laten karir ($X = \textit{career longevity}$). Variabel *career longevity* ini dibentuk dari variabel laten kepuasan kerja ($X_1 = \textit{job satisfaction}$) dan kepuasan *supervisor* ($X_2 = \textit{supervisor satisfaction}$). Variabel laten *career longevity* merupakan variabel laten pertama sedangkan variabel kepuasan kerja dan kepuasan *supervisor* merupakan variabel laten kedua yang membentuk variabel laten pertama. Sedangkan variabel laten kedua ini dibentuk dari beberapa variabel indikator terukur (*observable*).

Kasus variabel laten karir ini bisa dijelaskan dengan menggunakan **Gambar 6.7. Analisis Faktor Konfirmatori Tingkat Kedua Etos Kerja**. Variabel laten X merupakan variabel laten karier di mana variabel laten karier ini dibentuk dari variabel laten kepuasan kerja X_1 dan variabel laten kepuasan *supervisor* X_2 . Sedangkan variabel laten kepuasan kerja (X_1) diukur dari beberapa variabel indikatornya yaitu misalnya ada tiga $X_{1,1}$, $X_{1,2}$, dan $X_{1,3}$. Begitu pula variabel laten kepuasan *supervisor* (X_2) dibentuk dari beberapa variabel indikator yaitu $X_{2,1}$, $X_{2,2}$, dan $X_{2,3}$.

Model **Second Order Confirmation Factor** lainnya dicontohkan oleh Kurniawan dan Yamin (2009:57), yang mengukur etos kerja. Dalam “Kubik *leadership*” etos kerja memiliki tiga dimensi, yaitu *kerja keras*, *kerja cerdas*, dan *kerja ikhlas*. Akan tetapi, ketiga dimensi ini tidak dapat diukur secara langsung dan masih memerlukan beberapa indikator masing-masing ketiga dimensi konstruk etos kerja. Berikut adalah beberapa indikator yang diperlukan untuk mengukur masing-masing ketiga dimensi konstruk etos kerja.

1. Dimensi **kerja keras** diukur dengan indikator : *disiplin, stamina, daya, dan sedia*.
2. Dimensi **kerja cerdas** diukur dengan indicator : *skala, efektif, kapital, bina, dan lancar*.
3. Dimensi **kerja ikhlas** diukur oleh indicator : *kapasitas, pandangan, untung, dan memberi*.



Gambar 6.8. Model Analisis Faktor Konfirmatori Tingkat Kedua Etos Kerja.

D. Uji Kelayakan dalam CFA Pengukuran Variabel dan Model Struktural.

Menurut Widarjono (2010:282) setelah peneliti melakukan estimasi analisis faktor konfirmatori, langkah selanjutnya dalam menginterpretasikan hasil dari analisis faktor konfirmatori adalah mengevaluasi kesesuaian atau kebaikan suatu model secara menyeluruh (*over all fit model*). Pengujian ini disebut “**Uji Kelayakan Model**”. Baik dalam uji CFA pengukuran variable maupun pengukuran model structural, kedua-duanya menggunakan kriteria pengujian dengan *Goodness of Fit Test* (GOF). Terdapat beberapa metode untuk menguji kebaikan atau kesesuaian suatu model secara menyeluruh, diantaranya : (1) Uji *statistic Chi-Squares (X^2 Test)*, (2) *Root Mean Squares Error of Approximation* (RMSEA), (3) *Goodness of Fit Index* (GFI), (4) *Adjusted Goodness of Fit Index* (AGFI) dan (5) *Root Mean Squares Residual* (RMSR).

Dari beberapa uji kelayakan model tersebut, **model dikatakan layak jika paling tidak salah satu metode uji kelayakan model terpenuhi**. Memang, bila uji kelayakan model bisa memenuhi lebih dari satu kriteria kelayakan model, model analisis konfirmatori akan jauh lebih baik daripada hanya satu yang terpenuhi. Dalam suatu penelitian empiris, seorang peneliti tidak dituntut untuk memenuhi semua kriteria *goodness of fit*, akan tetapi tergantung dari *judgment* masing-masing peneliti. Menurut Hair dkk. (2010) dalam Latan (2012:49) penggunaan 4 – 5 kriteria *goodness of fit* dianggap sudah mencukupi untuk menilai kelayakan suatu model, asalkan masing-masing *criteria* dari *goodness of fit* yaitu *absolute fit indices*, *incremental fit indices*, dan *parsimony fit indices* terwakili.

E. Uji Signifikansi Parameter.

Untuk menguji apakah nilai estimasi indikator (*first order*) atau indikator dan dimensi (*second order*) benar-benar mengukur secara empiris variabel laten yang diuji, dilakukan uji signifikansi parameter terhadap variabel laten. Uji pada tahap ini dilakukan untuk mengetahui apakah indikator atau dimensi benar-benar dapat mengukur atau merefleksikan variabel laten yang diuji. Jika hasilnya nilai $p \leq 0,05$ atau $C.R. \geq 1,967$ ($C.R. = t_{hitung}$) maka indikator atau dimensi dinyatakan signifikan sehingga dapat dilanjutkan uji validitas. Jika hasilnya tidak signifikan, maka indikator atau dimensi tersebut harus dibuang (*dropped*). Uji validitas dilakukan dengan memperhatikan nilai *factor loading standard* setiap indikator atau dimensi. Apabila nilai *factor loading standard* $\geq 0,5$ (Igbaria et.al. dalam Wijanto, 2008:65 dan Ghozali, 2008:135) atau $\geq 0,7$ (Rigdon & Ferguson, dan Doll, Xia, Torkzadeh dalam Wijanto, 2008:65 dan Ghozali, 2008:135) maka dinyatakan valid. Apabila tidak valid, maka indikator atau dimensi tersebut dibuang (*dropped*) pada analisis berikutnya.

Demikian juga menurut Widarjono (2010:284) setelah kita mendapatkan model yang baik dengan menggunakan beberapa uji kelayakan model (*goodness of fit*) maka langkah selanjutnya adalah melakukan uji signifikansi parameter estimasi. Uji statistika *t* digunakan untuk mengevaluasi signifikansi parameter estimasi. Dalam hal ini dilakukan dengan membandingkan nilai t_{hitung} dengan nilai kritisnya. Jika nilai $t_{hitung} \geq$ dari nilai kritisnya maka signifikan dan sebaliknya bila nilai $t_{hitung} \leq$ dari nilai kritisnya maka tidak signifikan.

Keputusan signifikan atau tidaknya variabel indikator dapat dilakukan dengan membandingkan antara nilai *p-value* dengan tingkat signifikansi yang kita pilih (α). Besarnya nilai α biasanya atau secara konvensional ditetapkan sebesar 5% (0,05). Jika nilai t_{hitung} lebih besar dari $\pm 1,96$ maka variabel dikatakan signifikan dan jika tidak maka tidak signifikan, hal ini sama saja jika *p-value* $\leq 0,05$ maka variabel indikator dikatakan signifikan, sedangkan bila *p-value* $\geq 0,05$ maka variabel indikator dikatakan tidak signifikan.

F. Squared Multiple Correlation (R^2).

Menurut Widarjono (2010:285) setelah uji signifikansi parameter dilakukan dan menunjukkan signifikansinya maka langkah selanjutnya adalah melihat seberapa besar varian variabel laten menjelaskan variabel indikator. Koefisien korelasi berganda yang dikuadratkan (*squared multiple correlation coefficient* = R^2) digunakan untuk mengetahui **seberapa besar varian variabel laten menjelaskan variabel indikator**.

Total varian dari setiap indikator dapat dipilah menjadi **dua bagian**. *Pertama*, varian yang berhubungan dengan variabel laten. *Kedua*, varian yang berhubungan dengan faktor spesifik yang berasal dari *error* atau residual. Proporsi dari varian yang berhubungan dengan faktor laten ini disebut dengan *communality* dari variabel indikator, inilah yang disebut dengan *squared multiple correlation*. Dengan demikian, *squared multiple correlation* semakin besar maka bisa dipercaya (*more reliable*) variabel indikator sebagai pengukur variabel laten. Sebaliknya semakin kecil *squared multiple correlation* semakin tidak bisa dipercaya (*less reliable*) variabel indikator sebagai pengukur variabel laten.

Menurut Latan (2013:68) evaluasi model struktural bertujuan untuk mengetahui besarnya persentase variance setiap variabel endogen dalam model yang dijelaskan oleh variabel eksogen dengan melihat *R Square*. Nilai R^2 yang direkomendasikan adalah 0.25 (model struktural kuat), 0.45 (model struktural sedang) dan 0.65 (model struktural rendah). Nilai $R^2 \geq 0.85$ mengindikasikan bahwa terjadi problem multikolinearitas antar variabel eksogen.

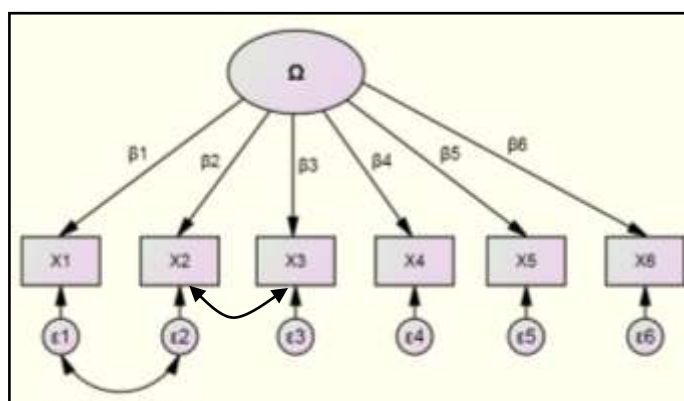
G. Respesifikasi Model.

Menurut Widarjono (2010:285) langkah terakhir dari analisis faktor konfirmatori adalah respesifikasi model. Respesifikasi model ini harus dilakukan jika uji kelayakan model dengan menggunakan salah satu uji kelayakan model menghasilkan model yang tidak layak. Apa yang seharusnya dilakukan agar model layak? Di dalam CFA kita harus memodifikasi model agar sesuai dengan data. Modifikasi model ini disebut dengan respesifikasi model.

Respesifikasi model ini dilakukan dengan menggunakan ukuran-ukuran diagnostis dan teori-teori yang melandasi adanya respesifikasi model. Respesifikasi model ini bisa dijelaskan dengan menggunakan **Gambar 6.8. Respesifikasi Model Satu Variabel Laten**. Dalam Gambar 6.8. tersebut ada 6 variabel indikator yang membentuk satu variabel laten.

Setelah kita estimasi, misalnya ternyata model tidak layak. Apa yang bisa kita lakukan agar model layak? Ada beberapa cara yang bisa kita lakukan agar model bisa layak. Kemungkinan yang bisa kita lakukan agar bisa memenuhi kelayakan model adalah dengan cara :

1. Melakukan korelasi antara variabel indikator, misalnya antara X_2 dan X_3 .
2. Melakukan korelasi antara variabel residual, misalnya antara residual ε_1 dan ε_2 .



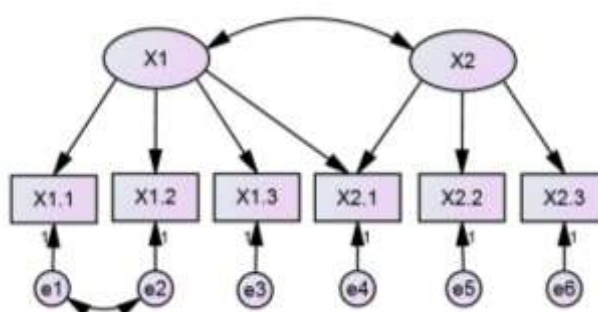
Gambar 6.9. Respesifikasi Model Satu Variabel Laten.

Contoh lain, misalnya kita mempunyai dua variabel laten dan tidak ada korelasi antara variabel laten, lihat **Gambar 6.9. Respesifikasi Model Dua Variabel Laten.**

Setiap variabel laten dibentuk dari tiga variabel indikator. Variabel laten $X_{1,1}$, $X_{1,2}$, dan $X_{1,3}$ membentuk variabel laten X_1 dan variabel laten $X_{2,1}$, $X_{2,2}$ dan $X_{2,3}$ membentuk variabel laten X_2 . Misalnya dari hasil estimasi model menghasilkan model yang tidak layak, terdapat beberapa kemungkinan cara respesifikasi model sehingga menghasilkan model yang layak yaitu :

1. Melakukan korelasi antara variabel laten.
2. Menambah variabel indikator baru variabel indikator yang ada kepada setiap variabel laten.
Misalnya variabel laten X_1 tidak hanya dibentuk oleh variabel indikator $X_{1,1}$, $X_{1,2}$, dan $X_{1,3}$ tetapi juga variabel laten $X_{2,1}$.
3. Melakukan korelasi antara variabel residual, misalnya antara residual ϵ_1 dan ϵ_2 .

Metode respesifikasi model analisis faktor konfirmatori tersebut harus dilandaskan pada dasar teori yang ada tentang hubungan antara variabel. Setiap *software* seperti AMOS, LISREL atau Smart-PLS menyediakan cara melakukan respesifikasi model agar menjadi model yang layak.



Gambar 6.10. Respesifikasi Model Dua Variabel Laten.

BAGIAN
II

TUTORIAL SEM DENGAN
AMOS 22.00

A Instalasi Program AMOS 22.00**B Memulai AMOS 22.00****C Layar Kerja dan Bagian-Bagian dari Menu Utama AMOS 22.00**

1. Menu *File*.
2. Menu *Edit*.
3. Menu *View*.
4. Menu *Diagram*.
5. Menu *Analyze*.
6. Menu *Tool*.
7. Menu *Plugins*.
8. Menu *Help*.
9. Menu *Toolbox*.

D Langkah Analisis Menggunakan AMOS 22.00.

1. Menggambar Diagram Jalur dengan AMOS 22.00
2. Menggambar Diagram Jalur Variabel Laten.
3. Menggambar Diagram *Full Model*.
4. Format *Data File* untuk Input AMOS 22.00

A. Instalasi Program AMOS

AMOS adalah perpendekan dari *Analysis of Moment Structure*, yang dikembangkan oleh J. Arbuckle yang merupakan salah satu program paling canggih untuk mengolah model-model penelitian teknik manajemen dan ilmu-ilmu sosial lainnya yang tergolong rumit. Program AMOS mempunyai 2 versi yaitu versi *Student* dan versi *Production*. Versi *student* hanya dapat menggambar paling banyak 8 indikator, sedangkan versi *production* bisa lebih (Waluyo, 2011: 39).

Menurut Ritonga dan Setiawan (2011:71) ada beberapa program aplikasi yang dapat digunakan untuk analisis SEM diantaranya AMOS, LISREL, GSCA dan PLS. Program AMOS dibuat oleh perusahaan *Smallwaters Corporation*, dan *student version* dapat diperoleh secara gratis di <http://www.smallwaters.com>.

Agar AMOS dapat berjalan dengan baik, diperlukan seperangkat komputer dengan spesifikasi berikut :

1. System operasi Windows'98, ME, NT4 (SP6), 2000, XP atau Windows XP, Windows 7.
2. *Hard Disk* : 18-60 MB, tergantung sistem konfigurasi Windows.
3. *Hardware* intel kompatibel PC dengan Pentium CPU direkomendasikan Pentium 3 keatas.
4. RAM minimal 128 MB untuk Win 98 dan ME, 256 MB untuk NT4, 2000, dan XP.
5. *Internet Explorer* 6, tetapi tidak perlu merupakan *browser default*.


Cara Instalasi dengan Windows.

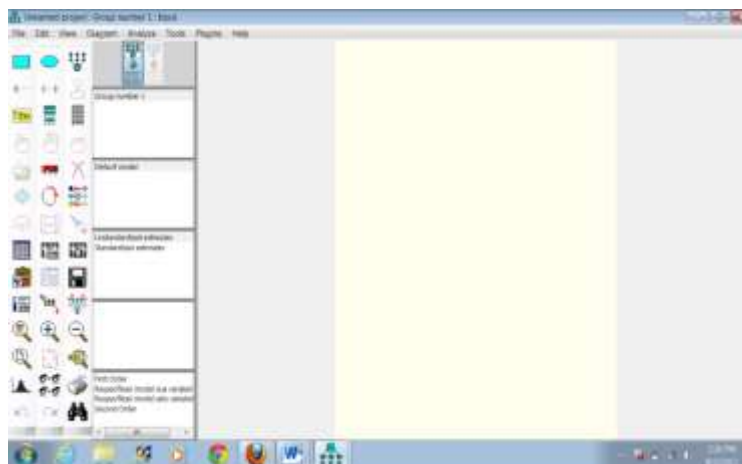
1. Masukan CD berisi file AMOS pada *CD drive*.
2. Buka *start menu*.
3. Klik *Run*.
4. Cari drive berisi CD.
5. Klik file Amos...
6. Tekan *Enter*.

Selanjutnya program *set up* akan membantu menuntun prosedur instalasi. Untuk melakukan *Uninstall* Amos versi lama gunakan langkah-langkah berikut :

Start → *Setting* → *Control Panel* → *Add/Remove Programs*, pilih Amos
Dan klik [*Add/Remove*] *button*.

B. Memulai AMOS 22.00.

Program AMOS dapat dibuka langsung lewat ikon AMOS:  selain itu juga dapat dibuka dari menu utama Window (*Start*) pilih Program, kemudian pada kelompok (*folder*) AMOS 22.00, klik *AMOS Graphics*, *double* klik *icon* tersebut maka akan muncul tampilan sebagai berikut :

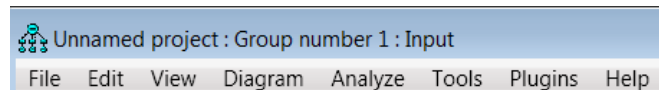


Gambar 7.1. Tampilan Amos Graphic.

Tampak di tengah window adalah area berbentuk segi empat yang menggambarkan area kosong yang nanti akan digunakan untuk menggambarkan model struktural secara grafis.

C. Layar Kerja dan Bagian-Bagian dari Menu Utama AMOS 22.00.

Pada bagian atas terdapat menu utama AMOS yang terdiri dari menu *File*, *Edit*, *View*, *Diagram*, *Analyze*, *Tools*, *Plugins*, dan *Help*.

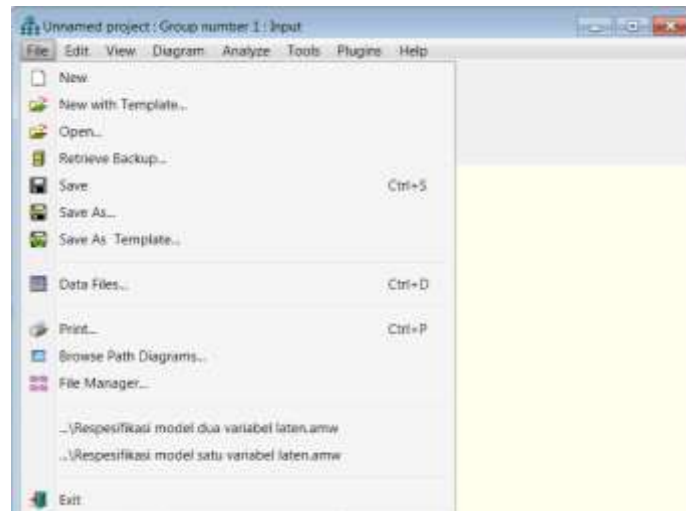


Gambar 7.2. Menu Utama AMOS.

Setiap menu terdiri dari beberapa sub menu :

1. Menu File.

Menu *File* terdiri dari beberapa submenu, diantaranya submenu untuk membuat *File* baru (*New*, *New with Template*), membuka *File* yang sudah ada (*Open*, *Retrive Backup*), menyimpan *File* (*Save*, *Save As*, *Save As Template*), membuka *File* data (*Data Files*), mencetak (*Print*), *File Manager* yang dapat digunakan untuk melihat jenis-jenis dan nama-nama *file* yang sudah ada, termasuk juga untuk membuka dan mengapus *file* tersebut dan melakukan *browsing Windows* (*Windows Explorer*), serta submenu untuk keluar dari AMOS (*Exit*).



Gambar 7.3. Tampilan Menu File.

a. Membuat Lembar Kerja Baru.

Langkah-langkah membuat lembar kerja baru adalah sebagai berikut :

- Klik menu *File*.
- Pilih dan klik *New*.
- Maka akan terlihat lembar kerja kosong.

b. Menyimpan File Model ke dalam Directory.

Langkah-langkah menyimpan model yang telah dibuat kedalam *directory* adalah sebagai berikut :

- Klik menu *File*.
- Pilih dan klik *Save As*, maka akan tampak gambar seperti dibawah ini :



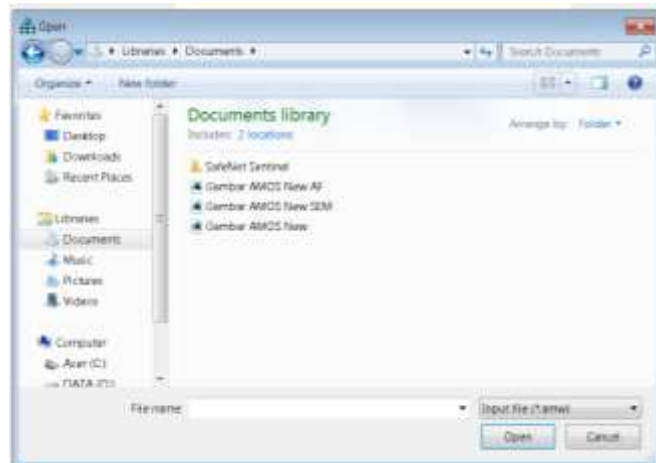
Gambar 7.4. Tampilan Save As.

- Pada kotak **Save In**, pilih dan klik **Directory** yang dituju (misal : A, C, dll).
- Pada kotak **File Name** ketik **Nama Model** (misal : Model I).
- Klik Kotak **Save**.

c. Membuka File.

Langkah-langkah membuka *file* adalah sebagai berikut :

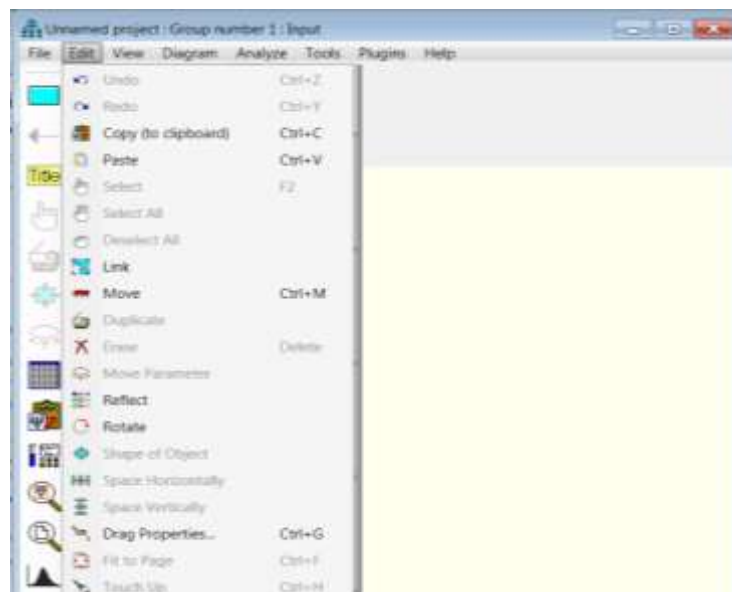
- Klik menu **File**.
- Pilih dan klik **Open**, maka akan tampak gambar seperti di bawah ini:



Gambar 7.5. Tampilan Open.

- Pada kotak **Look In**, pilih dan klik **Directory** yang dituju (misal : A, C, dll).
- Pilih dan klik nama *file* yang akan dibuka (misal : **Gambar Amos New**) lalu klik **Open**.

2. Menu *Edit*.

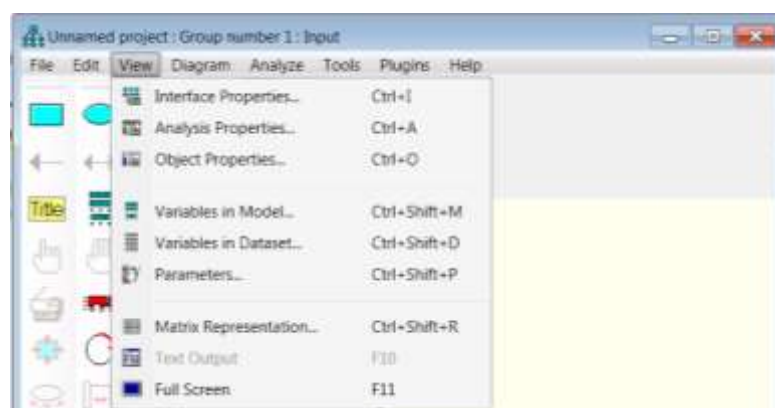


Gambar 7.6. Menu *Edit*.

Menu ini terdiri dari beberapa submenu yang berguna untuk proses editing.

3. Menu *View*.

Submenu yang ada dalam menu *View* banyak digunakan dalam proses analisis dan pemodelan. Secara lebih rinci akan dijelaskan dalam bagian penjelasan *Toolbox* yang lebih mempermudah pengoperasian AMOS.



Gambar 7.7. Menu *View*.

a. *Interface Properties*.

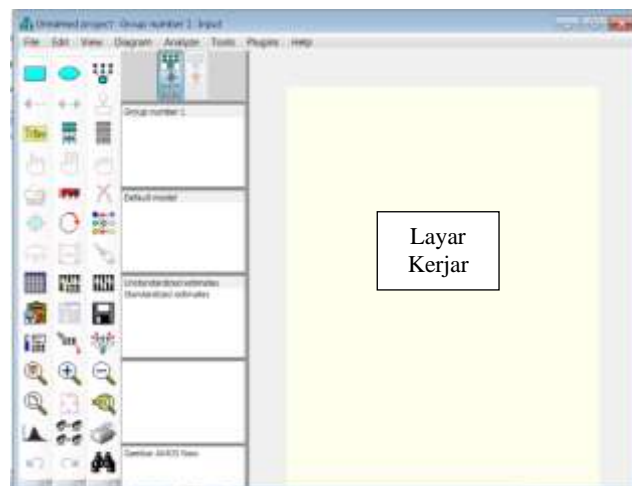
Ruang persegi yang terletak di sebelah kanan merupakan lembar atau layar kerja yang digunakan untuk tempat menggambarkan model yang akan dianalisis dan

menampilkan hasil analisis. Layar kerja tersebut dapat ditampilkan dalam bentuk *portrait* atau *landscape*. Caranya dengan menjalankan submenu **Interface Properties** dari menu **View**.

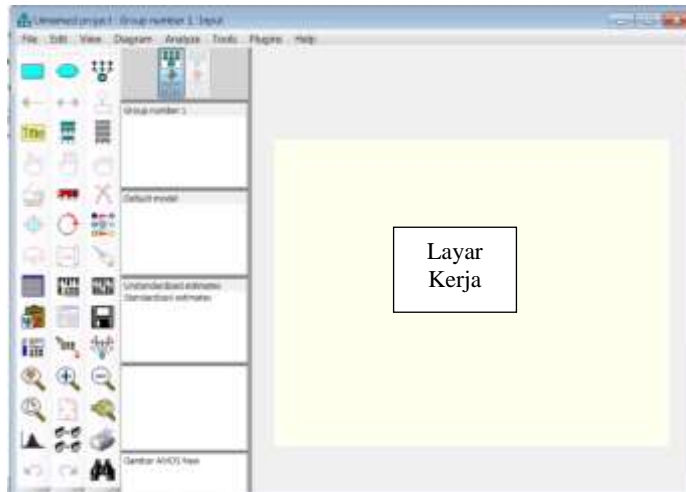


Gambar 7.8. Interface Properties (Page Layout).

Pada **Orientation** tandai pada pilihan *Portrait* atau *Landscape*, kemudian klik **Aply** dan akhiri dengan **Close** (Klik tanda **X** pada bagian kanan atas).



Gambar 7.9. Layar Kerja Model Portrait.

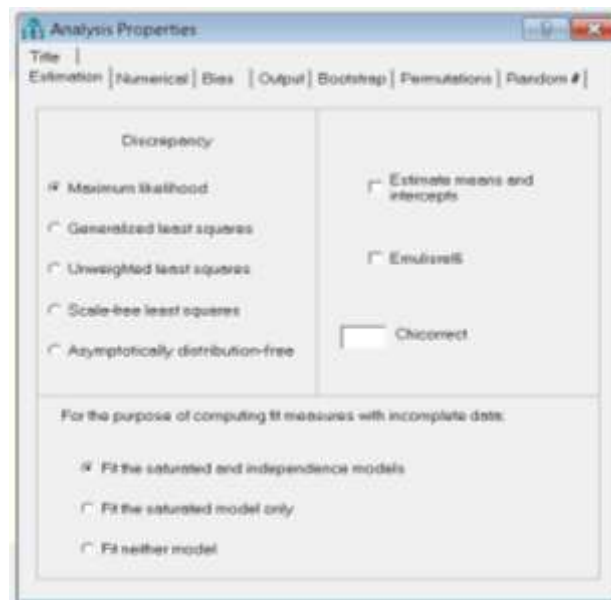


Gambar 7.10. Layar Kerja Model *Landscape*.

b. *Analysis Properties*.

Seperti yang sudah dijelaskan sebelumnya, *Analysis Properties* digunakan untuk memilih metode yang digunakan dalam menganalisis model, menentukan *format output*, dll. Berikut adalah cara menampilkan *analysis properties* :

- Klik **View / Set** pada baris menu.
- Pilih dan klik ***Analysis Properties***, maka akan muncul tampilan berikut :



Gambar 7.11. Tampilan *Analysis Properties*.

Pada gambar sebelumnya terlihat bahwa, *analysis properties* mempunyai 9 menu yaitu : *estimation, numerical, bias, output formatting, output, bootstrap, permutation, random #* dan *title*, berikut akan dijelaskan satu persatu :

- Estimation*** : berisi metode-metode yang dapat kita pilih dalam menganalisis model.
- Numerical*** : berisi kriteria konvergen dan jumlah iterasi untuk mencapai minimum.
- Bias*** : berisi analisis yang akan digunakan dalam membaca data (catatan : data mentah termasuk *input bias*).
- Output formatting*** : berisi format untuk mengatur *output* misal : banyaknya desimal, format kertas, dll.
- Output*** : berisi macam *output* yang dapat ditampilkan dalam program AMOS.
- Bootstrap*** : digunakan bila kita ingin mendapatkan *standar error* dari parameter tertentu (catatan : *bootstrap* tidak terpengaruh pada asumsi distribusi).
- Permutation*** : bila ingin melakukan *permutation test* (catatan *permutation* dan *bootstrap* tidak dapat digunakan bersama-sama).
- Random #*** : berisi tentang angka yang digunakan sebagai pembangkit bilangan untuk *permutation* dan *bootstrap*.
- Title*** : untuk menuliskan *title* dan deskripsi analisis.

Catatan : Untuk menampilkan *analysis properties* dapat langsung meng-klik pada *tool*.

c. *Object Properties*.

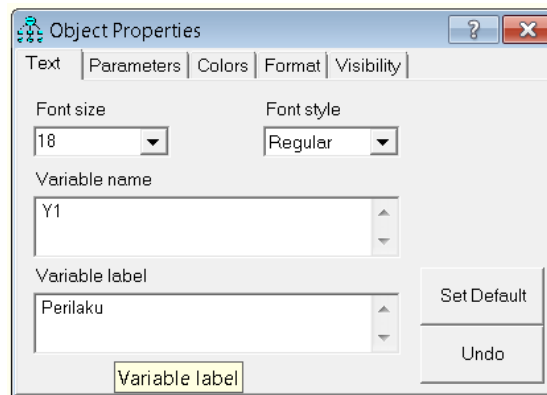
Seperti yang sudah dijelaskan sebelumnya, *Object Properties* digunakan untuk menampilkan *color, text, parameter* dan *format* dari suatu gambar. Langkah-langkah adalah sebagai berikut :

- Klik ***View / Set*** pada baris menu.
- Pilih dan klik ***Object Properties*** maka akan muncul tampilan berikut:



Gambar 7.12. Tampilan *Object Properties* dengan tidak ada *Object* yang ditunjuk.

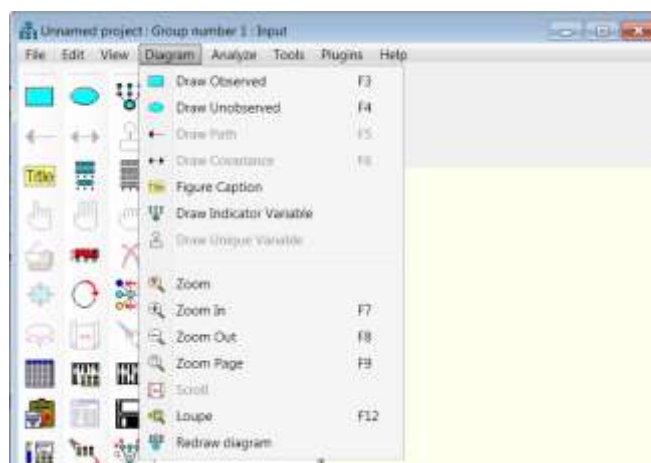
- Kemudian arah kursor pada salah satu *object* (misal : konstruk) maka tampilannya akan berubah menjadi :



Gambar 7.13. Tampilan *Object Properties Object* yang ditunjuk.

Pada tampilan *object properties* di atas terlihat bahwa terdapat 5 menu yaitu **colors**, **text**, **parameters**, **format** dan **visibility**. Untuk mengatur *properties* dari suatu *object* kita hanya perlu mengatur pada *text*, atau bila kita ingin memberi warna pada *object*, kita bisa mengaturnya pada *colors*, untuk *properties* yang lain tidak perlu kita rubah.

4. Menu *Diagram*.

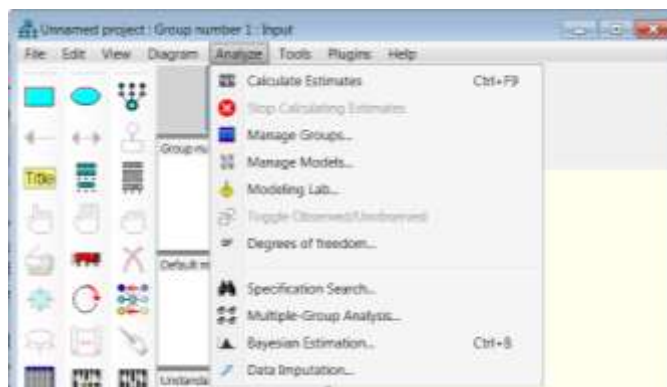


Gambar 7.14. Menu *Diagram*.

Menu ini terdiri dari beberapa submenu yang digunakan untuk membuat atau menggambarkan model atau diagram yang akan dianalisis. Secara lebih rinci beberapa submenu yang penting akan dijelaskan dalam bagian penjelasan *Toolbox* yang lebih mempermudah pengoperasian AMOS.

5. Menu *Analyze*.

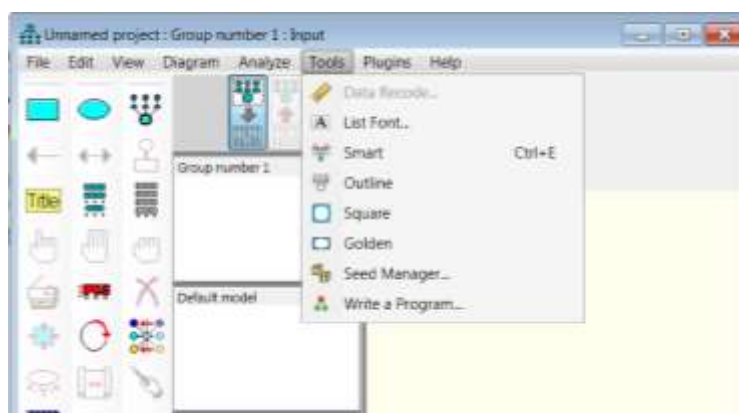
Menu ini terdiri dari beberapa submenu yang digunakan untuk memberikan perintah menjalankan analisis. Secara lebih rinci beberapa submenu yang penting akan dijelaskan dalam bagian penjelasan *Toolbox* yang lebih mempermudah pengoperasian AMOS.



Gambar 7.15. Menu *Analyze*.

6. Menu *Tools*.

Menu ini terdiri dari beberapa sub menu yang digunakan sebagai perlengkapan dalam melakukan analisis atau pembuatan model yang akan dianalisis.



Gambar 7.16. Menu *Tools*.

Langkah-langkah dalam **membuat atau memberikan *Title*** untuk model adalah sebagai berikut :

- Klik ***Title*** pada ***Tools***.
- Letakkan kursor yang sudah dilekati ***title*** ke lembar kerja.
- Klik di tempat kosong, maka akan muncul tampilan :



Gambar 7.17. Tampilan *Figure Caption*.

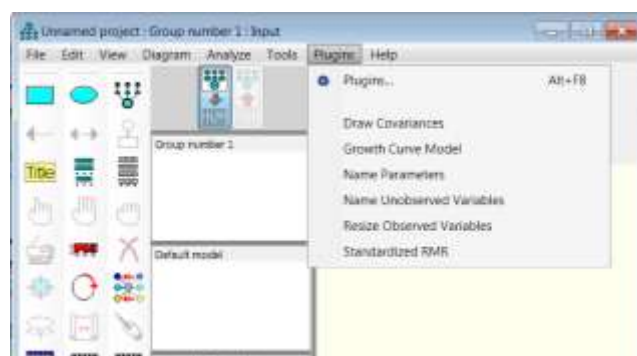
- Pada kolom *Caption* ketik *title* untuk model.
- Klik *Ok*.

Dengan langkah yang sama seperti diatas, *title* juga dapat digunakan untuk menulis parameter *goodness of fit*, perintahnya adalah sebagai berikut :

UJI KELAYAKAN MODEL

Chi – Square	=	<code>\cmin</code>
Probability	=	<code>\p</code>
CMIN/DF	=	<code>\cmindf</code>
GFI	=	<code>\gfi</code>
AGFI	=	<code>\agfi</code>
TLI	=	<code>\tli</code>
CFI	=	<code>\cfi</code>
RMSEA	=	<code>\rmsea</code>

7. Menu *Plugins*.



Gambar 7.18. Menu *Plugins*.

Menu ini terdiri dari beberapa submenu yang digunakan sebagai perlengkapan dalam melakukan analisis atau pembuatan model yang akan dianalisis.

8. Menu *Help*.



Gambar 7.19. Menu *Help*.

Menu *Help* terdiri dari beberapa submenu yang dapat dimanfaatkan untuk membantu memberi penjelasan apabila terdapat masalah dalam pengoperasian AMOS.



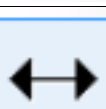


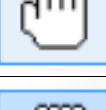
9. *ToolBox*.

Toolbox (kotak peralatan) berisi banyak peralatan (tombol *toolbar*) yang dapat mempermudah dan mempersingkat proses pengoperasian AMOS. Tombol *toolbar* yang ada berupa lambang atau *icon* yang berfungsi sebagai *shortcut icon*. Letak *toolbox* ada di sebelah kiri layar dan dapat diatur letaknya dengan memperlebar atau memperpanjang ukuran *toolbox* dan memindahkan pada posisi yang dikehendaki.



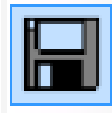







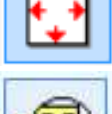









Gambar 7.20. *Toolbox*

Penjelasan singkat fungsi masing-masing tombol *toolbar* dalam *toolbox*.

Tool	Pengoperasian Melalui Menu	Hotkey	Fungsi
	Menu Diagram Submenu Draw <i>Observed</i>	F3	Menggambar variabel <i>observed</i>
	Menu Diagram Submenu Draw <i>Unobserved</i>	F4	Menggambar variabel <i>unobserved</i>
	Menu Diagram Submenu Draw <i>Indikator Variabel</i>		Menggambar variabel laten atau menambahkan indikator pada variabel laten
	Menu Diagram Submenu Draw <i>Path</i>	F5	Menggambar jalur (tanda panah searah)
	Menu Diagram Submenu Draw <i>Covariance</i>	F6	Menggambar kovarians (tanda panah dua arah)
	Menu Diagram Submenu Draw <i>Unique Variabel</i>		Menggambar variabel unik (residual) pada variabel yang sudah ada
	Menu Diagram Submenu Figure <i>Caption</i>		Memberikan judul diagram atau menampilkan hasil analisis.
	Menu Diagram <i>List s in Model</i>		Menampilkan nama-nama variabel yang ada pada data <i>file</i> sesuai dengan model yang akan diuji.
	Menu Diagram <i>List s in Data Set</i>		Menampilkan nama-nama variabel yang ada pada data <i>file</i>
	Menu Edit Submenu <i>Select</i>	F2	Memilih satu obyek tertentu pada layar kerja
	Menu Edit Submenu <i>Select All</i>		Memilih (menandai semua variabel)
	Menu Edit Submenu <i>Deselect All</i>		Tidak memilih atau membatalkan pemilihan (menghilangkan tanda) semua variabel

	Menu Edit Submenu <i>Duplicate</i>		Mengkopi atau menduplikasi suatu obyek pada layar kerja
	Menu Edit Submenu <i>Move</i>	Ctrl+M	Memindahkan posisi obyek pada layar kerja
	Menu Edit Submenu <i>Erase</i>	Del	Menghapus obyek pada layar kerja
	Menu Edit Submenu <i>Shape of Object</i>		Mengubah ukuran obyek (memperbesar atau memperkecil)
	Menu Edit <i>Rotate the Indicators Of a Latent</i>		Mengubah posisi indikator ke arah yang diinginkan
	Menu Edit <i>Reflect the Indicators Of a Latent</i>		Mengubah susunan indikator-indikator yang ada pada sebuah variabel laten
	Menu Edit Submenu <i>Move Parameter</i>		Memindahkan atau mengatur letak nilai parameter
	Menu Diagram Submenu <i>Scroll</i>		Mengatur posisi diagram pada layar monitor
	Menu Edit Submenu <i>Touch Up</i>	Ctrl+H	Mengatur posisi panah dengan mengklik variabel tertentu
	Menu File Submenu <i>Data Files</i>	Ctrl+D	Membuka <i>file</i> data
	Menu View/Set Submenu <i>Analysis Properties</i>	Ctrl+A	Menampilkan kotak dialog untuk menentukan jenis analisis yang diinginkan (judul/deskripsi analisis, <i>output</i> yang diinginkan)
	Menu Model-Fit Submenu <i>Calculate Estimates</i>	Ctrl+F9	Melakukan penghitungan atau estimasi parameter (analisis)

	Menu <i>Edit</i> Submenu <i>Copy</i> (to Clipboard)	Ctrl+C	Menyalin diagram ke <i>clipboard</i> , misalnya pengolahan kata seperti MS word
	Menu <i>View</i> View <i>Text</i>		Melihat data pada kolom tengah layar kerja
	Menu <i>File</i> Submenu <i>Save</i>	Ctrl+S	Menyimpan diagram
	Menu <i>View/Set</i> Submenu <i>Object</i> <i>Properties</i>	Ctrl+O	Menampilkan kotak dialog
	Menu <i>Edit</i> Drug <i>Properties</i>	Ctrl+G	Mengkopi <i>properties</i> dari suatu objek ke objek lain
	Menu <i>Tools</i> <i>Smart</i>	Ctrl+E	Mengatur posisi faktor beserta variabel turunannya (manifest) dan error
	Menu <i>Diagram</i> Zoom in on an area That you select		Memperbesar objek tertentu dalam layar kerja
	Menu <i>Diagram</i> Submenu Zoom In	F7	Memperbesar diagram (untuk melihat bagian yang kecil)
	Menu <i>Diagram</i> Submenu Zoom Out	F8	Memperkecil diagram (untuk melihat bagian yang besar / luas)
	Menu <i>Diagram</i> Submenu Zoom Page	F9	Menampilkan keseluruhan halaman dalam satu layar
	Menu <i>Edit</i> Submenu Fit to Page	Ctrl+F	Mengatur ukuran diagram sesuai dengan ukuran kertas
	Menu <i>Diagram</i> Submenu <i>Loupe</i>	F12	Melihat bagian dari diagram dengan lup
	Menu <i>Analyze</i> <i>Bayesian</i> <i>Estimation</i>		Menghindari nilai-nilai parameter model tidak dapat diterima (contoh variansi negatif) melalui pilihan dari suatu distribusi yang sesuai

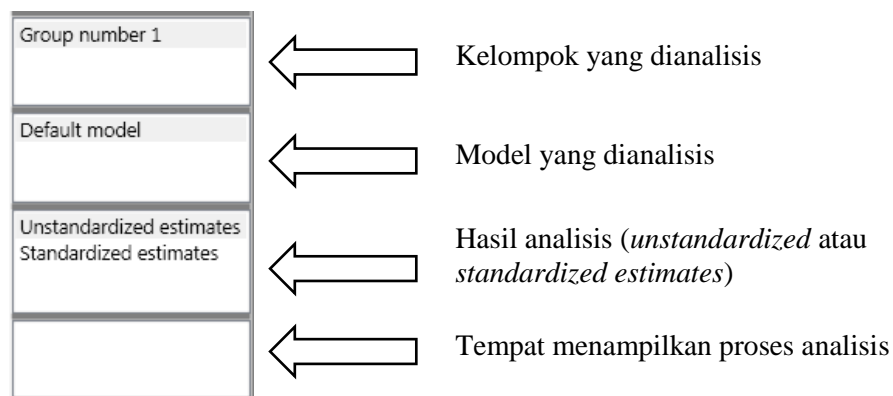
	Menu <i>Analyze</i> <i>Multiple Group</i> <i>Analyze</i>		Menganalisis model berdasarkan perbedaan karakteristik
	Menu <i>File</i> Submenu <i>Print</i>	Ctrl+P	Mencetak diagram atau hasil analisis
	Menu <i>Edit</i> Submenu <i>Undo</i>	Ctrl+Z	Membatalkan perubahan terakhir yang dilakukan
	Menu <i>Edit</i> Submenu <i>Redo</i>	Ctrl+Y	Membatalkan pembatalan (<i>Undo</i>) yang dilakukan
	Menu <i>Analyze</i> <i>Specification</i> <i>Search</i>		Membantu memilih model yang <i>fit</i> atau sesuai interpretasi

Tombol untuk menampilkan *output* analisis pada diagram. Pada bagian tersebut ada 2 tombol yang satu berfungsi untuk menampilkan spesifikasi model (model dasar atau model *input*), dan tombol yang lain berfungsi menampilkan hasil analisis pada diagram.



Gambar 7.21. Tombol model dasar atau model *input*.

Kotak yang menunjukkan kelompok-kelompok (grup) yang analisis, model yang dianalisis dan hasil analisis (estimasi) dalam bentuk *unstandardized* atau *standardized*.



D. Langkah Analisis Menggunakan AMOS 22.00.




1. Menggambar diagram Jalur dengan AMOS 22.00.

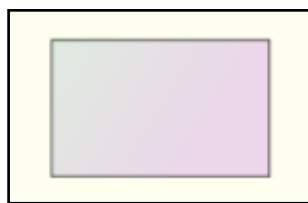
Menurut Wijaya (2009:25), Ghazali (2013:29) dan Latan (2013:17) secara singkat urutan langkah analisis menggunakan AMOS adalah :

- a. Menghubungkan diagram (model *input*) dengan data *input*. Untuk ini dapat dilakukan dengan 2 pilihan :
 1. Menggambar diagram (model *input*) terlebih dahulu, baru membuka dan menghubungkan dengan data *input*.
 2. Membuka data input terlebih dahulu, baru menggambar dan menghubungkan dengan diagram (model *input*).
- b. Membentuk karakteristik obyek dalam diagram (dengan *object properties* dan menentukan *regression weight*).
- c. Menentukan bentuk tampilan yang diinginkan (*Figure caption/title*), *interface properties*).
- d. Menentukan *output* yang akan dihasilkan oleh proses analisis (*Ananalysis properties*).
- e. Menjalankan analisis (*calculate estimates*).
- f. Menampilkan *output*, dapat dalam bentuk :
 1. Diagram.
 2. Teks *output*.

Sedangkan menggambar diagram jalur dengan AMOS yang dianjurkan Ghazali (2008a:34) yaitu :


- a. **Double klik icon Amos Graphic** akan memberikan tampilan seperti terlihat pada Gambar 7.22. Tampilan AMOS atau layar kosong untuk menggambar diagram jalur dapat dirubah dari bentuk *potret* menjadi *landscape* dengan cara.
- b. Klik **View** lalu pilih **interface properties**, pada *orientation* pilih **landscape** lalu pilih **apply**.

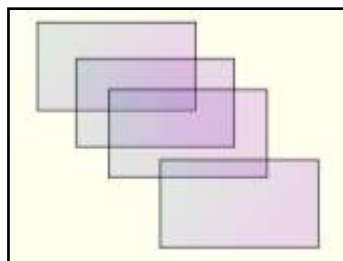
Di atas layar kosong ini kita akan menggambar diagram jalur. *Observed* variabel digambar dengan tombol  sedangkan *Unobserved* variabel digambar dengan tombol  atau . Untuk menggambar model analisis jalur dengan variabel *observed*, klik tombol persegi empat untuk mengaktifkan lalu letakkan kursor pada layar kosong dan tekan tombol kiri *mouse* dan gambar persegi empat lalu lepaskan tombol *mouse*. Sekarang kita mempunyai gambar persegi empat yang menggambarkan variabel *observed*.






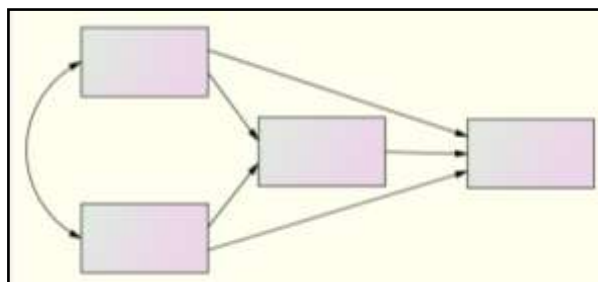
Gambar 7.22. Tampilan AMOS.

Langkah selanjutnya untuk membuat variabel *observed* berikutnya dapat dilakukan dengan meng-kopi atau menggandakan gambar ini dengan perintah :

- Letakkan kursor pada gambar persegi empat, lalu klik kanan pada *mouse*.
- Pilih **duplicate**  lalu *drag mouse* untuk mendapatkan *copy* gambar persegi empat (misalkan kita mengkopi tiga variabel *observed*).
- Berikut ini tampilan hasil *duplicate* dan empat variabel *observed*.





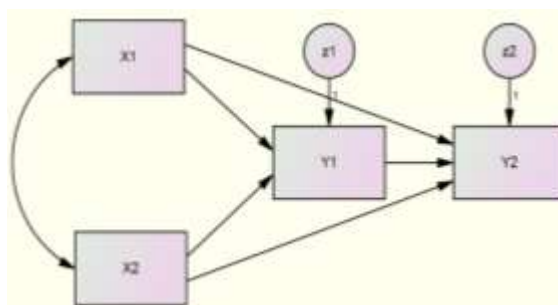
- Atur ke empat variabel *observed* tersebut dengan menggesernya menggunakan tombol gambar truk .
- Membentuk variabel *exogen* dan *endogen* dan membuat hubungan regresi (kausalitas) dengan tombol  dan membuat hubungan kovarian antar variabel *exogen* dengan tombol .



- Memberi nama atau label variabel *observed* dengan cara letakkan kursor pada gambar persegi empat, lalu klik kanan *mouse* dan pilih **object properties**. Tampak tampilan seperti di bawah ini.




- g. Isikan nama variabel pada kotak variabel *name*. Lakukan terhadap variabel lainnya dengan cara memindahkan kursor ke kotak variabel dan isikan nama variabel (untuk variabel *exogen* dengan X dan variabel *endogen* dengan Y).
- h. Setiap variabel *endogen* harus diberi *error* atau nilai residual dengan cara letakkan kursor pada variabel *endogen* dan klik tombol  dan beri label atau nama *error* dengan z atau *zeta*.
- i. Memberi judul gambar dengan cara klik tombol *title*  dan ketik nama judul dari gambar.
- j. Berikut ini adalah tampilan keseluruhan dari model analisis jalur yang siap untuk diolah.




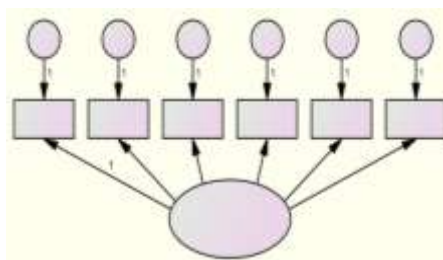
Gambar 7.23. Model Analisis Jalur.

2. Menggambar Diagram Jalur Variabel Laten.

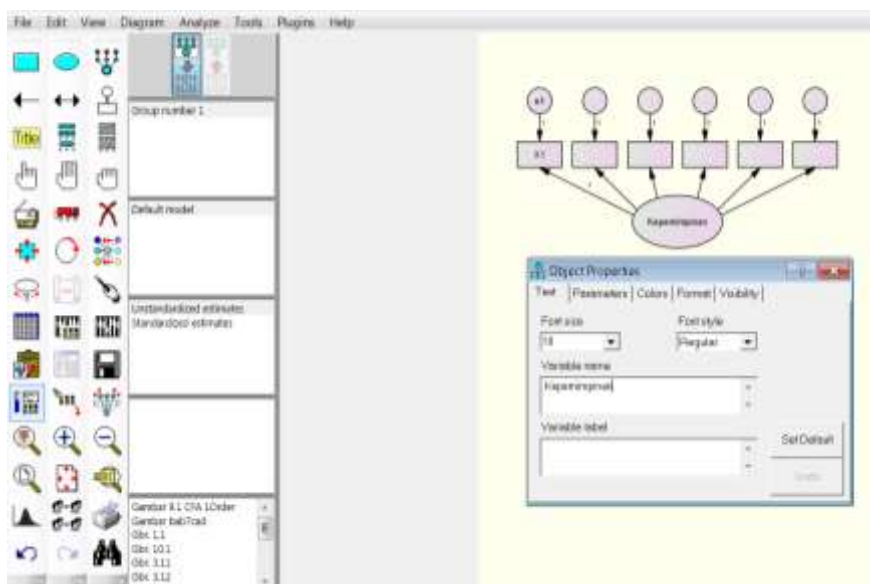
Klik tombol  untuk mengaktifkan lalu letakkan kursor pada layar kosong dan tekan tombol kiri *mouse* dan gambar bulatan *elips* lalu lepaskan tombol *mouse*. Sekarang kita mempunyai gambar bulatan *elips* yang menggambarkan faktor/variabel laten pertama.



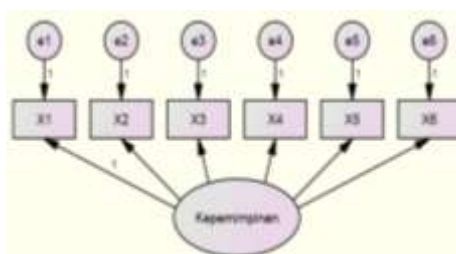
Langkah berikut menambahkan variabel indikator atau manifest ke dalam bulatan *elips* dengan cara aktifkan tombol  dan pindahkan kursor ke tengah bulatan *elips* dan klik tombol kiri *mouse* enam kali untuk mendapatkan enam variabel indikator.



Langkah berikutnya memberi label nama pada variabel laten, variabel indikator dan *error* dengan cara letakkan kursor ditengah bulatan *elips* dan *click* tombol kanan *mouse*, lalu pilih **Object Properties**. Pada variabel name ketikkan contoh kalimat variabel **Kepemimpinan** (akan menggambar diagram variabel laten kepemimpinan yang memiliki 6 indikator, yaitu (X_1-X_6) , pindahkan kursor ke tengah variabel indikator pertama ketik X_1 . Pada variabel name, pindahkan kursor pada bulatan dan ketik e1 (*error1*).



Lakukan lagi pemindahan kursor ke tengah variabel indikator kedua ketik X_2 . Pada variabel *name*, pindahkan kursor pada bulatan dan ketik e2 (*error2*). Dengan cara sama, lakukan lagi untuk variabel indikator dan *error* ketiga sampai keenam sehingga hasilnya tampak pada gambar berikut :



Gambar 7.24. Diagram Jalur Variabel Kepemimpinan.

Diagram jalur variabel kepemimpinan pada Gambar 7.24. di atas merupakan model *first order* (*1st Order*). Sebagai latihan, coba gambarlah diagram jalur model *second order* (*2st Order*) masing-masing variabel laten sehingga membentuk *full model* diagram *second order* dari penelitian berjudul *Pengaruh Pengembangan Karier dan Sertifikasi Auditor terhadap Motivasi Kerja serta Implikasinya pada Kinerja Auditor di Unit-Unit Inspektorat Wilayah Kerja ‘S’*. Masing-masing variabel memiliki dimensi dan indikator sebagai berikut :

Tabel 7.1. Kisi-Kisi Konstruk Penelitian

Variabel	Dimensi	Indikator	
Pengembangan Karir	Perencanaan Karir (PK)	PK1	
		PK2	
		PK3	
		PK4	
	Manajemen Karir (MK)	MK1	
		MK2	
		MK3	
		MK4	
		MK5	
Sertifikasi Auditor	Perencanaan (PC)	PC1	
		PC2	
		PC3	
		PC4	
	Pelaksanaan (PL)	PL1	
		PL2	
		PL3	
		PL4	
		PL5	
		PL6	
		PL7	
	Motivasi Kerja	Kebutuhan berprestasi (KP)	KP1
			KP2
			KP3
KP4			
KP5			
KP6			
Kebutuhan berafiliasi (KA)		KA1	
		KA2	
		KA3	
		KA4	
		KA5	
		KA6	
Kebutuhan kekuasaan (KK)		KK1	
		KK2	
	KK3		
	KK4		
Kinerja Auditor	Kualitas Kerja (KLK)	KLK1	
		KLK2	
		KLK3	
		KLK4	
	Kuantitas Kerja (KTK)	KTK1	

		KTK2
	Keandalan (KD)	KD1
		KD2
		KD3
	Sikap (SP)	SP1
		SP2
		SP3


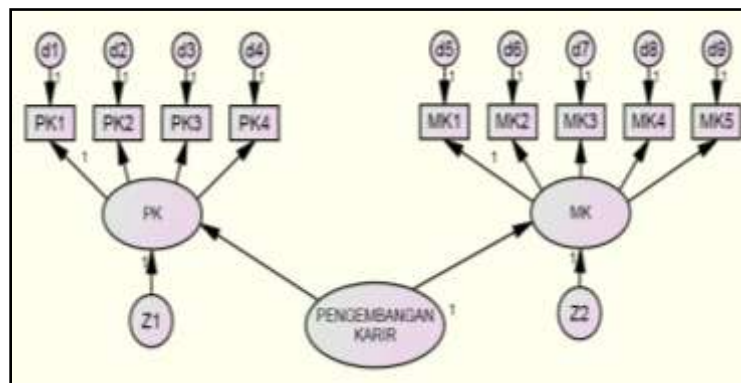
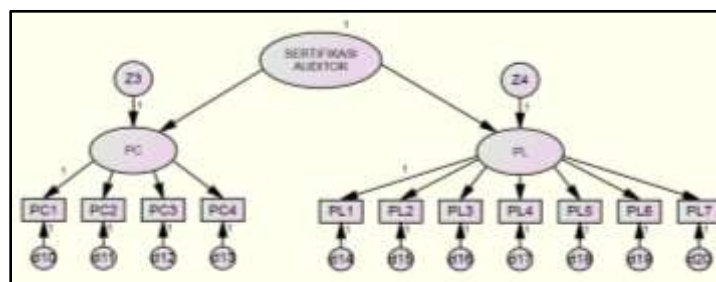
Cara menggambar diagram jalur model *second order* tidak jauh berbeda dengan cara menggambar diagram jalur model *first order*. Karena pada diagram model *second order* mengandung konstruk atau variabel laten *first order* dan *second order* maka masing-masing konstruk *first order*-nya (misalnya variabel laten **PK** dan **MK** pada konstruk Pengembangan Karir) diberi konstrain nilai residual (z) dengan cara memilih tombol  dan letakan pada bulatan *elips* masing-masing konstruk lalu tekan *mouse* kiri. Sedangkan pada konstruk *second order*-nya diberi konstrain nilai *variance* 1 dengan cara menaruh kursor pada bulatan *elips* (misalnya konstruk **Pengembangan Karir**) lalu klik *mouse* kanan dan pilih menu *Object Properties*, pilih *Parameters* dan isikan nilai *variance* 1.

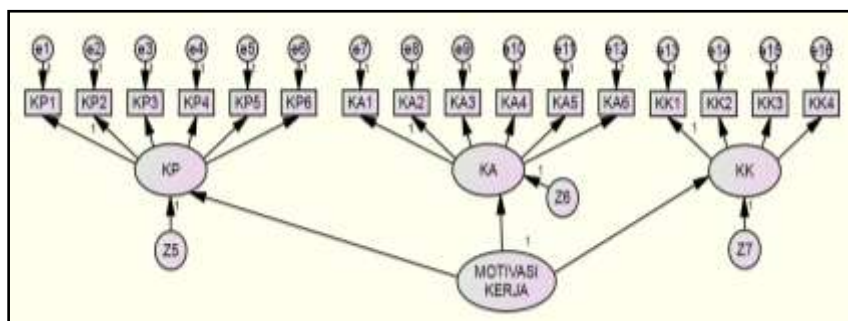
Diagram jalur dari keempat konstruk dalam penelitian berjudul *Pengaruh Pengembangan Karier dan Sertifikasi Auditor terhadap Motivasi Kerja serta Implikasinya pada Kinerja Auditor di Unit-Unit Inspektorat Wilayah Kerja "S"* tampak dalam gambar berikut :



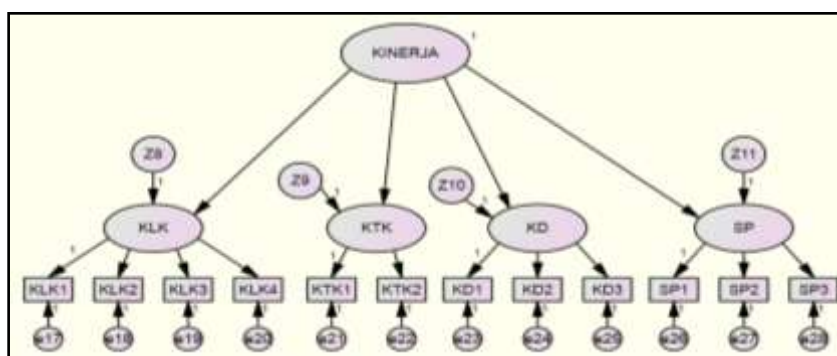
Gambar 7.25. Diagram Jalur Variabel Pengembangan Karir.



Gambar 7.26. Diagram Jalur Variabel Sertifikasi Auditor.



Gambar 7.27. Diagram Jalur Variabel Motivasi Kerja.

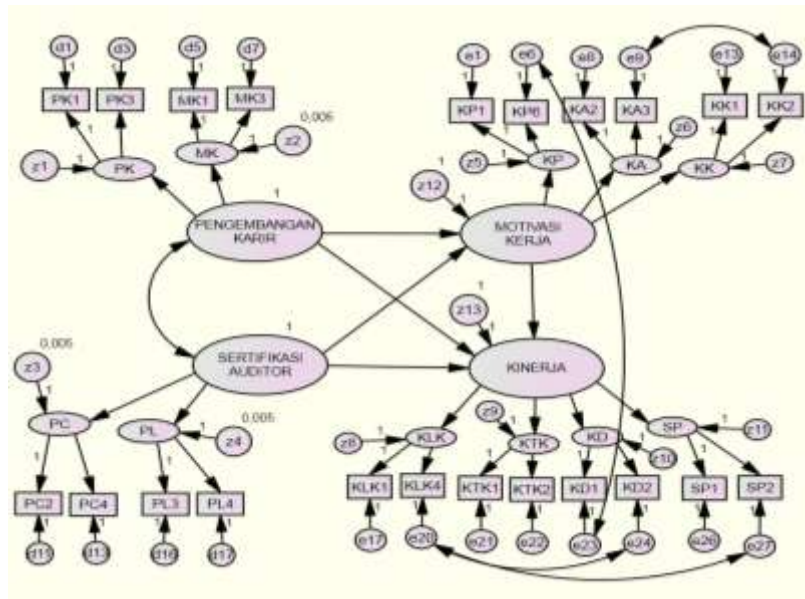


Gambar 7.28. Diagram Jalur Variabel Kinerja Auditor.

Setelah selesai menggambar setiap variabel laten yang ada kemudian diuji kesesuaian modelnya (*Goodness of Fit*) melalui metode CFA (*Confirmatory Factor Analysis*). Uji CFA ini bertujuan untuk menguji apakah konstruk yang menyusun keempat variabel (pengembangan karir, sertifikasi auditor, motivasi kerja dan kinerja auditor) benar-benar sesuai (*fit*) antara konsep atau teori dengan data empiris. Hanya diagram jalur variabel laten yang telah *fit* yang kemudian digunakan dalam membentuk diagram jalur *full model* untuk dianalisis dan menguji hipotesis yang diajukan.

3. Menggambar Diagram *Full Model*.

Diagram *full model* dalam contoh ini merupakan tahap kedua dari analisis SEM dengan pendekatan *two step approach* (tahap pertamanya adalah membuat diagram jalur dari model CFA masing-masing konstruk). Dari hasil diagram jalur model CFA masing-masing konstruk yang telah *fit*, kemudian disusun diagram jalur secara keseluruhan (*full model*) untuk dianalisis. Gambar di bawah ini merupakan diagram jalur *full model* awal sebelum dilakukan analisis untuk memperoleh *full model* yang *fit*.

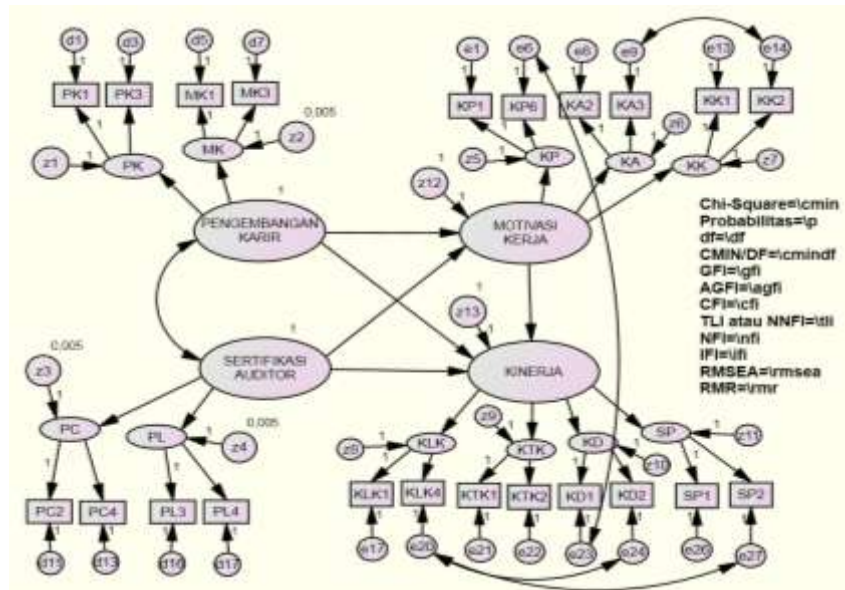


Gambar 7.29. Diagram Full Model Awal.

Untuk menuliskan judul gambar dan hasil uji *goodness of fit index* dilakukan dengan klik **title** dan lalu isikan judul gambar dan hasil uji *goodness of fit index*. Penulisan judul gambar dan hasil uji *goodness of fit index* dengan cara penulisan sebagai berikut : **Chi – Square=**\cmin, **Probability=**\p, **DF=**\df, **CMIN/DF=**\cmin/df, **GFI=**\gfi, **AGFI=**\agfi, **CFI=**\cfi, **TLI=**\tli, **NFI=**\nfi, **IFI=**\ifi, **RMSEA=**\rmsea, **RMR=**\rmr, seperti tampak pada gambarnya sebagai berikut :



Berikut ini adalah gambar *full model* dengan tampilan uji *Goodness of fit index*-nya.



Gambar 7.30. Diagram Full Model Awal dengan tampilan uji GOFI

4. Format Data File untuk Input AMOS 22.00

AMOS 22.0 dapat membaca file data yang dibuat dari berbagai format database seperti SPSS (*.sav), Excel (*.xls), Foxpro (*.dbf), Lotus (*.wk), MS Access (*.mdb) dan Text (*.txt; *.csv). Input data dapat dalam bentuk data mentah (raw data), data korelasi dan data kovarian.

Berikut ini contoh data mentah dengan skala Likert dalam format Excel :

No	KP1	KP2	KP3	KP4	KP5	KP6	KO1	KO2	KO3	KO4
1	3	1	1	2	2	2	4	4	4	4
2	3	2	3	2	4	2	4	4	4	4
3	2	1	3	3	4	3	2	2	2	2
4	4	4	4	3	4	4	3	3	3	3
5	2	4	2	3	4	3	3	3	3	3
6	3	4	4	3	3	4	3	3	3	3
7	1	4	1	3	1	2	2	2	2	2
8	1	3	1	2	1	4	2	2	2	2
9	2	3	3	2	1	3	3	3	3	3
10	4	4	4	4	3	4	2	2	2	2
11	2	1	3	2	1	3	3	3	3	3
12	3	4	4	3	3	4	3	3	3	3
13	2	1	3	2	1	3	2	3	3	2
14	1	1	3	2	1	3	5	1	5	2
15	4	4	5	4	2	5	2	3	2	1
16	2	1	2	2	1	2	3	4	4	5
17	1	1	3	3	1	3	3	4	1	5
18	3	3	4	4	3	4	3	4	1	5
19	2	1	2	1	2	2	3	3	3	5
20	1	1	7	8	5	1	1	1	1	1

Gambar 7.31. Data mentah dengan skala Likert dalam Format Excel.

Data juga dapat disediakan untuk diolah oleh AMOS 22.0 dalam bentuk SPSS (*.sav). Berikut ini contoh data mentah dengan skala Likert dalam format SPSS.

	KP1	KP2	KP3	KP4	KP5	KP6	KO1	KO2	KO3	KO4
1	3	1	1	2	2	2	4	4	4	4
2	3	2	3	3	4	2	4	4	4	4
3	2	1	3	5	4	3	2	3	3	3
4	4	4	4	5	4	4	3	3	3	3
5	2	4	2	5	4	3	5	3	3	3
6	3	4	4	3	3	4	3	3	3	3
7	1	4	1	5	1	2	2	3	3	3
8	1	3	1	2	1	4	2	2	2	2
9	2	3	3	2	1	3	3	3	3	3
10	4	4	4	4	3	4	2	2	2	2
11	2	1	3	2	1	3	3	3	3	3
12	3	4	4	3	3	4	3	3	3	3
13	2	1	3	2	1	3	2	3	3	3
14	1	1	3	2	1	3	5	1	3	3
15	4	4	5	4	2	5	2	1	2	2
16	2	1	2	2	1	2	3	4	4	4
17	1	1	3	3	1	3	3	4	4	4
18	3	3	4	4	3	4	3	4	4	4

Gambar 7.32. Data mentah dengan skala Likert dalam Format SPSS.

Dari mentah dalam skala Likert juga dapat ditransformasikan menjadi data berskala interval dengan menggunakan *software* MSI (*Method of Successive Interval*) yang telah di-install pada program Excel. Dalam buku ini dilengkapi *software* program untuk menginstal *successive interval* yang tercantum dalam CD Kerja (*file Succ.97.xls* dalam folder *SOFTWARE SUCCESSIVE INTERVAL*).

Berikut ini contoh data hasil transformasi dari data kategori atau ordinal (skala Likert) ke data interval dalam format Excel.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1	Successive Interval									
2	KP1	KP2	KP3	KP4	KP5	KP6	KO1	KO2	KO3	KO4
3	2.437553	1	1	1.984298	1.956576	1.965215	3.781513	3.084073	2.966538	3.148382
4	2.437553	1.893708	2.358107	1.984298	2.984128	1.965215	3.781513	3.084073	2.966538	3.148382
5	1.949752	1	2.358107	2.567	2.984128	2.665517	2.071656	1.821657	1.837225	1.974389
6	2.954396	2.918653	3.062948	2.567	2.984128	3.316093	2.984875	2.431092	2.35891	2.640642
7	1.949752	2.918653	1.874524	2.567	2.984128	2.665517	2.984875	2.431092	2.35891	2.640642
8	2.437553	2.918653	3.062948	2.567	2.472624	3.316093	2.984875	2.431092	2.35891	2.640642
9	1	2.918653	1	2.567	1	1.965215	2.071656	1.821657	1.837225	1.974389
10	1	2.300406	1	1.984298	1	3.316093	2.071656	1.821657	1.837225	1.974389
11	1.949752	2.300406	2.358107	1.984298	1	2.665517	2.984875	2.431092	2.35891	2.640642
12	2.954396	2.918653	3.062948	3.122016	2.472624	3.316093	2.071656	1.821657	1.837225	1.974389
13	1.949752	1	2.358107	1.984298	1	2.665517	2.984875	2.431092	2.35891	2.640642
14	2.437553	2.918653	3.062948	2.567	2.472624	3.316093	2.984875	2.431092	2.35891	2.640642
15	1.949752	1	2.358107	1.984298	1	2.665517	2.071656	2.431092	2.35891	1.974389
16	1	1	2.358107	1.984298	1	2.665517	4.708736	1	3.849697	1.974389
17	2.954396	2.918653	4.178537	3.122016	1.956576	4.217104	2.071656	2.431092	1.837225	1
18	1.949752	1	1.874524	1.984298	1	1.965215	2.984875	3.084073	2.966538	3.962221
19	1	1	2.358107	2.567	1	2.665517	2.984875	3.084073	1	3.962221
20	2.437553	2.300406	3.062948	3.122016	2.472624	3.316093	2.984875	3.084073	2.35891	3.962221

Gambar 7.33. Data interval hasil tranformasi dari data katagori dalam format Excel

Sebelum diolah oleh AMOS 22.00 data mentah juga dapat terlebih dulu dirubah ke dalam bentuk data *covarian* atau *corelasi*. Cara membuat data *covarian* atau *corelasi* matrik dapat dilakukan dengan program *Excel* dengan menggunakan menu *Data*, pilih *Data Analysis*, pilih *Covariance* atau *Correlation* pada *Analysis Tools* dan klik *OK*. Berikut ini contoh data *covarian* dan *corelasi* matrik dalam format *Excel* :

rowtype	varname	KP1	KP2	KP3	KP4	KP5	KP6	KO1	KO2	KO3	KO4
n		100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
cov	KP1	1.9816									
cov	KP2	1.2352	1.9219								
cov	KP3	1.1696	1.3362	1.7276							
cov	KP4	0.88	0.83	0.77	1.78						
cov	KP5	1.0728	0.9816	1.1288	0.59	1.9424					
cov	KP6	0.9144	1.2418	1.2264	0.76	0.8952	1.5596				
cov	KO1	0.3872	0.2184	0.2832	0	0.4376	0.2648	1.1624			
cov	KO2	0.2952	0.1769	0.4162	0.06	0.4216	0.2618	0.8984	1.7419		
cov	KO3	0.0008	-0.1974	-0.0652	-0.13	0.0064	0.0072	0.8336	1.0626	1.9204	
cov	KO4	0.2884	0.1023	0.2254	-0.08	0.1372	0.1406	0.8228	1.4173	1.0442	1.8291

Gambar 7.34. Data *covarian* matrik dalam format *Excel*

rowtype	varname	KP1	KP2	KP3	KP4	KP5	KP6	KO1	KO2	KO3	KO4
n		100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
corr	KP1	1									
corr	KP2	0.63616	1								
corr	KP3	0.635346	0.733305	1							
corr	KP4	0.36391	0.448748	0.439096	1						
corr	KP5	0.549597	0.497691	0.615114	0.317302	1					
corr	KP6	0.522787	0.717265	0.747143	0.456139	0.514333	1				
corr	KO1	0.243175	0.14612	0.199845	0	0.291226	0.196668	1			
corr	KO2	0.159698	0.096683	0.239921	0.034075	0.229203	0.158837	0.631365	1		
corr	KO3	0.000412	-0.10275	-0.0358	-0.07031	0.003314	0.00416	0.557936	0.580982	1	
corr	KO4	0.152255	0.054562	0.126798	-0.04434	0.072789	0.083245	0.564284	0.79402	0.557146	1
Stddv		1.407627	1.39331	1.321004	1.340888	1.400721	1.255131	1.083578	1.32646	1.392766	1.359256

Gambar 7.35. Data *corelasi* matrik dalam format *Excel*

A Analisis Regresi Berganda.

1. Aplikasi AMOS 22.00 Untuk Regresi Berganda.
2. Aplikasi SPSS Versi 22.00 Untuk Regresi Berganda.

B Analisis Regresi Bivariate.

1. Aplikasi AMOS 22.00 Dalam Analisis SEM Untuk Regres Bivariat.
2. *Text Output* AMOS 22.00.

C Analisis Jalur (*Path Analysis*).

1. Aplikasi AMOS 22.00 Dalam Analisis SEM Untuk Analisis Jalur.
2. *Text Output* AMOS 22.00.

A. Analisis Regresi Berganda.

Program AMOS 22.0 juga dapat digunakan untuk menganalisis regresi berganda. Persamaan regresi dinyatakan kedalam persamaan seperti dibawah ini :

$$Y = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_i X_i + \varepsilon$$

Persamaan regresi ini digunakan untuk menggambarkan hubungan linear antara variabel dependen (endogen) Y dan variabel-variabel independen (exogen) atau sering juga disebut *explanatory*, *causal* atau *predictor* $X_1, X_2, X_3 \dots, X_i$. *Error* (ε) diasumsikan tidak berkorelasi dengan variabel independennya (exogen). α adalah *intersept* atau nilai konstanta sedangkan β merupakan koefisien yang akan diestimasi, yaitu koefisien variabel independen (*exogen*) yang dapat memprediksi variabel dependen (*endogen*).

Untuk memberikan contoh *analysis* regresi dengan SEM, akan digunakan data *crosssection* (**crossec.xls**) yang berasal dari jawaban terhadap *Survey* Karakteristik Keuangan Konsumen yang dilakukan oleh *Board of Governors of the Federal Reserve System* USA pada tahun 1963 dan 1964 (Miller, 1990). Data tersebut berisi 100 pengamatan pada 12 variabel. Pengamatan dilakukan terhadap keluarga dengan umur kepala keluarga antara 25-54 tahun. Data tersebut dapat dilihat pada lampiran 1, sedangkan ke 12 variabel yang diamati adalah sbb:

<i>SIZE</i>	=	<i>The number of person in the family.</i>
<i>ED</i>	=	<i>The number of years of education received by the head.</i>
<i>AGE</i>	=	<i>The age of the head in years.</i>
<i>EXP</i>	=	<i>The labor market experience of the head in years, EXP = AGE – ED – 5.</i>
<i>MONTHS</i>	=	<i>The number of months during which the head worked.</i>
<i>RACE</i>	=	<i>The race of the head, coded 1 for whites and 2 for blacks.</i>
<i>REG</i>	=	<i>The region of residence, coded 1 for Northeast, 2 for Northcentral, 3 for South, and 4 for West.</i>
<i>EARNs</i>	=	<i>The wage and salary earnings of the head, expressed in thousand of Dollars.</i>
<i>INCOME</i>	=	<i>The total income of the family members, expressed in thousand of dollar.</i>
<i>WEALTH</i>	=	<i>The wealth of the family on December 31, 1962, in thousand of Dollars.</i>
<i>SAVING</i>	=	<i>The Saving (flow) of the family, in thousand of Dollars.</i>
<i>ID</i>	=	<i>The observation number, repeated as a for convenience.</i>

Data ini disimpan dalam *file excel* dengan nama *file Crossec.xls*.

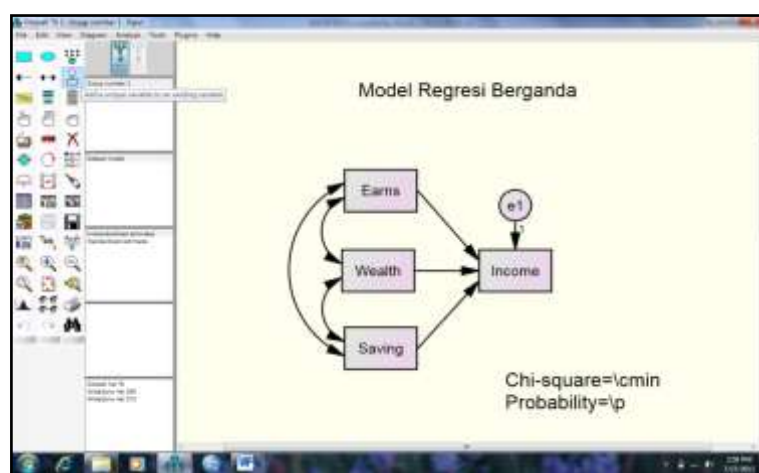
Misalkan kita ingin menganalisis persamaan regresi yang menyatakan bahwa *Income* dipengaruhi oleh *Earns* (gaji kepala keluarga), *Wealth* (kekayaan keluarga) dan *Saving* (tabungan keluarga) secara matematis dapat dituliskan persamaannya sebagai berikut:

$$Income = a + \beta_1 Earnings + \beta_2 Wealth + \beta_3 Saving + \varepsilon$$

1. Aplikasi AMOS 22.00 Untuk Regresi Berganda.

Menggambarkan model persamaan regresi dalam layar AMOS 22.00 dengan cara:

- a. Klik program Amos *Graphic*.
- b. Pada layar kosong gambarkan model persamaan regresi.
- c. Berikut ini hasil gambar *Graphic model* persamaan regresi :



Keterangan

- a. Ada tiga variabel exogen yaitu *Earnings*, *Wealth* dan *Saving*, serta satu variabel endogen *Income*.
- b. Ingat antar variabel exogen harus saling dihubungkan (dikovarian-kan).
- c. Ingat setiap variabel endogen harus diberi nilai residual (ε)

Gambar *model graphic* regresi siap diolah dengan perintah selanjutnya.

Membaca **Data Crossec.xls**.

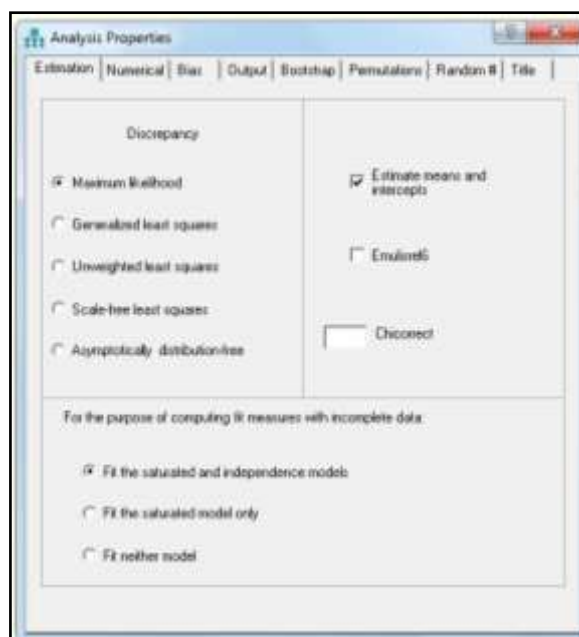
- a. Klik **File** lalu **Data File**.
- b. Pilih **File Name**, lalu cari dimana data *crossec.xls* disimpan.
- c. Berikut tampilan data telah terbaca dengan jumlah $N = 100$.



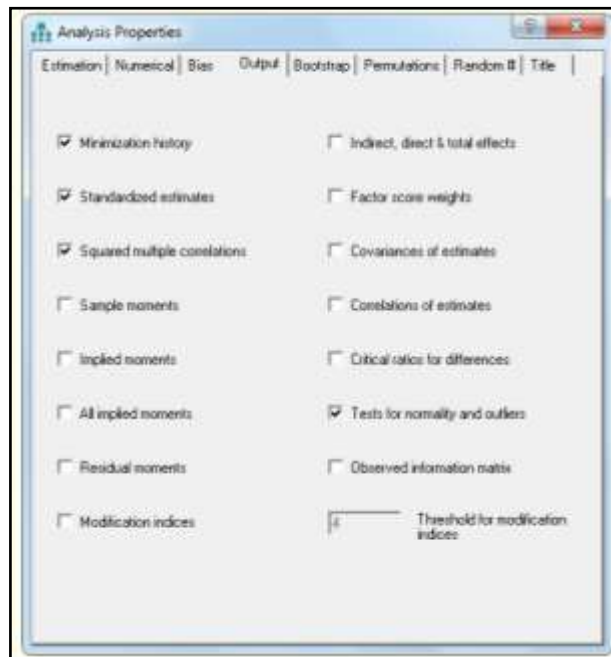
d. Klik *Ok*.

Menentukan Metode Estimasi dan Output.

- a. Pilih *View* lalu *Analyzed Properties*.
- b. Pilih metode estimasi *Maximum Likelihood (ML)* dan pilih *Estimate Means and Intercept*.



- c. Pilih *Output*, lalu pilih :
 - *Minimization history*.
 - *Standardized estimate* (meminta hasil koefisien *standardized*).
 - *Squared multiple correlation* (meminta nilai determinasi R^2).



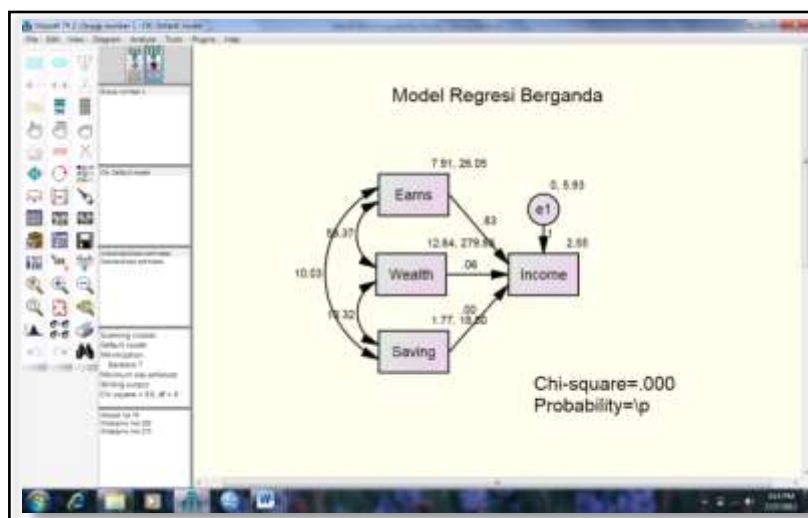
- d. Tutup *window* dengan meng-klik **tanda silang merah** pada pojok kanan.

Run model dengan perintah :

- Pilih *Analyze* lalu *Calculate estimate*.
- Beri nama file pekerjaan kita dengan *regres1*.

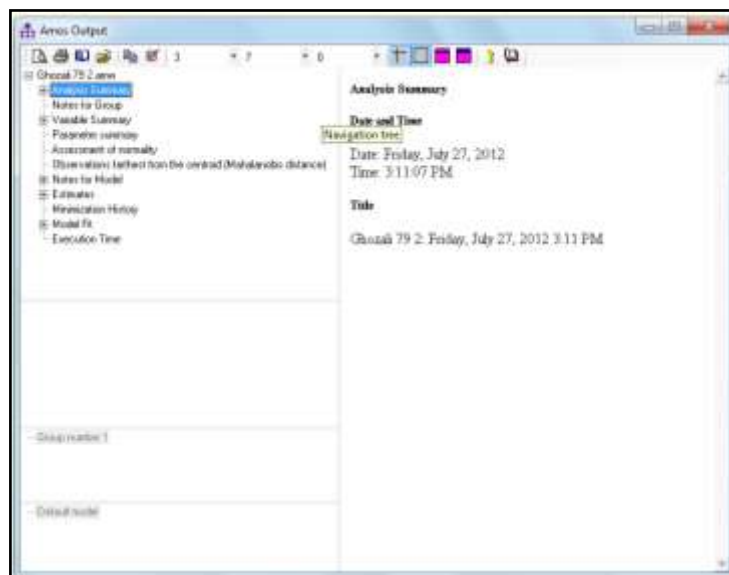


- Klik **panah berwarna merah** untuk memperoleh hasil analisis.
- Berikut ini hasil analisis dalam bentuk *output graphic*.

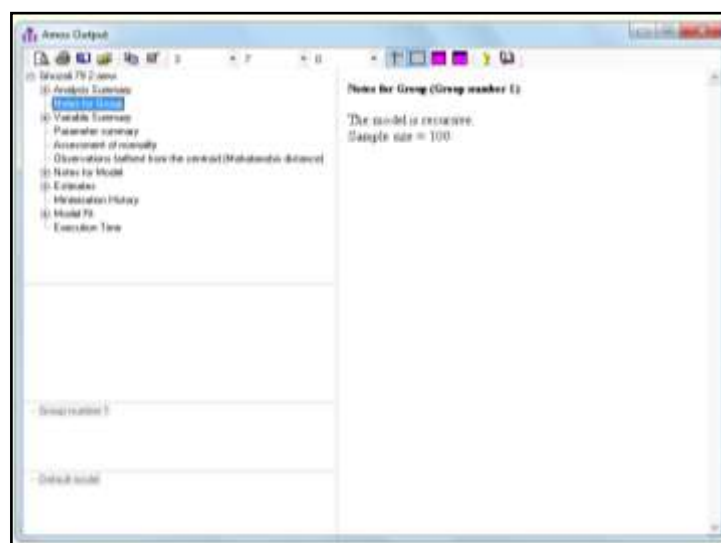


Hasil *output* secara detail dapat dilihat dengan cara :

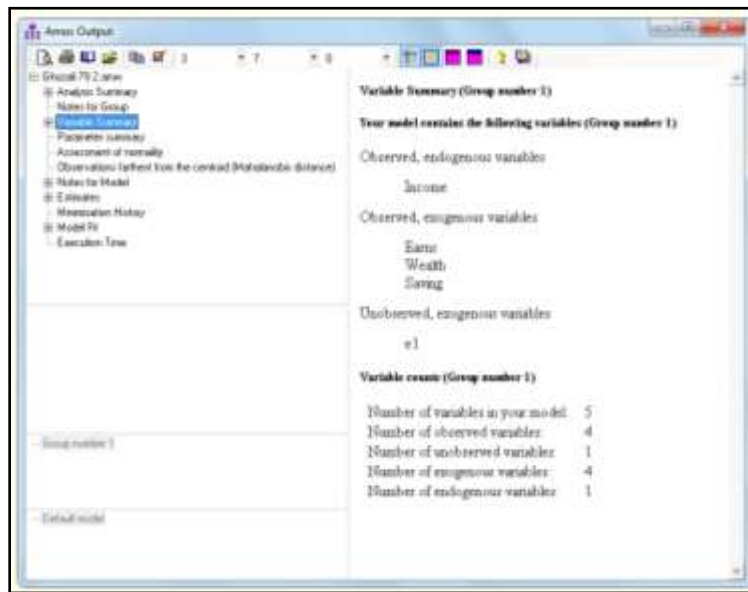
- a. Pilih *View*, lalu pilih *Text Output*.
- b. Berikut ini tampilan *output*-nya.



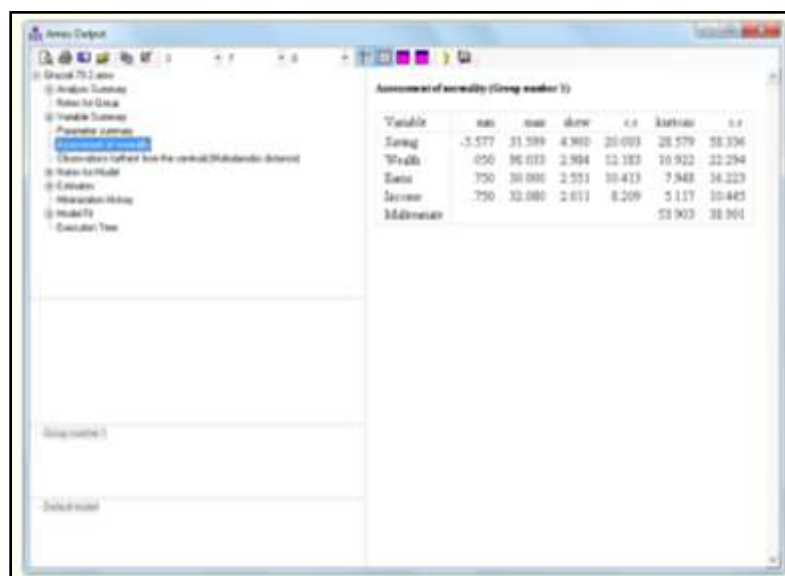
Analysis Summary berisi keterangan tentang tanggal dan waktu data diolah serta nama *file*.



Notes for group berisi keterangan bahwa model berbentuk *recursive* berarti model hanya satu arah bukan model resiprokal atau saling mempengaruhi (*nonrecursive*). Jumlah sampel 100.



Variabel Summary berisi keterangan model memiliki satu variabel endogen *income* dan tiga variabel exogen *earns*, *wealth* dan *saving* serta satu variabel *unobserved* exogen yaitu *e 1*. Jumlah variabel dalam model 5 yang terdiri dari 4 variabel *observed* dan satu variabel *unobserved* dan empat variabel exogen dan satu variabel endogen.

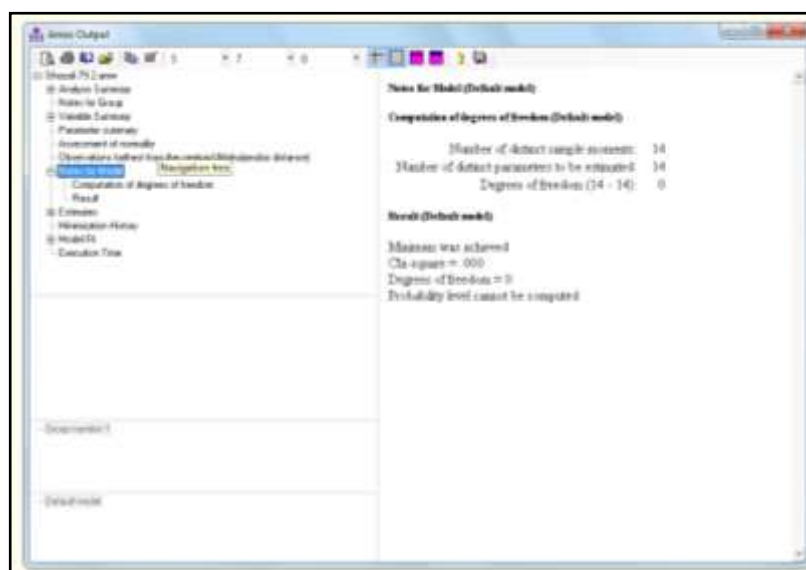


Assessment of normality merupakan *output* untuk menguji apakah data kita normal secara *multivariate* sebagai syarat asumsi yang harus dipenuhi dengan *Maximum Likelihood*. Jika dilihat secara *univariate* nilai *critical skewness* (kemencengan) sangat tinggi untuk semua variabel yaitu di atas 2.58 (signifikan pada 1%) dan dapat disimpulkan bahwa data kita secara *univariate* tidak terdistribusi secara normal. Secara *multivariate* nilai 52.903 merupakan Mardia's (1970) koefisien dari *multivariate* kurtosis dengan nilai *critical* 38.901 yang nilainya

di atas 2.58. Sehingga dapat disimpulkan bahwa data kita juga tidak normal secara *multivariate*. Solusi yang harus dilakukan adalah melakukan transformasi cara dengan bentuk fungsi lainnya seperti logaritma atau akar kuadrat untuk mendapatkan data dengan distribusi normal.

Observasi number	Mahalanobis d-squared	p1	p2
7	51.998	.000	.000
100	36.504	.010	.000
96	31.832	.000	.000
36	28.257	.000	.000
45	23.506	.000	.000
24	18.970	.002	.000
81	14.254	.002	.000
59	10.382	.034	.022
9	9.377	.054	.029
72	8.071	.090	.410
71	7.547	.109	.532
84	6.442	.160	.529
31	4.210	.182	.940
40	5.189	.268	.999
19	4.530	.341	1.000
49	4.501	.342	1.000
43	4.338	.342	1.000
54	4.184	.382	1.000
94	4.154	.394	1.000
83	4.043	.398	1.000
29	3.972	.410	1.000
26	3.773	.438	1.000
2	3.717	.444	1.000
32	3.599	.463	1.000

Mahalanobis distance untuk mengukur apakah data kita ada yang *outlier* yaitu mendeteksi apakah skor observasi ada yang jauh berbeda dengan skor *centroid* untuk 100 kasus. **Mahalanobis d-squared** digunakan untuk mengukur jarak skor hasil observasi terhadap nilai *centroidnya*. Lihat kasus nomor 7 yang memberikan jarak terjauh dari *centroidnya* dengan nilai **mahalanobis d-squared** 51.998. Nilai ini diikuti oleh dua kolom yaitu p_1 dan p_2 . Kolom p_1 menunjukkan dengan asumsi normal, **probabilitas d-squared** di atas nilai 51.998 adalah lebih kecil dari 0.000. Kolom p_2 juga dengan asumsi normal. **Probabilitasnya** masih di bawah 0.000. Arbuckle (1997) mencatat bahwa walaupun p_1 diharapkan bernilai kecil, tetapi nilai kecil pada kolom p_2 menunjukkan observasi yang jauh dari nilai *centroidnya* dan dianggap *outlier* serta harus dibuang (*didrop*) dari analisis. Berdasarkan hasil *output* di atas, maka data yang dianggap *outlier* adalah observasi 7, 100, 96, 36, 45, 24, dan 81 yang nilai kolom p_2 di bawah 0.000. Data ini sebaiknya dibuang.



Notes for Model memberikan keterangan hasil perhitungan *Chi-squared*. Oleh karena *degree of freedom (df)* sama dengan nol, maka nilai nilai probabilitas tidak dapat dihitung.

Estimates (Group number 1 – Default model)

Scalar Estimates (Group number 1 – Default model)

Maximum Likelihood Estimates

Regression Weights: (Group number 1 – Default model).

	Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Income <--- Earns	.831	.068	12.141	***	
Income <--- Wealth	.065	.019	3.427	***	
Income <--- Saving	.002	.064	.031	.976	

Standardized Regression Weights: (Group number 1 – Default model).

	Estimate
Income <--- Earns	.763
Income <--- Wealth	.195
Income <--- Saving	.002

Regression weight memberikan besarnya nilai koefisien regresi *unstandardized* dan *standardized*. Nilai *standardized* = nilai *unstandardized* – dengan *standar error* (SE). Nilai *critical* (CR) adalah sama dengan nilai t pada regresi OLS dan P adalah tingkat probabilitas signifikansi dengan *** berarti *by default* signifikan pada 0.001. Jadi dapat disimpulkan bahwa *Earns* (gaji) berpengaruh positif terhadap *Income* dengan koefisien *standardized* 0.763 (kenaikan gaji \$1000 akan meningkatkan *Income* sebesar \$763), begitu juga dengan *Wealth* berpengaruh positif terhadap *Income* dengan koefisien *standardize* sebesar 0.195 (kenaikan

kekayaan keluarga \$1000 akan meningkatkan *Income* sebesar \$195). *Saving* ternyata tidak berpengaruh terhadap *Income* karena probabilitas jauh di atas 0.05.

Means: (Group number 1 – Default model).

	Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Earns	7.911	.513	15.422	***	
Wealth	12.635	1.681	7.516	***	
Saving	1.768	.436	4.058	***	

Intercepts: (Group number 1 – Default model).

	Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Income	2.546	.465	5.473	***	

Covariances: (Group number 1 – Default model).

		Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Earns	<--> Wealth	53.369	10.119	5.274	***	
Wealth	<--> Saving	13.325	7.411	1.798	.072	
Earns	<--> Saving	10.026	2.442	4.106	***	

Correlations: (Group number 1 – Default model).

	Estimate
Earns <--> Wealth	.625
Wealth <--> Saving	.184
Earns <--> Saving	.453

Variances: (Group number 1 – Default model).

	Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Earns	26.051	3.703	7.036	***	
Wealth	279.829	39.773	7.036	***	
Saving	18.798	2.672	7.036	***	
e1	5.927	.842	7.036	***	

Squared Multiple Correlations: (Group 1 – Default model).

	Estimate
Income	.808

Output lainnya memberikan nilai *means* dan *intercept* dari model dengan nilai *intercept* 2.546. Sehingga model persamaan regresi kita menjadi.

$$Income = 2.546 + 0.831 \text{ Earns} + 0.065 \text{ Wealth} + 0.002 \text{ Saving}.$$

Sedangkan besarnya nilai koefisien determinasi ditunjukkan oleh *nilai Squared Multiple Correlation* 0.808 (R^2) yang berarti variabel *Income* yang dapat dijelaskan oleh variabel *Earns*, *Wealth* dan *Saving* sebesar 80.8%, sedangkan 19.92% adalah variabel lainnya yang tidak kita teliti. Jadi dapat disimpulkan bahwa model cukup baik.

2. Aplikasi SPSS Versi 20.00 Untuk Regresi Berganda.

Hasil analisis regresi dengan SEM akan sama persis dengan hasil regresi dengan program SPSS. Berikut ini perbandingan hasil regresi dengan SPSS VERSI 20.00.

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.899 ^a	.808	.802	2.48467

a. Predictors: (Constant), SAVING, WEALTH, EARNS

b. Dependent : INCOME

ANOVA^b

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	2494.260	3	831.420	134.674	.000 ^a
	Residual	592.663	96	6.174		
	Total	3086.922	99			

a. Predictors: (Constant), SAVING, WEALTH, EARNS

b. Dependent : INCOME

Coefficients

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	2.546	.473		5.389	.000
	EARNs	.831	.069	.763	11.956	.000
	WEALTH	.065	.019	.195	3.374	.001
	SAVING	.002	.065	.002	.030	.976

Dependent : INCOME

Coefficient Correlations

		INCOME	EARNs	WEALTH	SAVING
Pearson Correlation	INCOME	1.000	.886	.673	.383
	EARNs	.886	1.000	.625	.453
	WEALTH	.673	.625	1.000	.184
	SAVING	.383	.453	.184	1.000
Sig. (1-tailed)	INCOME	.	.000	.000	.000
	EARNs	.000	.	.000	.000
	WEALTH	.000	.000	.	.034
	SAVING	.000	.000	.034	.
N	INCOME	100	100	100	100
	EARNs	100	100	100	100
	WEALTH	100	100	100	100
	SAVING	100	100	100	100

Dependent : INCOME

Hasil *output* perhitungan dengan SPSS versi 20.00 berdasarkan pada metode *Ordinary Least Square* sama persis yaitu nilai $R^2 = 0.808$ dengan persamaan regresi

$$Income = 2.546 + 0.831 Earnings + 0.065 Wealth + 0.002 Saving.$$

B. Analisis Regresi Bivariate.

Perbedaan mendasar antara penggunaan metode regresi berganda dan *Structural Equation Modeling* adalah SEM dapat mengestimasi pengaruh beberapa variabel independen (*exogen*) terhadap beberapa variabel dependen (*endogen*) secara simultan. Sementara dengan metode regresi kita harus melakukannya secara bertahap. Misalkan kita mempunyai dua model persamaan regresi seperti di bawah ini:

$$Income = \beta_1 Wealth + \beta_2 Saving + \varepsilon_1$$

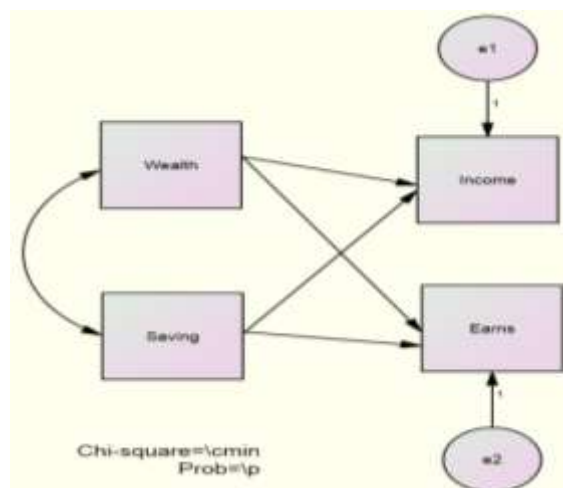
$$Earnings = \beta_1 Wealth + \beta_2 Saving + \varepsilon_2$$

Perhatikan kedua persamaan regresi ini **tanpa nilai konstanta** yang berarti regresi lewat titik origin atau regresi dengan nilai *standardized*. SEM selalu menggunakan model regresi tanpa konstanta atau *standardized*, karena SEM akan membandingkan hasil regresi antar jalur jadi nilai *standardized* mengasumsikan satuan pengukurannya sudah sama sehingga dapat dipertimbangkan antar jalur.

Dengan metode regresi dalam SPSS kedua persamaan ini harus dianalisis secara terpisah, sedangkan SEM mampu menganalisis kedua persamaan ini secara simultan.

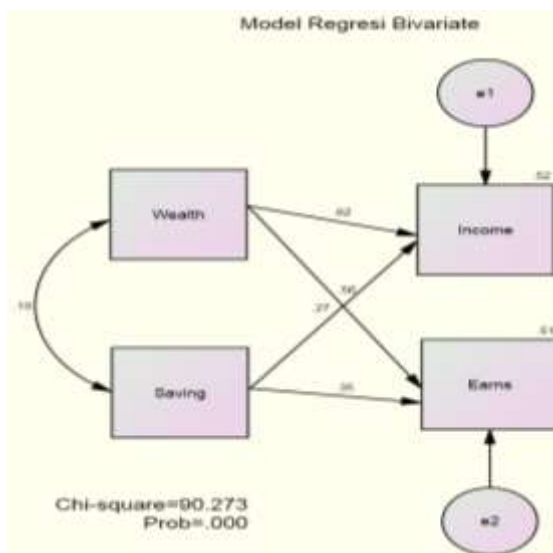
1. Aplikasi AMOS 20.00 Dalam Analisis SEM Untuk Regresi Bivariat.

Buat gambar diagram *path* kedua persamaan di atas seperti di bawah ini :



Gambar di atas memiliki dua variabel *exogen* yaitu *Wealth* dan *Saving* keduanya harus dikovariankan. Sedangkan jumlah variabel *endogen* ada dua yaitu *Income* dan *Earnings*, jangan lupa setiap variabel *endogen* diberi nilai residual yaitu ε_1 dan ε_2 . Gambar ini siap diolah dengan langkah :

- 1) Membaca Data (lihat langkah pada regresi berganda)
- 2) Menentukan metode estimasi dan *output* (lihat pada regresi berganda)
- 3) *Run mode* dengan pilih *Analyze* dan *Calculate estimate*, beri nama file *regres2*
- 4) Berikut ini hasil *output* gambar *graphic* dalam nilai *standardized*



2. Text Output AMOS18.00

Hasil dalam bentuk *Text Output* dengan Pilih *View* lalu *Text Output*.

Scalar Estimates (Group number 1 - Default model) Maximum Likelihood Estimates

Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Income	<---	Wealth	.207	.023	8.818	***	
Earns	<---	Wealth	.171	.022	7.828	***	
Income	<---	Saving	.344	.091	3.801	***	
Earns	<---	Saving	.412	.084	4.886	***	

Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate
Income	<---	Wealth	.623
Earns	<---	Wealth	.561
Income	<---	Saving	.269
Earns	<---	Saving	.350

Means: (Group number 1 - Default model)

	Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Wealth	12.635	1.681	7.516	***	
Saving	1.768	.436	4.058	***	

Intercepts: (Group number 1 - Default model)

	Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Income	6.717	.495	13.565	***	
Earns	5.020	.461	10.889	***	

Covariances: (Group number 1 - Default model)

	Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Wealth <--> Saving	13.325	7.411	1.798	.072	

Correlations: (Group number 1 - Default model)

	Estimate
Wealth <--> Saving	.184

Variances: (Group number 1 - Default model)

	Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Wealth	279.829	39.773	7.036	***	
Saving	18.798	2.672	7.036	***	
e1	14.751	2.097	7.036	***	
e2	12.788	1.818	7.036	***	

Squared Multiple Correlations: (Group number 1 - Default model)

	Estimate
Earns	.509
Income	.522

Hasil *output* menunjukkan bahwa *Wealth* ternyata mempengaruhi *Income* dan *Earns* begitu juga dengan *Saving* mempengaruhi *Income* dan *Earns* dengan tingkat signifikansi 0.001 (tanda p=***). Adapun persamaan regresinya:

$$\text{Income} = 0.623 \text{ Wealth} + 0.269 \text{ Saving}$$

$$\text{Earns} = 0.561 \text{ Wealth} + 0.350 \text{ Saving}$$

Koefisien determinasi untuk persamaan *Income* sebesar 0.522 yang berarti *variabilitas Income* yang dapat dijelaskan oleh variabel *Wealth* dan *Saving* sebesar 52.2%. Sedangkan koefisien determinasi persamaan *Earns* sebesar 0.509 atau variabel *Earns* yang dapat dijelaskan oleh *variabilitas Wealth* dan *Saving* sebesar 50.9%

C. Analisis Jalur (Path Analysis).

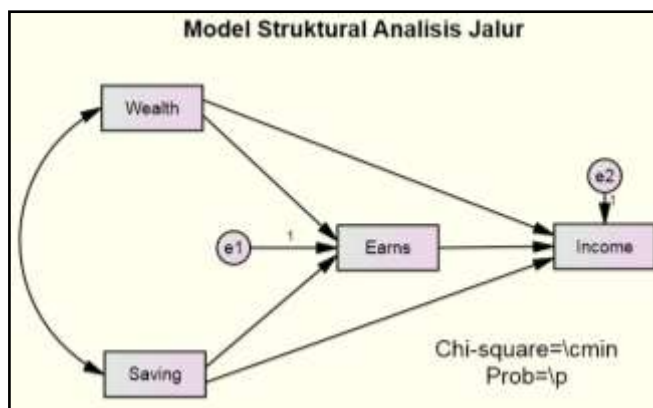
Analisis jalur merupakan pengembangan lebih lanjut dari analisis regresi berganda dan *bivariate*. Analisis jalur ingin menguji persamaan regresi yang melibatkan beberapa variabel exogen dan endogen sekaligus sehingga memungkinkan pengujian terhadap variabel *mediating/intervening* atau variabel antara. Disamping itu analisis jalur juga dapat mengukur hubungan langsung antar variabel dalam model maupun hubungan tidak langsung antar variabel dalam model.

Misalkan dengan contoh data regresi di atas kita ingin menguji suatu model dimana variabel *Income* dapat langsung dipengaruhi oleh variabel *Wealth*, *Saving*, dan *Earns*, tetapi *Income* dapat juga dipengaruhi secara tidak langsung dari *Wealth* ke *Earns* baru ke *Income* begitu juga dari *Saving* ke *Earns* baru ke *Income*. Disini variabel *Earns* berfungsi sebagai variabel antara atau *intervening*.

Berikut ini model persamaan regresinya: $Earns = \beta_1 Wealth + \beta_2 Saving + \varepsilon_1$ dan $Income = \beta_1 Wealth + \beta_2 Saving + \beta_3 Earns + \varepsilon_2$

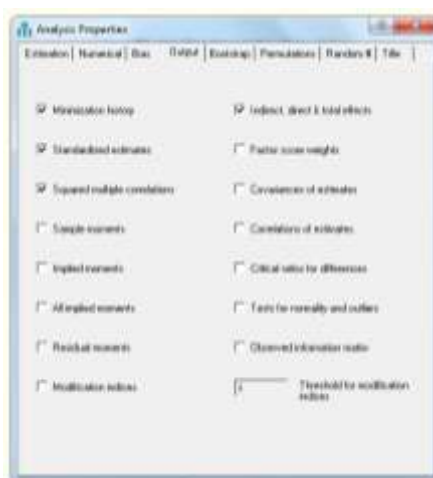
1. Aplikasi AMOS 22.00 Dalam Analisis SEM Untuk Analisis Jalur.

Gambar model persamaan di atas dalam bentuk diagram jalur seperti di bawah ini



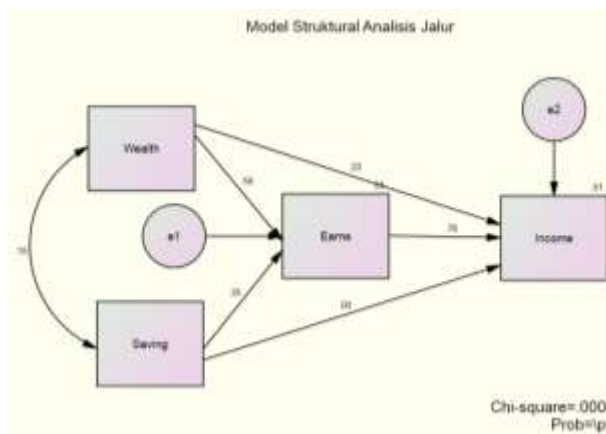
Berdasarkan pada diagram jalur di atas, terdapat dua variabel exogen *Wealth* dan *Saving* yang harus saling dikovariankan. Terdapat juga dua variabel endogen yang masing-masing harus diberi nilai residual. Variabel *Earns* adalah endogen yang memiliki *anteseden* (variabel yang mendahului) dan memiliki konsekuensi (variabel sesudahnya) sehingga disebut sebagai variabel *intervening* atau mediator. Variabel *Wealth* dapat langsung mempengaruhi *Income*, tetapi dapat pula pengaruhnya tidak langsung lewat *Earns* baru ke *Income*. Begitu juga variabel *Saving* dapat langsung mempengaruhi *Income*, tetapi dapat pula pengaruhnya tidak langsung lewat *Earns* baru ke *Income*. Gambar diagram jalur ini siap untuk diolah dengan langkah selanjutnya.

- 1) Membaca Data *File Crossec.xls*
- 2) Menentukan Metode Estimasi ML (tanpa *intercept*)
- 3) Menentukan *Output* seperti dibawah ini



Pilih *Minimization history*, *standardized estimate*, *squared multiple correlation* dan *indirect, direct & total effect* (untuk melihat pengaruh langsung dan tidak langsung).

- 1) **Run** model dengan Pilih *Analyze*, lalu *Calculate Estimate*.
- 2) Beri nama file pekerjaan kita dengan *regres3*.
- 3) Berikut ini hasil *output* gambar *graphic* dalam nilai *standardized*



2. Text Output AMOS18.00

Notes for Model (Default model)

Computation of degrees of freedom (Default model)

Number of distinct sample moments: 10
 Number of distinct parameters to be estimated: 10
 Degrees of freedom (10 - 10): 0

Result (Default model)

Minimum was achieved
 Chi-square = .000
 Degrees of freedom = 0
 Probability level cannot be computed

Oleh karena nilai *degree of freedom* = 0, maka tingkat probabilitas tidak dapat dihitung.

Estimates (Group number 1 - Default model)

Scalar Estimates (Group number 1 - Default model)

Maximum Likelihood Estimates

Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Earns	<---	Wealth	.171	.022	7.828	***	
Earns	<---	Saving	.412	.084	4.886	***	
Income	<---	Earns	.831	.068	12.141	***	
Income	<---	Saving	.002	.064	.031	.976	
Income	<---	Wealth	.065	.019	3.427	***	

Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate
Earns	<---	Wealth	.561
Earns	<---	Saving	.350
Income	<---	Earns	.763
Income	<---	Saving	.002
Income	<---	Wealth	.195

Covariances: (Group number 1 - Default model)

		Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Wealth	<-->	Saving	13.325	7.411	1.798	.072

Correlations: (Group number 1 - Default model)

		Estimate	
Wealth	<-->	Saving	.184

Variances: (Group number 1 - Default model)

	Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Wealth	279.829	39.773	7.036	***	
Saving	18.798	2.672	7.036	***	
e1	12.788	1.818	7.036	***	
e2	5.927	.842	7.036	***	

Squared Multiple Correlations: (Group number 1 - Default model)

	Estimate
Earns	.509
Income	.808

Matrices (Group number 1 - Default model)**Total Effects (Group number 1 - Default model)**

	Saving	Wealth	Earns
Earns	.412	.171	.000
Income	.344	.207	.831

Standardized Total Effects (Group number 1 - Default model)

	Saving	Wealth	Earns
Earns	.350	.561	.000
Income	.269	.623	.763

Direct Effects (Group number 1 - Default model)

	Saving	Wealth	Earns
Earns	.412	.171	.000
Income	.002	.065	.831

Standardized Direct Effects (Group number 1 - Default model)

	Saving	Wealth	Earns
Earns	.350	.561	.000
Income	.002	.195	.763

Indirect Effects (Group number 1 - Default model)

	Saving	Wealth	Earns
Earns	.000	.000	.000
Income	.342	.142	.000

Standardized Indirect Effects (Group number 1 - Default model)

	Saving	Wealth	Earns
Earns	.000	.000	.000
Income	.267	.428	.000

Hasil *output* menunjukkan bahwa terjadi hubungan langsung *Wealth* ke *Income* dan hubungan tidak langsung dari *Wealth* ke *Earns* baru ke *Income*. Sementara itu tidak terjadi hubungan langsung *Saving* ke *Income*, hal ini ditunjukkan oleh nilai probabilitas 0.976 yang jauh di atas 0.05. Namun demikian terjadi hubungan tidak langsung dari *Saving* ke *Earns* baru ke *Income*.

Pada tabel *standardized direct effect* besarnya pengaruh langsung dari *Wealth* ke *Income* 0.195 dan pengaruh langsung dari *Earns* ke *Income* 0.763. Sedangkan pengaruh langsung dari *Wealth* ke *Earns* sebesar 0.561.

Pengaruh langsung *Wealth* ke *Income* = 0.195. Pengaruh Tidak Langsung *Wealth* ke *Earns* lalu ke *Income* = $(0.561)(0.763) = 0.428$ dibandingkan dengan *output* tabel *indirect standardized* dari kolom *Wealth* ke *Income* sebesar 0.428.

Jadi *Total Effect* = Langsung + Tidak Langsung = $0.195 + 0.428 = 0.623$ bandingkan dengan tabel *total effect standardized* dari kolom *Wealth* ke *Income* sebesar 0.623.

Pada kasus *saving* terjadi hubungan langsung antara *Saving* ke *Earns* sebesar 0.350 dan hubungan langsung dari *Earns* ke *Income* sebesar 0.763. Hubungan tidak langsung dari *Saving* ke *Earns* baru ke *Income* sebesar $(0.350)(0.763) = 0.267$.

-
- A Contoh CFA dan Respesifikasi karena Heywood Case.**
B Contoh CFA 1st Order.
C Contoh CFA 2nd Order.
-

A. Contoh CFA dan Respesifikasi karena Heywood Case.

Contoh Analisis faktor konfirmatori berikut ini diambil dari Hair *et.al.* (1998) dalam Ghozali (2008:149) dengan menggunakan data HATCO yang berisi persepsi responden terhadap 14 karakteristik suplier yaitu :

$X_1 = delivery\ speed$	$X_8 = firm\ size$
$X_2 = price\ level$	$X_9 = usage\ value$
$X_3 = price\ flexibility$	$X_{10} = satisfaction\ level$
$X_4 = manufacture\ image$	$X_{11} = spesification\ buying$
$X_5 = overall\ services$	$X_{12} = structure\ of\ procurement$
$X_6 = sales\ force\ image$	$X_{13} = industry\ type$
$X_7 = product\ quality$	$X_{14} = buying\ situation$

Dalam contoh ini hanya akan digunakan 7 karakteristik yaitu $x_1, x_2, x_3, x_4, x_6,$ dan x_7 .

Langkah 1 : Pengembangan Model Secara Teori

Secara teori 7 karakteristik *supplier* dapat dikelompokkan menjadi dua dimensi atau faktor. Faktor pertama terdiri dari empat ukuran yaitu X_1 *delivery speed*, X_2 *price level*, X_3 *price flexibility*, X_7 *product quality*. Faktor kedua terdiri dari dua variabel *image* yaitu X_4 *manufacture image* dan X_6 *sales force image*. Kedua dimensi persepsi *supplier* ini dapat dikelompokkan menjadi *specific strategic action* melawan *affective evaluation*. Jadi model yang dihipotesiskan terdiri dari dua faktor *strategy* dan *image*, dimana setiap set variabel berfungsi sebagai indikator dari konstruk yang berbeda dan kedua faktor ini berkorelasi satu sama lain.

Langkah 2 : Membuat Diagram Jalur Hubungan Kausalitas

Langkah berikutnya adalah membuat diagram jalur hubungan kausalitas antar faktor. Dalam hal ini dua faktor yang dihipotesiskan dianggap sebagai konstruk exogen. Dengan program AMOS gambar diagram jalur akan dibuat dengan langkah sebagai berikut :

Klik icon Amos Graphics..

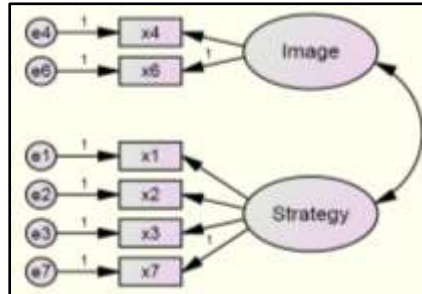
Pada layar kosong gambar variabel laten *strategy* dan *image* beserta variabel indikatornya dengan


tombol 

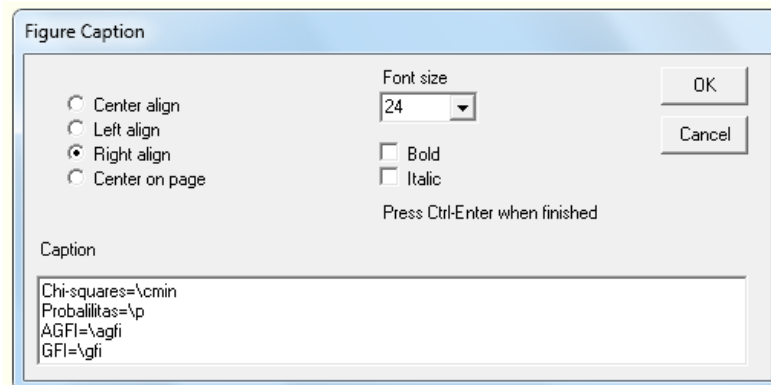
Buatlah hubungan korelasi antara konstruk *strategy* dan *image* dengan tombol



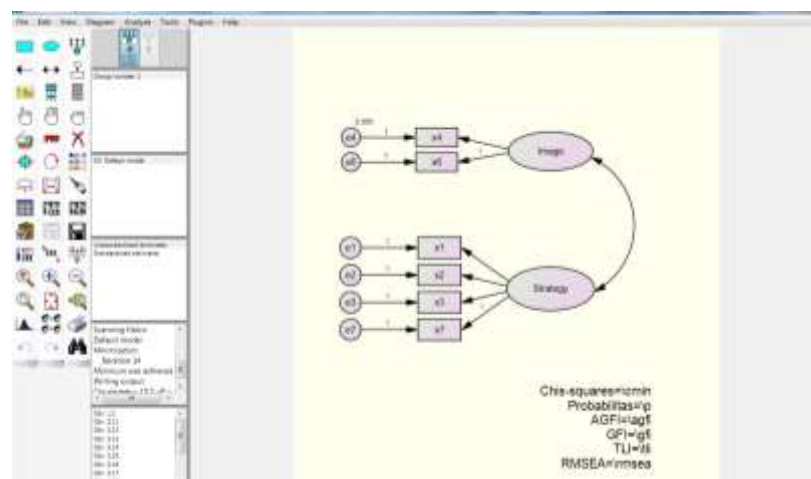
Hasil gambar diagram jalur akan tampak sebagai berikut :



Menampilkan hasil perhitungan model *fit* kedalam layar dapat dilakukan dengan menekan tombol Title  lalu ketik seperti di bawah ini :



Hasil akhir secara keseluruhan akan tampak seperti di bawah ini :



Langkah 3 : Mengubah Diagram Jalur Menjadi Persamaan Struktural dan Model Pengukuran

Oleh karena semua konstruk dalam diagram jalur adalah eksogen, maka kita hanya membuat model pengukuran dan matrik korelasi untuk konstruk eksogen dan indikator. Model pengukuran dapat digambarkan secara sederhana dengan dua model konstruk berikut ini menggambarkan persamaan model pengukuran dengan notasi LISREL.

Tabel 9.1 Model Pengukuran dengan Notasi LISREL.

Indikator		Konstruk		Error
x_1	=	$\lambda_{11}\xi_1$	+	δ_1
x_2	=	$\lambda_{21}\xi_1$	+	δ_2
x_3	=	$\lambda_{31}\xi_1$	+	δ_3
x_7	=	$\lambda_{71}\xi_1$	+	δ_7
x_4	=	$\lambda_{42}\xi_2$	+	δ_4
x_6	=	$\lambda_{62}\xi_2$	+	δ_6

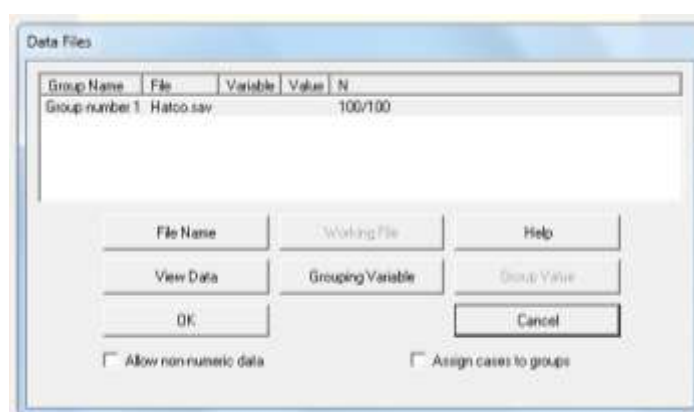
Korelasi antar konstruk eksogen (Φ)

	ξ_1	ξ_1
ξ_1	-	
ξ_2	\hat{O}_{21}	-

Langkah 4 : Memilih Input Matrix dan Mendapatkan Model Estimate

Model persamaan *structural* mengakomodasi input matrix dalam bentuk *covariance* atau korelasi. Untuk analisis faktor konfirmatori kedua jenis input matrix ini dapat digunakan. Namun demikian karena tujuannya adalah mengeksplorasi pola saling hubungan (*interrelationship*), maka input matrix dalam bentuk korelasi yang digunakan. Program AMOS akan mengkonversikan dari data mentah ke bentuk kovarian atau korelasi lebih dahulu sebagai *input* analisis. Langkah analisis dengan program AMOS sebagai berikut :


Klik menu **File** lalu pilih **Data File** akan tampak tampilan sebagai berikut :

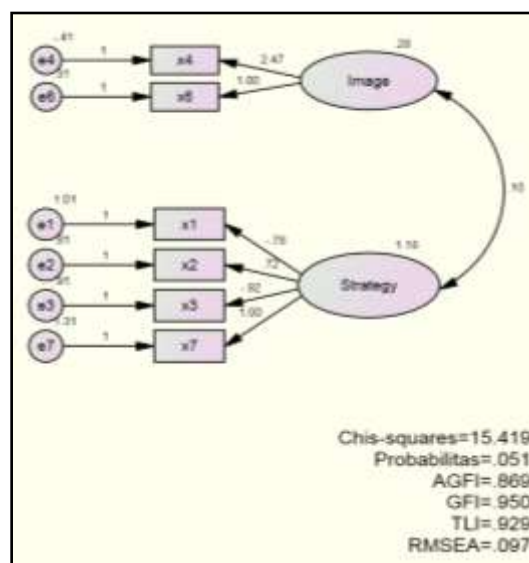


Klik **File Name** dan cari direktori dimana file **Hatco.sav** (data mentah) disimpan lalu *klick Ok*.

Pilih menu **View** lalu pilih **Analysis Properties**. Pilih model *estimation by default* AMOS menggunakan estimasi *Maximum Likelihood* (ML). Estimasi ML menghendaki terpenuhinya asumsi : (1) jumlah sampel besar (*asymptotic*), (2) distribusi dari variabel *observed* normal secara *multivariate*, (3) model yang dihipotesiskan valid dan (4) skala variabel *observed* kontinyu. Langkah berikutnya memilih *output* yang dikehendaki seperti tampak di bawah ini :



Langkah berikutnya pilih menu **Analyze**, lalu pilih **Calculate Estimate** dan AMOS meminta kita memberi nama *file* pekerjaan yang sedang kita analisis (misal kita beri nama Bab9A.amw). Selanjutnya secara otomatis AMOS akan menjalankan perhitungan model estimate. Setelah itu pilih tekan tombol berikut  yaitu anak panah menunjuk ke atas untuk menampilkan hasil *output* analisis di layar dengan hasil seperti dibawah ini :



Langkah 5 : Menilai Identifikasi Model Struktural

Menilai apakah model *just-identified*, *overidentified* atau *underidentified* dapat dilakukan dengan menghitung jumlah data kovarian dan varian dibandingkan dengan jumlah parameter yang akan diestimasi. *Output model summary* dapat digunakan untuk menghitung hal ini :

Variable counts (Group number 1)						
	Number of variables in your model:					14
	Number of observed variables:					6
	Number of unobserved variables:					8
	Number of exogenous variables:					8
	Number of endogenous variables:					6
Parameter summary (Group number 1)						
	Weights	Covariances	Variances	Means	Intercepts	Total
Fixed	8	0	0	0	0	8
Labeled	0	0	0	0	0	0
Unlabeled	4	1	8	0	0	13
Total	12	1	8	0	0	21

Dengan jumlah sampel $n = 100$, jumlah data kovarian dan varian dapat dihitung dengan rumus $p(p+1)/2 = 6(6+1)/2 = 21$ sedangkan jumlah parameter yang akan diestimasi 13 maka besarnya *degree of freedom* $= 21 - 13 = 8$ jadi model ini *overidentified*.

Seperti telah dijelaskan bahwa estimasi dengan *maximum likelihood* menghendaki variabel *observed* harus memenuhi normalitas *multivariate*, berikut ini disajikan hasil uji normalitas :

Assessment of normality (Group number 1)						
Variable	min	max	skew	c.r.	kurtosis	c.r.
x4	2.500	8.200	.215	.876	.021	.043
x6	1.100	4.600	.486	1.984	.042	.086
x1	.000	6.100	-.084	-.343	-.545	-1.113
x2	.200	5.400	.462	1.887	-.544	-1.110
x3	5.000	10.000	-.285	-1.162	-1.080	-2.204
x7	3.700	10.000	-.226	-.921	-.867	-1.770
Multivariate					-3.888	-1.984

Pada kolom **c.r.** untuk *multivariate* nilainya adalah **-1,984** jauh dibawah nilai $\pm 2,58$ pada tingkat signifikansi 1% oleh karena itu dapat dikatakan tidak terdapat bukti bahwa distribusi data variabel *observed* tidak normal (atau terbukti bahwa data berdistribusi normal).

Langkah 6 : Menilai Kriteria Goodness-of-Fit

Menilai *goodness-of-fit* merupakan tujuan utama dalam persamaan struktural yaitu ingin mengetahui sampai seberapa jauh model yang dihipotesiskan "*fit*" atau cocok dengan sampel data. Jika didapat *goodness-of-fit* yang jelek, langkah selanjutnya adalah mendeteksi sumber penyebab "*mis-fit*" dalam model hal ini dapat dilihat dari (a) kelayakan dari *parameter estimate*, (b) kesesuaian nilai *standard errors*, dan (c) signifikansi statistik dari *parameter estimate*.

Kelayakan Parameter Estimate.

Langkah awal dalam menilai *fit* terhadap parameter individu dalam model adalah menentukan kelayakan nilai estimasi. Nilai estimasi parameter harus memberikan tanda (besaran *sign* and *size*) yang benar dan konsisten dengan teori yang ada. Jika ada nilai estimasi yang tidak memenuhi kriteria ini menunjukkan indikasi bahwa model mungkin salah atau *matrix input* tidak cukup memberikan informasi. Beberapa indikasi ini dapat dilihat jika ada **nilai korelasi > 1,00** ; **nilai varian negatif** dan **matrix kovarian** atau **korelasi tidak *definit positive* (*not definite positive*)**.

Kesesuaian Nilai *Standard Errors*.

Indikator lain yang menunjukkan *poor model fit* adalah adanya *nilai standard error* yang **secara ekstrim besar atau kecil**. Sebagai misal jika *standard error* mendekati nol maka uji statistik untuk parameter tidak dapat didefinisikan, begitu juga dengan nilai *standard error* yang secara ekstrim besar, maka parameter tidak dapat ditentukan.

Hasil *output* estimasi parameter oleh AMOS 22.00 dari kasus **Hatco** seperti di bawah ini :

Scalar Estimates (Group number 1 - Default model)

Maximum Likelihood Estimates

Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
x7	<---	Strategy	1.000				
x3	<---	Strategy	-.916	.182	-5.032	***	par_1
x2	<---	Strategy	.716	.140	5.105	***	par_2
x1	<---	Strategy	-.779	.154	-5.048	***	par_3
x6	<---	Image	1.000				
x4	<---	Image	2.467	1.535	1.607	.108	par_4

Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate
x7	<---	Strategy	.689
x3	<---	Strategy	-.722
x2	<---	Strategy	.654
x1	<---	Strategy	-.644
x6	<---	Image	.685
x4	<---	Image	1.151

Variances: (Group number 1 - Default model)

	Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Strategy	1.180	.355	3.323	***	par_6
Image	.276	.183	1.505	.132	par_7
e7	1.308	.265	4.939	***	par_8
e3	.912	.199	4.574	***	par_9
e2	.811	.151	5.360	***	par_10
e1	1.011	.186	5.438	***	par_11
e6	.312	.175	1.788	.074	par_12
e4	-.412	1.031	-.400	.689	par_13

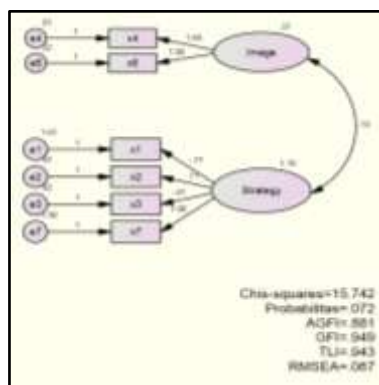
Standardized regression weight untuk variabel indikator X_4 bernilai lebih besar dari 1 (satu) sehingga menghasilkan nilai *variance* $e_4 = -0.412$ (negatif). **Adanya nilai varian yang negatif** disebut dengan **Heywood case**. **Heywood case dapat disebabkan karena** spesifikasi model yang salah, adanya *outlier* data, kecilnya *sample size* (< 100 atau < 150) hanya dengan dua indikator per variabel latent, adanya korelasi populasi mendekati 1 atau 0 (menyebabkan *underidentifikasi*), dan atau *bad starting value* pada estimasi *maximum likelihood*. **Model final harus tidak boleh mengandung Heywood case.**

Cara menghilangkan *Heywood case* adalah dengan menghapuskan indikator dari model atau membuat konstrain model dengan memberikan nilai positif kecil untuk *error term* tertentu. Cara lainnya adalah dengan menghapuskan data *outlier*, membuat transformasi data *nonlier*, memastikan bahwa paling tidak ada 3 indikator per variabel latent, mengumpulkan tambahan sampel, atau dapat juga mengganti model estimasi dari *maximum likelihood* menjadi *Generalized Least Squares* (GLS) atau *Ordinary Least Squares* (OLS).

Dalam kasus Hatco adanya nilai *variance* negatif pada (e_4) akan kita konstrain dengan memberikan nilai positif kecil yaitu 0.05 atau bisa juga 0,005 dengan cara **menaruh kursor pada e_4** lalu **klik kanan mouse**, pilih **Object Properties** dan pada kotak *variance* berikan nilai positif kecil 0.05 atau 0,005.



Lalu kita **run** dengan pilih menu **Analyze** dan pilih **Calculate Estimate** hasil akan berubah seperti di bawah ini :



Hasil revisi model memberikan *overall model fit* yang lebih baik di dibandingkan model awal, berikut hasil perbandingan *overall model fit*.

	Model awal	Model revisi
Chi-square	15.419	15.742
Df	15	15
Probabilitas	0.051	0.072
GFI	0.869	0.881
AGFI	0.950	0.949
TLI	0.929	0.943
RMSEA	0.097	0.087

Hasil output model estimasi setelah revisi model sebagai berikut :

Scalar Estimates (Group number 1 - Default model)

Maximum Likelihood Estimates

Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

		Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
x7 <---	Strategy	1.000				
x3 <---	Strategy	-.908	.180	-5.045	***	par_1
x2 <---	Strategy	.712	.139	5.113	***	par_2
x1 <---	Strategy	-.774	.153	-5.057	***	par_3
x6 <---	Image	1.000				
x4 <---	Image	1.855	.146	12.743	***	par_4

Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

		Estimate
x7 <---	Strategy	.692
x3 <---	Strategy	-.718
x2 <---	Strategy	.654
x1 <---	Strategy	-.643
x6 <---	Image	.790
x4 <---	Image	.998

Covariances: (Group number 1 - Default model)

		Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Strategy <-->	Image	.133	.082	1.633	.102	par_5

Correlations: (Group number 1 - Default model)

		Estimate
Strategy <-->	Image	.202

Variances: (Group number 1 - Default model)

	Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Strategy	1.192	.356	3.348	***	par_6
Image	.367	.078	4.731	***	par_7
e4	.005				
e7	1.295	.264	4.909	***	par_8
e3	.921	.199	4.615	***	par_9
e2	.811	.151	5.359	***	par_10
e1	1.012	.186	5.440	***	par_11
e6	.221	.032	6.990	***	par_12

Squared Multiple Correlations: (Group number 1 - Default model)

	Estimate
x4	.996
x6	.624
x1	.414
x2	.427
x3	.516
x7	.479

Pengukuran model fit

Oleh karena *overall model fit* kita terima, maka setiap konstruk dapat **dievaluasi** secara terpisah dengan (1) **melihat signifikansi indikator loading** dan (2) **menilai reliabilitas konstruk dan variance extracted**. Pertama dengan melihat hasil nilai **c.r.** untuk setiap *loading* menunjukkan bahwa setiap variabel nilainya lebih besar dari nilai kritisnya untuk tingkat signifikansi 0,05 (nilai kritis = 1,96) dan tingkat signifikansi 0,01 (nilai kritis = 2,576) maka dapat disimpulkan bahwa semua variabel secara signifikan berhubungan dengan konstruk *image* dan konstruk *strategy*.

Nilai *convergent validity* konstruk *Image* memiliki nilai *loading factor standar* (lihat *output Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)*) di atas 0,70 sehingga memenuhi kriteria indikator valid, namun untuk konstruk *Strategy* hanya satu indikator X_3 yang nilainya di atas 0,70 sedangkan lainnya sekitar 0,60 – 0,70.

Diperlukan estimasi pengukuran *reliabilitas* dan *variance extracted* setiap konstruk untuk menilai apakah indikator-indikator tersebut cukup dapat menggambarkan konstraknya. Reliabilitas konstruk dan *variance extracted* dihitung dengan rumus sebagai berikut :

Perhitungan Reliabilitas Konstruk :

$$\text{Reliabilitas konstruk} = \frac{(\text{Jumlah dari standard loading})^2}{(\text{Jumlah dari standard loading})^2 + \text{jumlah kesalahan pengukuran}}$$

Jumlah *standard loading* :

$$\text{Konstruk strategy} = 0.643 + 0.654 + 0.718 + 0.692 = 2.707$$

$$\text{Konstruk Image} = 0.997 + 0.790 = 1.787$$

Jumlah kesalahan pengukuran (*measurement error*) :

$$\text{Kesalahan pengukuran} = 1 - (\text{standard loading})^2$$

$$\text{Konstruk strategy} = 0.585 + 0.573 + 0.484 + 0.521 = 2.164$$

$$\text{Konstruk Image} = 0.005 + 0.376 = 0.381$$

$$\text{Reliabilitas Konstruk Strategy} = \frac{(2.707)^2}{(2.707)^2 + 2.164} = 0.772$$

$$\text{Reliabilitas Konstruk Image} = \frac{(1.787)^2}{(1.787)^2 + 0.381} = 0.893$$

Perhitungan *Variance Extracted* :

$$\text{Variance Extracted} = \frac{\text{Jumlah kwadrat } standard \text{ loading}}{\text{Jumlah kwadrat } standard \text{ loading} + \text{jumlah kesalahan pengukuran}}$$

Jumlah kwadrat *standard loading* :

$$\text{Konstruk } strategy = 0.643^2 + 0.654^2 + 0.718^2 + 0.692^2 = 1.836$$

$$\text{Konstruk } Image = 0.997^2 + 0.790^2 = 1.618$$

$$\text{VE Konstruk } Strategy = \frac{1.836}{1.836 + 2.164} = 0.459$$

$$\text{VE Konstruk } Image = \frac{1.618}{1.618 + 0.381} = 0.809$$

Untuk tujuan perhitungan reliabilitas konstruk tanda (*negative/positif*) pada *loading* dapat diabaikan. Kedua konstruk menghasilkan nilai *reliabilitas konstruk* di atas yang di rekomendasikan $\geq 0,70$. Untuk *variance extracted* konstruk *Strategy* nilainya sebesar 0,459 di bawah yang direkomendasikan $\geq 0,5$ tetapi untuk konstruk *Image* sebesar 0,809 di atas nilai yang direkomendasikan.

Discriminant Validity :

Nilai akar kuadrat AVE untuk konstruk :

$$Strategy = \sqrt{0.459} = 0.677$$

$$Image = \sqrt{0.809} = 0.899$$

Bandingkan dengan nilai korelasi antar konstruk di bawah ini :

Correlations: (Group number 1 - Default model)

	Estimate
Strategy <--> Image	.202

Jadi dapat disimpulkan bahwa kedua konstruk memiliki nilai *discriminant validity* yang tinggi karena nilai akar kuadrat AVE *Strategy* maupun *Image* nilainya di atas nilai korelasi antar konstruk tersebut 0,202.

B. Contoh CFA 1st Order.

Berikut ini diberikan contoh CFA 1st Order yang diambilkan dari salah satu hasil penelitian mahasiswa yang dibimbing oleh penulis dengan jumlah sampel 100. Variabel penelitian terdiri dari

dua konstruk eksogen dan dua konstruk endogen. Variabel kepemimpinan dan kompensasi merupakan konstruk eksogen, sedangkan variabel motivasi kerja dan kinerja merupakan konstruk endogen.

Untuk menguji apakah konstruk kepemimpinan dan kompensasi merupakan konstruk *unidimensional* yang di definisikan oleh indikator-indikator KP1-KP6 dan KO1-KO4 digunakan analisis konfirmatori (CFA). Pengujian CFA merujuk pada kriteria model *fit* yang terdapat pada tabel *Goodness Of Fit Index* berikut :

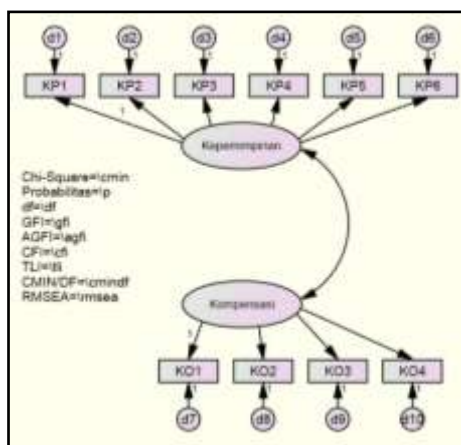
Tabel 9.2. Goodness Of Fit Index.

No	Goodness Of Fit Index	Cut off Value (Nilai Batas)	Kriteria
1.	DF	> 0	Over Identified
2.	Chi-Square	< $\alpha \cdot df$	Good Fit
	Probability	> 0,05	
3.	CMIN/DF	< 2	Good Fit
4.	GFI	$\geq 0,90$	Good Fit
5.	AGFI	$\geq 0,90$	Good Fit
6.	CFI	$\geq 0,90$	Good Fit
7.	TLI atau NNFI	$\geq 0,90$	Good Fit
8.	NFI	$\geq 0,90$	Good Fit
9.	IFI	$\geq 0,90$	Good Fit
10.	RMSEA	$\leq 0,08$	Good Fit
11.	RMR	$\leq 0,05$	Good Fit

Sumber : Ghazali (2008) dan Wijanto (2008).

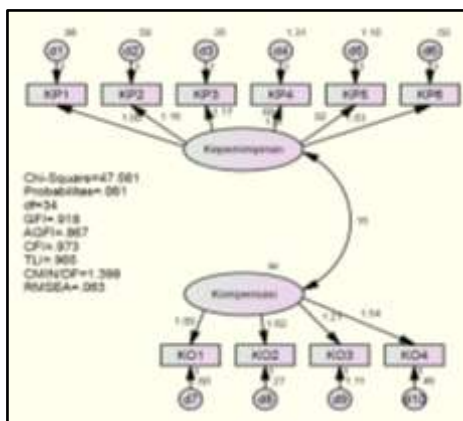
Analisis konfirmatori dalam contoh ini hanya dilakukan antar konstruk eksogen saja (variabel kepemimpinan dan kompensasi). Adapun Indikator kepemimpinan terdiri dari 6 indikator (KP1-KP6) sedangkan *Attitude* terdiri dari 4 indikator (KO1-KO4).

Secara grafis dua konstruk eksogen dalam contoh ini dibuat dengan cara sebagaimana telah dibahas pada Bab 7 dalam buku ini. Adapun hasil pembuatan diagram jalur kedua konstruk eksogen dalam contoh ini tampak dalam gambar berikut :

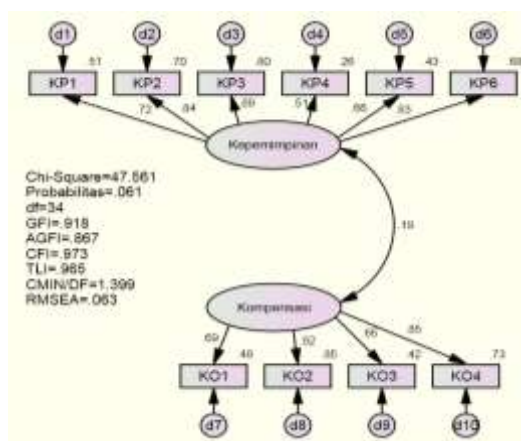


Gambar 9.1. Diagram CFA 1st Order Konstruk Eksogen.

Dengan menggunakan data *survey* dengan jumlah sampel 100 seperti pada *file* data_bab9B dalam CD Kerja, model ini akan diestimasi oleh AMOS 22.00. Adapun *out put* hasil *Run Out* Amos 22.00 tampak pada gambar di bawah :



Gambar 9.2. Diagram CFA 1st Order Konstruk Eksogen (*Unstandardized*).



Gambar 9.3. Diagram CFA 1st Order Konstruk Eksogen (*Standardized*).

Scalar Estimates (Group number 1 - Default model)

Maximum Likelihood Estimates

Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

		Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
KP1	<--- Kepemimpinan	1.000				
KP2	<--- Kepemimpinan	1.156	.145	7.995	***	par_1
KP3	<--- Kepemimpinan	1.172	.139	8.399	***	par_2
KP4	<--- Kepemimpinan	.683	.140	4.883	***	par_3
KP5	<--- Kepemimpinan	.916	.145	6.330	***	par_4
KP6	<--- Kepemimpinan	1.028	.133	7.727	***	par_5
KO3	<--- Kompensasi	1.206	.198	6.101	***	par_6
KO2	<--- Kompensasi	1.622	.205	7.927	***	par_7
KO1	<--- Kompensasi	1.000				
KO4	<--- Kompensasi	1.543	.201	7.659	***	par_8

Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

	Estimate
KP1 <--- Kepemimpinan	.716
KP2 <--- Kepemimpinan	.836
KP3 <--- Kepemimpinan	.894
KP4 <--- Kepemimpinan	.513
KP5 <--- Kepemimpinan	.659
KP6 <--- Kepemimpinan	.826
KO3 <--- Kompensasi	.652
KO2 <--- Kompensasi	.920
KO1 <--- Kompensasi	.694
KO4 <--- Kompensasi	.854

Covariances: (Group number 1 - Default model)

	Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Kepemimpinan <--> Kompensasi	.145	.087	1.659	.097	par_9

Correlations: (Group number 1 - Default model)

	Estimate
Kepemimpinan <--> Kompensasi	.193

Variances: (Group number 1 - Default model)

	Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Kepemimpinan	1.006	.253	3.977	***	par_10
Kompensasi	.561	.148	3.790	***	par_11
d1	.956	.152	6.283	***	par_12
d2	.579	.109	5.309	***	par_13
d3	.347	.082	4.226	***	par_14
d4	1.311	.193	6.791	***	par_15
d5	1.098	.169	6.496	***	par_16
d6	.496	.090	5.545	***	par_17
d9	1.105	.173	6.392	***	par_18
d8	.266	.095	2.802	.005	par_19
d7	.602	.096	6.269	***	par_20
d10	.495	.104	4.753	***	par_21

Squared Multiple Correlations: (Group number 1 - Default model)

	Estimate
KO4	.730
KO1	.482
KO2	.847
KO3	.424
KP6	.682
KP5	.435
KP4	.264
KP3	.799
KP2	.699
KP1	.513

Diagram *CFA 1st Order Konstruk Eksogen (Unstandardized)* merupakan diagram yang berisi faktor *loading* yang belum ter-standarisasi atau merupakan koefisien regresi. Faktor *loading* ini juga dapat dilihat dari *output* AMOS 22.00 pada *Regression Weights: (Group number 1 - Default model)*. Diagram *CFA 1st Order Konstruk Eksogen (Standardized)* merupakan diagram yang berisi faktor *loading* yang sudah terstandarisasi. Faktor *loading standard* ini juga dapat dilihat dari *output* AMOS 22.00 pada *Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)*.

Berdasarkan **Gambar 9.3.** di atas menunjukkan bahwa pada Model CFA 1st Order Konstruk Eksogen tidak terdapat nilai varian negatif yang dapat juga dilihat dari *output* AMOS 22.00 pada *Variances: (Group number 1 - Default model)* sehingga dapat dilanjutkan pada uji signifikansi terhadap indikator dari konstruk dan uji validitas konstruk.

Berdasarkan *output* AMOS 22.00 pada *Regression Weights: (Group number 1 - Default model)* di atas dapat diketahui bahwa indikator dari konstruk eksogen seluruhnya signifikan (nilai $P < 0,05$ atau terdapat tanda ***) oleh karena itu **tidak ada** indikator yang di-drop (dibuang). Sedangkan dari *output* AMOS 22.00 pada *Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)* di atas dapat diketahui bahwa indikator dari konstruk eksogen seluruhnya valid karena memiliki nilai *faktor loading standard* $\geq 0,5$ (Igbaria *et.al.* dalam Wijanto, 2008:65 dan Ghazali, 2008a:135). Dengan demikian tidak ada indikator yang di-drop (dibuang) dari analisis selanjutnya.

Selanjutnya dilakukan pengujian terhadap kelayakan model CFA. Dari diagram pada **Gambar 9.2.** maupun **Gambar 9.3.** di atas dapat terlihat bahwa model *CFA 1st Order Konstruk Eksogen* memiliki *goodness of fit* yang baik, karena nilai probabilitas dari *Chi-Square* lebih besar dari 0,05 yaitu sebesar 0,06. Demikian juga dengan nilai-nilai DF, GFI, CFI, CMIN/DF, dan RMSEA telah memenuhi nilai yang direkomendasikan (lihat Tabel 9.2. *Goodness Of Fit Index*). Hanya nilai AGFI yang *marginal fit* karena sedikit dibawah 0,9 tetapi masih diatas 0,8. Hasil pengujian Model CFA 1st Order Konstruk Eksogen diringkas dalam tabel berikut :

Tabel 9.3. Hasil Pengujian Model CFA 1st Order Konstruk Eksogen.

No	Goodness – Of – Fit Index	Cut off Value (Nilai Batas)	Hasil	Kriteria
1	χ^2 - Chi Square	< 48,602	47,561	Good Fit
2	Significance probability	$\geq 0,05$	0,061	
3	DF	> 0	34	Over Identified
4	GFI	$\geq 0,90$	0,918	Good Fit
5	AGFI	$\geq 0,90$	0,867	Marginal Fit
6	CFI	$\geq 0,95$	0,973	Good Fit
7	TLI	$\geq 0,95$	0,965	Good Fit
8	CMIN/DF	$\leq 2,0$	1,399	Good Fit
9	RMSEA	$\leq 0,08$	0,063	Good Fit

Sumber : Data diolah dengan dengan Amos 22.00.

Dari Tabel 9.3. di atas dapat disimpulkan bahwa secara keseluruhan model *CFA 1st Order Konstruk Eksogen* merupakan *Fit Model* dari konstruk eksogen yang dapat diterima.

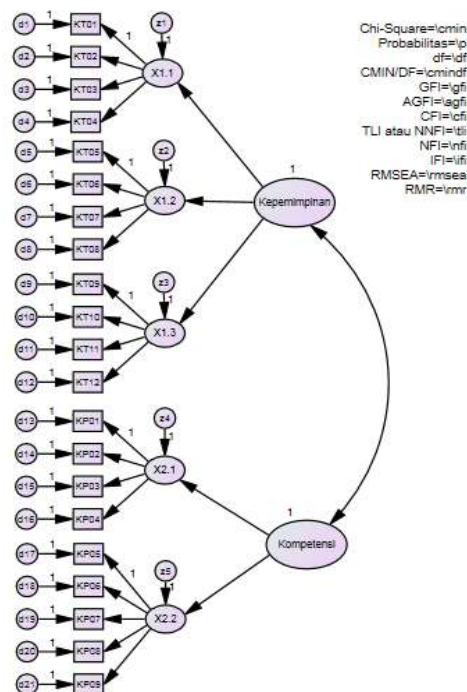
C. Contoh CFA 2nd Order.

Berikut ini diberikan contoh CFA 2nd Order yang diambilkan dari salah satu hasil penelitian mahasiswa yang dibimbing oleh penulis dengan jumlah sampel 255 dengan judul : *Pengaruh Kepemimpinan Transformasional dan Kompetensi Profesional Terhadap Motivasi Kerja Serta Implikasinya pada Kinerja Guru pada Sekolah Menengah Atas di Kota 'S'*.

Variabel penelitian terdiri dari dua konstruk eksogen dan dua konstruk endogen. Variabel Kepemimpinan transformasional dan Kompetensi profesional merupakan konstruk eksogen, sedangkan variabel Motivasi kerja dan Kinerja guru merupakan konstruk endogen.

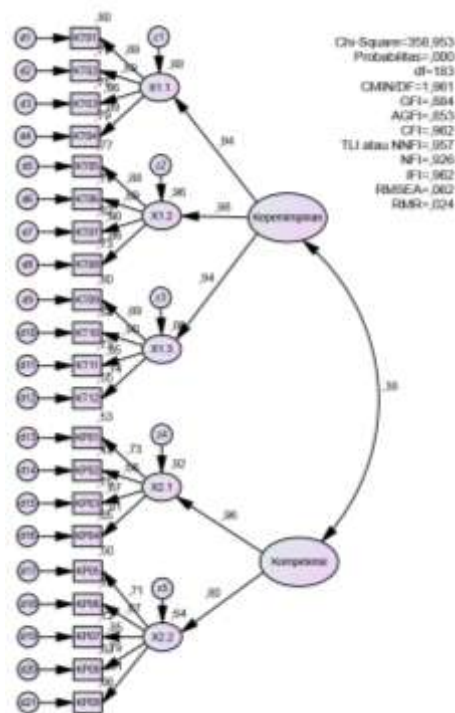
Untuk menguji apakah konstruk Kepemimpinan transformasional dan Kompetensi profesional merupakan konstruk *unidimensional* yang definisikan oleh dimensi dan indikator-nya digunakan analisis konfirmatori *second order* (CFA 2nd Order). Pengujian CFA 2nd Order merujuk pada kriteria model *fit* yang terdapat pada **Tabel 9.2. Goodness Of Fit Index** di atas.

Analisis konfirmatori *second order* dalam contoh ini hanya dilakukan antar konstruk Eksogen saja (variabel kepemimpinan transformasional dan kompetensi profesional). Secara grafis dua konstruk eksogen tersebut dibuat dengan cara sebagaimana telah dibahas pada Bab 7 dalam buku ini (lihat Sub Bab C poin 2). Adapun hasil pembuatan diagram jalur kedua konstruk eksogen ini tampak dalam gambar berikut :



Gambar 9.4. Model Awal CFA 2nd Order Konstruk Eksogen

Dengan menggunakan data *survey* dengan jumlah sampel 255 seperti pada *file data_bab9C* dalam CD Kerja, model ini akan diestimasi oleh AMOS 22.00. Adapun *out put* hasil *Run Out* Amos 22.00 tampak pada **Gambar 9.5.** di bawah :



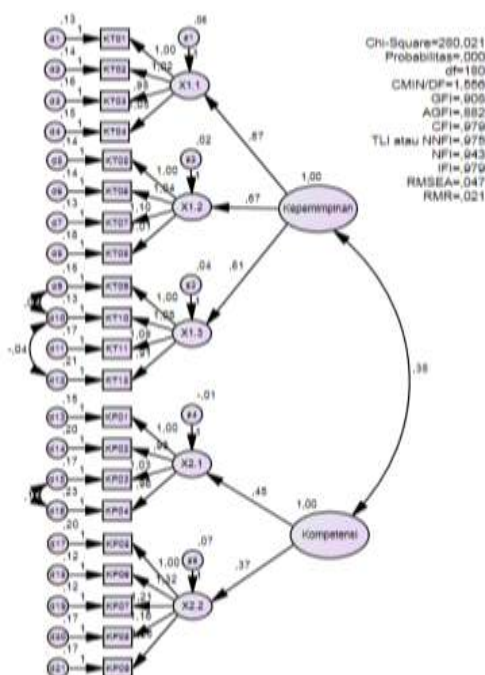
Gambar 9.5. Model_1 CFA 2nd Order Konstruk Eksogen (*Unstandardized*)

Tabel 9.4. Standardized Regression Weights Model CFA 1st Order Konstruk Eksogen.

	Estimate
X1.1 <--- Kepemimpinan	,937
X1.2 <--- Kepemimpinan	,979
X1.3 <--- Kepemimpinan	,937
X2.1 <--- Kompetensi	,961
X2.2 <--- Kompetensi	,802
KT04 <--- X1.1	,889
KT03 <--- X1.1	,864
KT02 <--- X1.1	,891
KT01 <--- X1.1	,894
KT05 <--- X1.2	,878
KT06 <--- X1.2	,888
KT07 <--- X1.2	,903
KT08 <--- X1.2	,856
KT09 <--- X1.3	,895
KT10 <--- X1.3	,905
KT11 <--- X1.3	,855
KT12 <--- X1.3	,744
KP04 <--- X2.1	,808
KP03 <--- X2.1	,866
KP02 <--- X2.1	,659
KP01 <--- X2.1	,728
KP05 <--- X2.2	,706

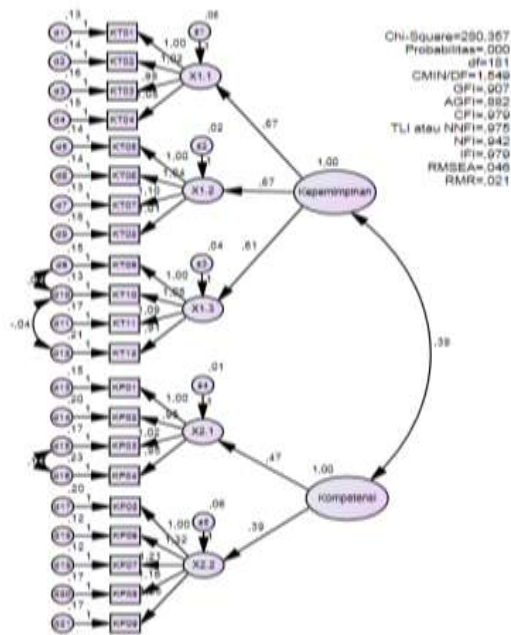
	Estimate
KP06 <--- X2.2	,868
KP07 <--- X2.2	,847
KP08 <--- X2.2	,794
KP09 <--- X2.2	,814

Diagram jalur dalam Model_1 CFA 2nd Order Konstruksi Eksogen sudah tidak terdapat varian negatif dan nilai *loading faktor* juga di atas 0.5, sehingga langkah selanjutnya adalah melakukan repesifikasi model dengan *Modifikasi Indices* (MI), sehingga diperoleh Model_2 CFA 2nd Order Konstruksi Eksogen berikut :



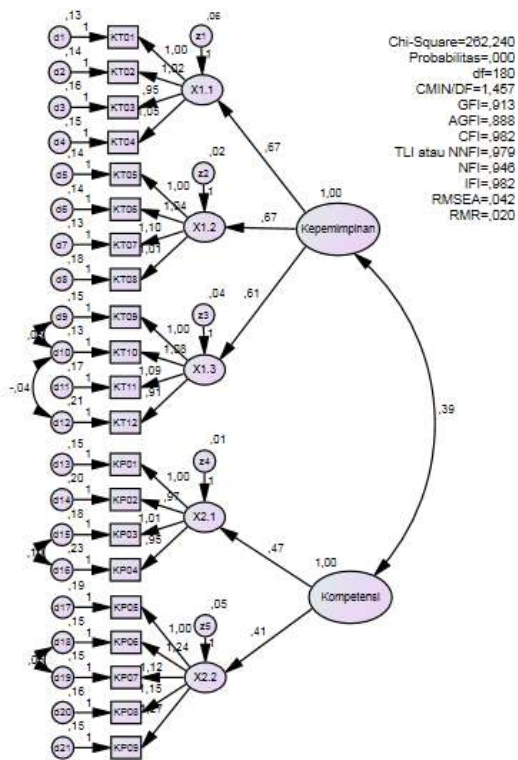
Gambar 9.6. Model_2 CFA 2nd Order Konstruksi Eksogen (*Unstandardized*)

Gambar 9.6 di atas menunjukkan bahwa pada Model_2 CFA 2nd Order Konstruksi Eksogen masih memiliki varian negatif ($z4 = -0,009$ dibulatkan menjadi $-0,01$) oleh karena itu varian $z4$ harus diberikan nilai positif yang kecil (sebesar 0,01) sehingga diperoleh Model_3 CFA 2nd Order Konstruksi Eksogen sebagai berikut:



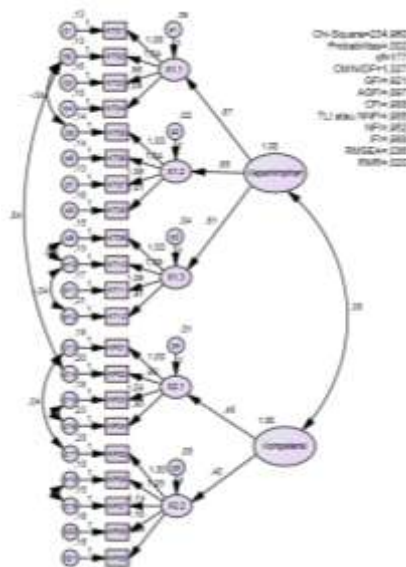
Gambar 9.7. Model_3 CFA 2nd Order Konstruk Eksogen (*Unstandardized*)

Gambar 9.7 menunjukkan bahwa Model_3 CFA 2nd Konstruk Eksogen tidak lagi memiliki varian yang negatif. Dengan demikian dapat dilanjutkan dengan melakukan Modification Indices (MI) dengan menghubungkan antara covariance yang mempunyai nilai terbesar. Sehingga diperoleh Model_4 CFA 2nd Order Konstruk Eksogen sebagai berikut:



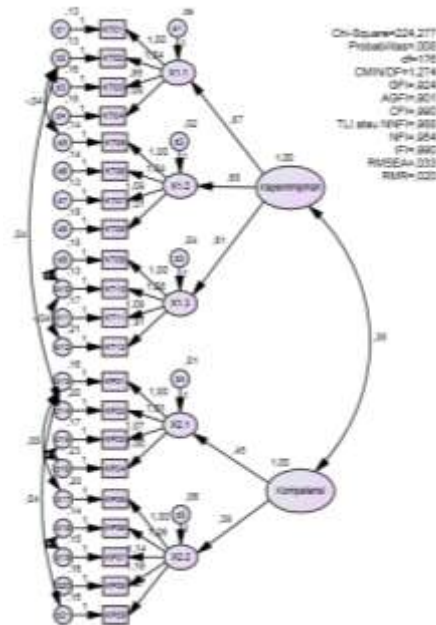
Gambar 9.8. Model_4 CFA 2nd Order Konstruk Eksogen (*Unstandardized*)

Gambar 9.8 menunjukkan bahwa Model_4 CFA 2nd Konstruk Eksogen sudah tidak memiliki variance yang negatif dan dilanjutkan dengan melakukan *Modification Indices* (MI) dengan menghubungkan antara covariance yang mempunyai nilai terbesar. Sehingga diperoleh Model_5 CFA 2nd Order Konstruk Eksogen sebagai berikut:



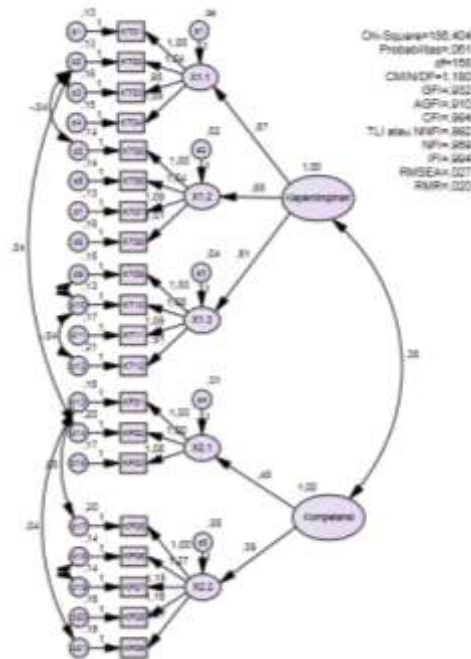
Gambar 9.9. Model_5 CFA 2nd Order Konstruk Eksogen (*Unstandardized*)

Gambar 9.9 menunjukkan bahwa Model_5 CFA 2nd Konstruksi Eksogen sudah tidak memiliki variance yang negatif *Goodness of Fit index* juga semakin baik sehingga langkah selanjutnya adalah masih melakukan *Modification Indices* (MI) dengan menghubungkan antara covariance yang mempunyai nilai terbesar. Sehingga diperoleh Model_6 CFA 2nd Order Konstruksi Eksogen sebagai berikut:



Gambar 9.10. Model_6 CFA 2nd Order Konstruksi Eksogen (*Unstandardized*)

Gambar 9.10 masih menunjukkan bahwa Model_6 CFA 2nd Konstruksi Eksogen sudah tidak memiliki variance yang negatif *Goodness of Fit index* juga semakin baik kemudian langkah selanjutnya adalah melakukan *Modification Indices* (MI). Sehingga diperoleh Model_7 CFA 2nd Order Konstruksi Eksogen sebagai berikut:



Gambar 9.11. Model_7 CFA 2nd Order Konstruksi Eksogen (*Unstandardized*)

Gambar 9.11 menunjukkan bahwa Model_7 CFA 2nd Konstruksi Eksogen tidak lagi memiliki varian yang negative dan *Goodness Of Fit* juga sudah memenuhi kriteria. Dengan demikian dapat dilanjutkan dengan pengujian signifikansi terhadap dimensi dan indikator yang merefleksikan konstruksi serta uji validitas konstruksi.

Scalar Estimates (Group number 1 - Default model)

Maximum Likelihood Estimates

Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

		Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
X1.1	<--- Kepemimpinan	,668	,040	16,549	***	par_10
X1.2	<--- Kepemimpinan	,678	,040	16,991	***	par_11
X1.3	<--- Kepemimpinan	,611	,039	15,613	***	par_12
X2.1	<--- Kompetensi	,456	,036	12,788	***	par_18
X2.2	<--- Kompetensi	,386	,037	10,422	***	par_19
KT04	<--- X1.1	1,050	,050	21,190	***	par_1
KT03	<--- X1.1	,952	,048	19,941	***	par_2
KT02	<--- X1.1	1,038	,047	21,918	***	par_3
KT01	<--- X1.1	1,000				
KT05	<--- X1.2	1,000				
KT06	<--- X1.2	1,035	,050	20,707	***	par_4
KT07	<--- X1.2	1,093	,052	21,084	***	par_5
KT08	<--- X1.2	1,007	,053	18,889	***	par_6
KT09	<--- X1.3	1,000				
KT10	<--- X1.3	1,080	,046	23,256	***	par_7
KT11	<--- X1.3	1,086	,061	17,841	***	par_8
KT12	<--- X1.3	,906	,061	14,941	***	par_9
KP03	<--- X2.1	1,056	,090	11,738	***	par_13
KP02	<--- X2.1	,997	,092	10,820	***	par_14
KP01	<--- X2.1	1,000				
KP05	<--- X2.2	1,000				
KP06	<--- X2.2	1,266	,100	12,676	***	par_15

			Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
KP07	<---	X2.2	1,148	,095	12,064	***	par_16
KP08	<---	X2.2	1,163	,096	12,166	***	par_17
KP09	<---	X2.2	1,274	,102	12,467	***	par_20

Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate
X1.1	<---	Kepemimpinan	,940
X1.2	<---	Kepemimpinan	,980
X1.3	<---	Kepemimpinan	,950
X2.1	<---	Kompetensi	,977
X2.2	<---	Kompetensi	,835
KT04	<---	X1.1	,887
KT03	<---	X1.1	,864
KT02	<---	X1.1	,897
KT01	<---	X1.1	,894
KT05	<---	X1.2	,881
KT06	<---	X1.2	,888
KT07	<---	X1.2	,900
KT08	<---	X1.2	,854
KT09	<---	X1.3	,856
KT10	<---	X1.3	,886
KT11	<---	X1.3	,861
KT12	<---	X1.3	,783
KP03	<---	X2.1	,770
KP02	<---	X2.1	,724
KP01	<---	X2.1	,764
KP05	<---	X2.2	,719
KP06	<---	X2.2	,841
KP07	<---	X2.2	,813
KP08	<---	X2.2	,806
KP09	<---	X2.2	,826

Covariances: (Group number 1 - Default model)

			Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Kepemimpinan	<-->	Kompetensi	,384	,062	6,206	***	par_21
d10	<-->	d12	-,040	,013	-3,190	,001	par_22
d9	<-->	d10	,049	,015	3,271	,001	par_23
d18	<-->	d19	,043	,014	3,114	,002	par_24
d2	<-->	d5	-,036	,010	-3,393	***	par_25
d2	<-->	d14	,037	,013	2,942	,003	par_26
d13	<-->	d17	,046	,013	3,445	***	par_27
d13	<-->	d21	,043	,013	3,307	***	par_28

Correlations: (Group number 1 - Default model)

			Estimate
Kepemimpinan	<-->	Kompetensi	,384
d10	<-->	d12	-,240
d9	<-->	d10	,346
d18	<-->	d19	,301
d2	<-->	d5	-,262
d2	<-->	d14	,230
d13	<-->	d17	,262
d13	<-->	d21	,272

Variances: (Group number 1 - Default model)

	Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Kepemimpinan	1,000				
Kompetensi	1,000				
z4	,010				
z1	,059	,013	4,618	***	par_29
z2	,019	,010	1,811	,070	par_30

	Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
z3	,040	,011	3,539	***	par_31
z5	,065	,014	4,677	***	par_32
d4	,151	,017	9,133	***	par_33
d3	,156	,016	9,596	***	par_34
d2	,133	,015	8,779	***	par_35
d1	,127	,014	8,974	***	par_36
d5	,138	,015	9,266	***	par_37
d6	,137	,015	9,070	***	par_38
d7	,133	,015	8,805	***	par_39
d8	,180	,018	9,792	***	par_40
d9	,150	,017	8,665	***	par_41
d10	,132	,018	7,244	***	par_42
d11	,170	,019	9,080	***	par_43
d12	,214	,022	9,789	***	par_44
d15	,167	,021	8,004	***	par_45
d14	,197	,022	8,757	***	par_46
d13	,155	,019	8,182	***	par_47
d17	,200	,020	9,915	***	par_48
d18	,142	,018	7,912	***	par_49
d19	,145	,017	8,436	***	par_50
d20	,156	,017	8,962	***	par_51
d21	,162	,019	8,598	***	par_52

Squared Multiple Correlations: (Group number 1 - Default model)

	Estimate
X2.2	,697
X2.1	,954
X1.3	,903
X1.2	,960
X1.1	,884
KP09	,682
KP08	,650
KP07	,661
KP06	,707
KP05	,517
KP01	,584
KP02	,524
KP03	,593
KT12	,613
KT11	,741
KT10	,785
KT09	,733
KT08	,730
KT07	,811
KT06	,789
KT05	,776
KT01	,799
KT02	,804
KT03	,746
KT04	,787

Berdasarkan *output* AMOS 22.00 pada *Regression Weights: (Group number 1 - Default model)* di atas dapat diketahui bahwa dimensi maupun indikator dari konstruk eksogen dalam Model_7 CFA 2nd Order seluruhnya signifikan (karena nilai $P < 0,05$ atau terdapat tanda ***) oleh karena itu tidak ada indikator yang di-drop (dibuang). Sedangkan dari *output* AMOS 22.00 pada *Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)* di atas dapat diketahui bahwa

dimensi dan indikator dalam Model_5 CFA 2nd Order Konstruk Eksogen seluruhnya valid karena memiliki nilai faktor *loading standard* > 0,5 (Igarria *et.al.* dalam Wijanto, 2008:65 dan Ghozali, 2008a:135).

Selanjutnya dilakukan pengujian terhadap kelayakan Model_7 CFA 2nd Order Konstruk Eksogen. Dari diagram jalur pada **Gambar 9.11.** di atas dapat terlihat bahwa Model_7 CFA 2nd Order Konstruk Eksogen memiliki *goodness of fit* yang baik, karena nilai probabilitas dari *Chi-Square* lebih besar dari 0,05 yaitu sebesar 0,061. Demikian juga dengan nilai-nilai DF, GFI, AGFI, CFI, TLI, CMIN/DF, dan RMSEA telah memenuhi nilai yang direkomendasikan (lihat Tabel 9.2. *Goodness Of Fit Index*).

Hasil pengujian Model_7 CFA 2nd Order Konstruk Eksogen diringkas dalam tabel berikut :

Tabel 9.5. Hasil Pengujian Model_7 CFA 2nd Order Konstruk Eksogen.

No	<i>Goodness – Of – Fit Index</i>	<i>Cut off Value (Nilai Batas)</i>	Hasil	Kriteria
1	$\chi^2 - Chi Square$	< 207,534	186,404	<i>Good Fit</i>
2	<i>Significance probability</i>	$\geq 0,05$	0,06	
3	DF	> 0	158	<i>Over Identified</i>
4	GFI	$\geq 0,90$	0,93	<i>Good Fit</i>
5	AGFI	$\geq 0,90$	0,91	<i>Good Fit</i>
6	CFI	$\geq 0,95$	0,99	<i>Good Fit</i>
7	TLI	$\geq 0,95$	0,99	<i>Good Fit</i>
8	CMIN/DF	$\leq 2,0$	1,18	<i>Good Fit</i>
9	RMSEA	$\leq 0,08$	0,02	<i>Good Fit</i>

Sumber : Data Primer Diolah Peneliti dengan dengan Amos 18.00.

Dari **Tabel 9.5.** di atas dapat disimpulkan bahwa secara keseluruhan *Model_7* CFA 2nd Order Konstruk Eksogen merupakan *Fit Model* dari konstruk eksogen yang dapat diterima. Dengan demikian model konstruk eksogen dapat digunakan untuk penelitian pada tahap selanjutnya, yaitu analisis SEM pada tahap model penuh (*full model SEM*).

-
- A Pendahuluan**
 - B Langkah Penyusunan Indikator Komposite**
 - C Contoh Kasus**
-

A. Pendahuluan.

Menurut Ghozali (2008a:295) model persamaan struktural yang menggunakan variabel laten dengan jumlah indikator yang banyak dari segi teoritis memang lebih baik karena akan mampu menjelaskan kesalahan pengukuran dalam model lebih baik. Namun demikian ada kerugian yang juga harus ditanggung yaitu model menjadi sangat kompleks sehingga melibatkan banyak *free* parameter. Banyaknya *free* parameter ini akan mengakibatkan jumlah parameter yang harus diestimasi dalam model menjadi sangat besar sehingga evaluasi secara empiris dan spesifikasi model menjadi sangat rumit.

Sebuah model SEM yang kompleks dengan banyak parameter yang harus diestimasi memerlukan jumlah sampel yang besar untuk dapat menghasilkan estimasi yang *reliable*. Sementara itu dengan jumlah sampel yang kecil akan selalu diperoleh hasil yang tidak memadai karena adanya varian yang negatif (*Heywood case*) dan *non-convergent solution* (Amos tidak mampu menyelesaikan estimasi).

Persoalan muncul apabila kita mempunyai model yang cukup kompleks dengan melibatkan banyak indikator, sedangkan jumlah sampel yang ada tidak mencukupi untuk mengestimasi model kompleks tersebut. Salah satu cara mengatasi hal ini adalah mengestimasi model SEM dengan indikator tunggal komposite. Indikator tunggal komposite adalah menyederhanakan variabel laten dengan multi indikator menjadi hanya dengan satu indikator komposite tentunya yang dapat dibenarkan secara teoritis maupun empiris.

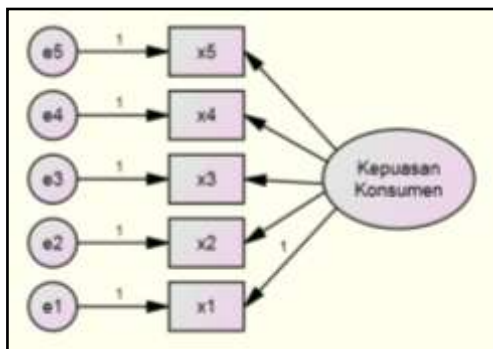
Dengan indikator tunggal komposite, maka model yang kompleks tadi akan dapat dikurangi jumlah parameter yang akan diestimasi. Praktek yang banyak dilakukan dalam membuat indikator komposite hanya sekedar menjumlahkan masing-masing skor indikator menjadi nilai total. Total nilai ini yang digunakan sebagai indikator tunggal. Cara menyusun indikator tunggal seperti ini tidak dapat dibenarkan secara teori, karena tidak mempertimbangkan bobot *loading factor* (*score weight*). Disamping itu penggunaan indikator komposite dapat dibenarkan jika kita mempertimbangkan nilai estimasi reliabilitas dan kesalahan pengukurannya.

B. Langkah Penyusunan Indikator Komposite.

Liang et al. (1990) dan Rowe (2006) dalam Ghozali (2008a:296) memberikan cara menyusun indikator komposite dengan langkah-langkah seperti dibawah ini.

Misalkan kita mempunyai variabel laten Kepuasan Konsumen yang diukur dengan 5 indikator X_1 , X_2 , X_3 , X_4 dan X_5 yang diukur dengan skala Likert 5 point dengan skor sangat tidak setuju = 1, tidak setuju = 2, netral = 3, setuju = 4, dan sangat setuju = 5.

Data kita simpan dalam *file excel* dengan nama SPSS.xls



Gambar 10.1. Variabel Laten Kepuasan Konsumen

1. Lakukan analisis faktor konfirmatori laten variabel Kepuasan Konsumen untuk mendapatkan *standardized* nilai *loading factor* dan *factor score weight* untuk masing-masing indikator.
 - a. Gambar grafik model seperti di atas.
 - b. Baca data dengan cara pilih **File**, lalu **Data File**. Pilih **File Name** cari dimana data SPSS.xls disimpan.
 - c. Menentukan metode estimasi dan *output*. Pilih **View**, lalu **Analyze Property**. Pada *estimation*, pilih *maximum likelihood*. Pada *output* pilih *standardized estimate* dan *factor score weight*. Berikut ini *output* hasil AMOS 18.0

Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

	Estimate
x1 <--- Kepuasan_Konsumen	.846
x4 <--- Kepuasan_Konsumen	.232
x5 <--- Kepuasan_Konsumen	.312
x3 <--- Kepuasan_Konsumen	.673
x2 <--- Kepuasan_Konsumen	.722

Factor Score Weights (Group number 1 - Default model)

	x5	x4	x3	x2	x1
Kepuasan_Konsumen	.052	.036	.187	.231	.449

Variiances: (Group number 1 - Default model)

	Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Kepuasan_Konsumen	1.407	.247	5.699	***	
e1	.560	.150	3.727	***	
e2	.913	.140	6.502	***	
e3	1.061	.146	7.257	***	
e4	1.930	.213	9.078	***	
e5	1.820	.203	8.973	***	

*Indikator Komposite = (skor x1 * factor score weight) + (skor x2 * factor score weight) + (skor x3 * factor score weight) + (skor x4 * factor score weight) + (skor x5 * factor score weight)*

2. Berdasarkan informasi dari output analisis *factor* konfirmatori, kita hitung :

$$a. \text{ Composite Reliability } (\rho_c) = \frac{[\sum_{i=1}'' \lambda_i]^2}{[\sum_{i=1}'' \lambda_i]^2 + \sum_{i=1}'' \theta_i} \quad (10.1)$$

Dimana :

λ_i = *standardized loading factor*

θ_i = *error variance* masing-masing indikator

b. Berdasarkan hasil perhitungan *Composite Reliability*, dapat dihitung besarnya *loading factor* untuk indikator *composite* sebagai berikut :

$$\lambda_c = \sigma_c \sqrt{\rho_c} \quad (10.2)$$

Dimana :

λ_c = *loading factor* indikator komposite

σ_c = standar deviasi indikator komposite

ρ_c = *composite reliability*

c. Menghitung besarnya *error variance* indikator *composite* (θ_c) dengan rumus :

$$\theta_c = \sigma_c^2 (1 - \rho_c) \quad (10.3)$$

Dimana :

θ_c = *error variance* indikator komposite

σ_c^2 = *variance* indikator komposite

ρ_c = *composite reliability*

Semua perhitungan di atas akan diselesaikan dengan program *worksheet excel* sebagai berikut :

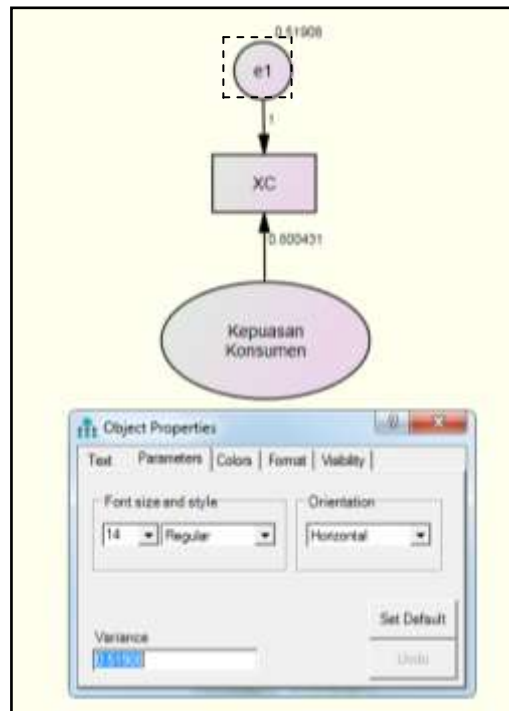
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1		X1	X2	X3	X4	X5	XC			
2	Factor loading	0.846	0.232	0.312	0.673	0.722				
3	Factor score weight	0.449	0.231	0.187	0.036	0.052				
4										
164		5	2	4	1	2	3.595			
165		3	3	3	1	1	2.689			
166		5	5	4	1	2	4.288			
167		4	4	5	4	4	4.007			
168		4	4	5	5	5	4.095			
169		5	3	5	3	4	4.189			
170		5	3	2	1	1	3.4			
171		2	5	2	2	1	2.551			
172		4	3	4	2	1	3.361			
173		5	5	1	5	4	3.975			
174		2	1	5	4	2	2.312			
175										
176	Standar Deviasi (σc)						1.076926			
177	Variance (σ ² c)						1.15977			
178										
179	(Sum of loading factor) ²						7.756225			
180	Indicator Measurement error	0.55	0.913	1.061	1.93	1.62				
181	Sum of Indicator Measurement error						6.284			
182										
183	Composite Reliability(ρc)						0.552429			
184	Loading factor composite(λc)						0.800431			
185	Error Variance composite (θc)						0.51908			
186										

1. Copy nilai *standardized loading factor* X1, X2, X3, X4 dan X5 ke baris 2 pada *worksheet*.
2. Copy nilai *Factor Score Weight* X1, X2, X3, X4 dan X5 ke baris 3 pada *worksheet*.
3. Hitung nilai *composite* (XC) dengan rumus = $(\$B\$3*B5) + (\$C\$3*C5) + (\$D\$3*D5) + (\$E\$3*E5) + (\$F\$3*F5)$ yaitu jumlah *Raw score* dikalikan dengan *factor scoreweight* dari masing-masing indikator (lalu *copy* hasilnya ke bawah).
4. Hitung standar deviasi dari *composite score* (σ_c) dengan rumus = STDEV (G5:G174).
5. Hitung *variance* dari *composite score* (σ^2_c) dengan rumus = VAR (G5:G174).
6. Hitung kuadrat jumlah *loading factor* atau $(\text{sum of loading factor})^2$ dengan rumus = $(B2+C2+D2+E2+F2)^2$.
7. Copy *error variance* untuk X1, X2, X3, X4 dan X5 ke baris 180 pada *worksheet*.
8. Hitung jumlah *error variance* dari X1, X2, X3, X4 dan X5 dengan rumus =SUM(B1:F180).
9. Hitung nilai *Composite Reliability* dengan rumus = $(G179)/(G179+G181)$ lihat rumus persamaan 10.1.
10. Hitung nilai *loading factor* indikator komposite (λ_c) dengan rumus = $(G176)*(G183^{0.5})$ lihat rumus persamaan 10.2.
11. Hitung nilai *error variance* indikator *composite* (θ_c) dengan rumus = $(G177)*(1-G183)$ lihat rumus persamaan 10.3.
12. Copy kan hasil perhitungan komposite indikator kedalam *worksheet* baru (dat-komposite).

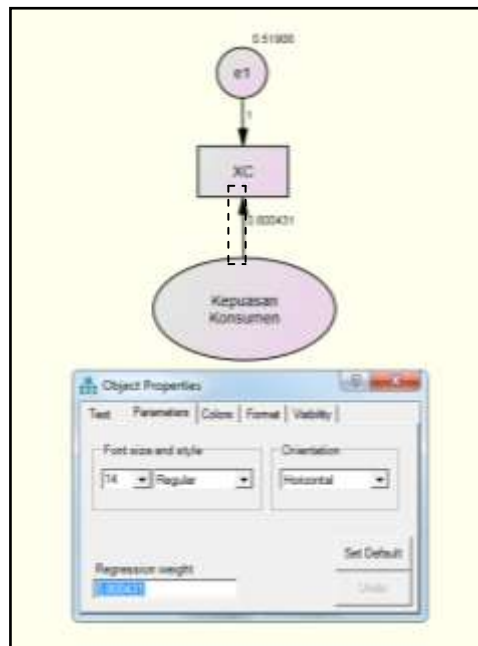
Berdasarkan hasil perhitungan *excel* diperoleh nilai *loading factor* indikator komposite (λ_c) = 0.800431 dan nilai *error variance* indikator komposite (θ_c) = 0.51908.

Sekarang kita membuat variabel laten Kepuasan Konsumen dengan satu *indikator composite* (XC) dan nilai *loading factor* kita konstrain dengan nilai 0.800431 dan nilai *error variance*-nya kita konstrain dengan nilai 0.51908 seperti di bawah ini :

1. Letakkan kursor pada garis *loading factor*, lalu klik *mouse* kanan, pilih *Object Properties*. Pilih Parameter dan isikan angka 0.800431.
2. Letakkan kursor pada *error variance* dan isikan nilai 0.51908

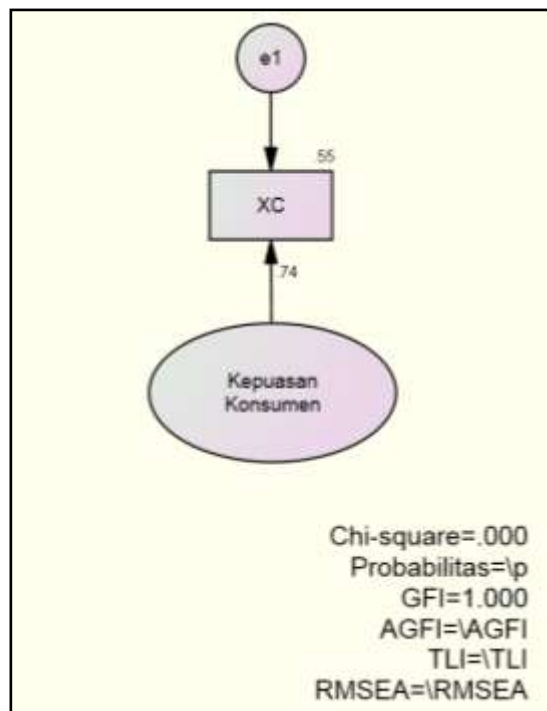


Gambar 10.2a. Model Variabel Laten Kepuasan Konsumen dengan Indikator Tunggal Composite



Gambar 10.2b. Model Variabel Laten Kepuasan Konsumen dengan Indikator Tunggal Komposite

3. Output Amos



Gambar 10.2c. Model Variabel Laten Kepuasan Konsumen dengan Indikator Tunggal Komposite

Estimates (Group number 1 - Default model)

Scalar Estimates (Group number 1 - Default model)

Maximum Likelihood Estimates

Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

	Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
XC <--- Kepuasan_Konsumen	.800				

Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

	Estimate
XC <--- Kepuasan_Konsumen	.741

Variances: (Group number 1 - Default model)

	Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Kepuasan_Konsumen	.989	.196	5.054	***	
e1	.519				

Squared Multiple Correlations: (Group number 1 - Default model)

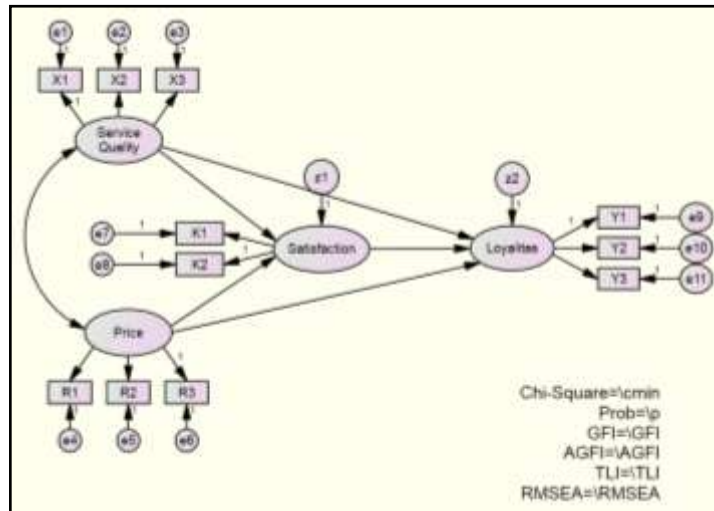
	Estimate
XC	.550

Jadi nilai *standardized loading factor* indikator *composite* 0.741.

C. Contoh Kasus

Berikut ini diberikan contoh yang diambilkan dari Ghazali (2008a : 303). Dalam contoh ini akan dilakukan bagaimana merubah model *structural* dengan *multiple* indikator menjadi model struktural dengan komposite indikator.

Misalkan kita ingin menguji pengaruh Kualitas Layanan dan Harga terhadap Kepuasan Konsumen dan Loyalitas Konsumen. Kualitas Layanan diukur dengan tiga indikator X1, X2, dan X3. Sedangkan harga diukur dengan tiga indikator R1, R2, dan R3. Kepuasan Konsumen diukur dengan dua indikator K1 dan K2. Loyalitas Konsumen diukur dengan tiga indikator Y1, Y2 dan Y3. Seperti terlihat pada model di bawah ini :



Gambar 10.3a. Full Structural Model

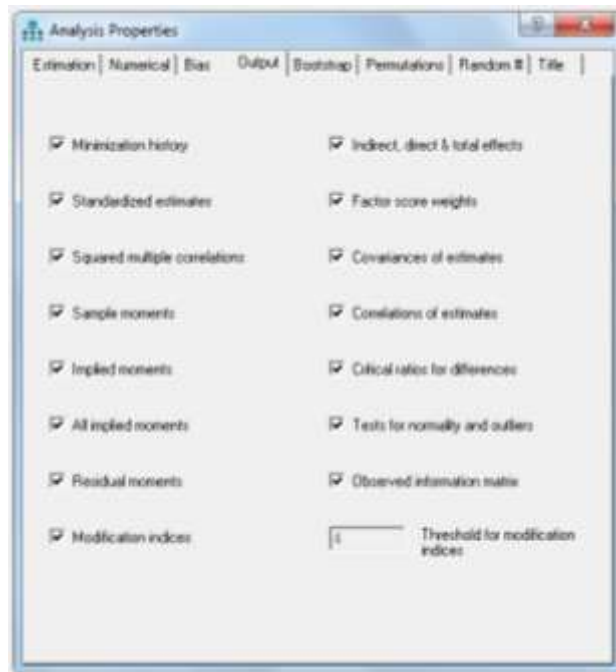
Dan data untuk mengestimasi model ini tersimpan pada *file excel* dengan nama *file composite1.xls*

Pertama kita akan mengestimasi model ini dengan multi indikator dengan langkah :

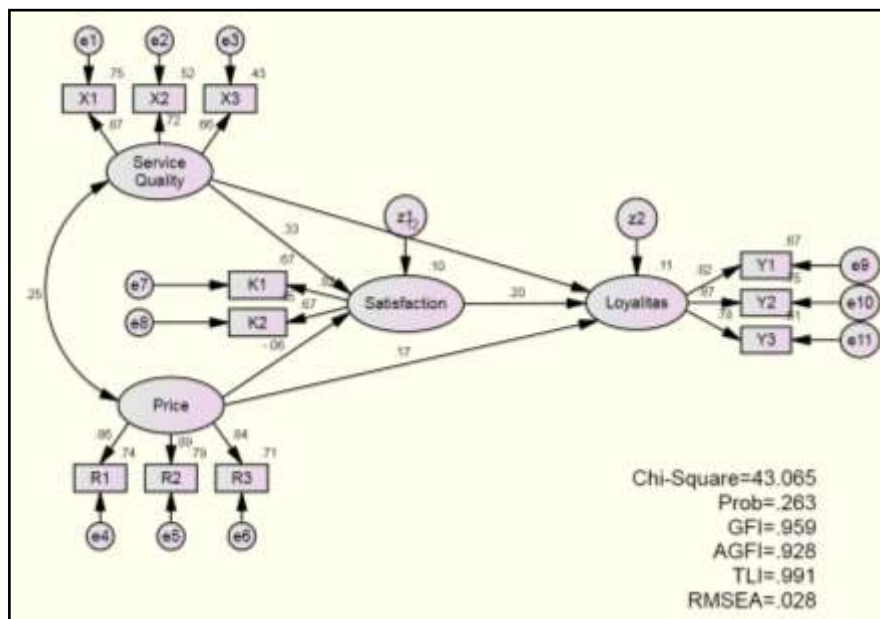
1. Baca data dengan perintah **File** lalu **Data File** dan **Pilih File Name**. cari data *komposite1.xls* disimpan direktori nama



2. Memilih metode estimasi dan *output* dengan cara pilih **View** lalu **Analyze Properties**. Pada **Estimation** pilih **Maximum Likelihood**. Pada **Output** pilih dan beri tanda *tick mark* semuanya.



3. *Run* model dengan cara pilih *Analyze* lalu pilih *Calculate Estimate*. Beri nama *file* pekerjaan kita dengan *bab10.3.amw*, lalu *save*
4. *Output* hasil estimasi



Gambar 10.3b. Full Structural Model

Hasil *output* menunjukkan nilai *goodness-fit* sangat baik dengan *Chi-square*=43,065 probabilitas tidak signifikan 0.263. nilai GFI, AGFI, TLI dan RMSEA semua sesuai dengan yang dipersyaratkan. Jadi model sesuai dengan data empirisnya.

Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Satisfaction	<---	Service_Quality	.225	.085	2.646	.008	par_9
Satisfaction	<---	Price	-.047	.072	-.647	.518	par_10
Loyalitas	<---	Satisfaction	.280	.145	1.928	.054	par_11
Loyalitas	<---	Price	.180	.095	1.893	.058	par_12
Loyalitas	<---	Service_Quality	.113	.097	1.172	.241	par_13
X1	<---	Service_Quality	1.000				
X2	<---	Service_Quality	.818	.100	8.188	***	par_1
X3	<---	Service_Quality	.752	.100	7.553	***	par_2
R3	<---	Price	1.000				
R2	<---	Price	1.133	.083	13.688	***	par_3
R1	<---	Price	1.107	.082	13.447	***	par_4
K2	<---	Satisfaction	1.000				
K1	<---	Satisfaction	1.213	.361	3.358	***	par_5
Y1	<---	Loyalitas	1.000				
Y2	<---	Loyalitas	.941	.082	11.518	***	par_6
Y3	<---	Loyalitas	.839	.078	10.733	***	par_7

Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate
Satisfaction	<---	Service_Quality	.326
Satisfaction	<---	Price	-.062
Loyalitas	<---	Satisfaction	.197
Loyalitas	<---	Price	.168
Loyalitas	<---	Service_Quality	.116
X1	<---	Service_Quality	.868
X2	<---	Service_Quality	.722
X3	<---	Service_Quality	.657
R3	<---	Price	.845
R2	<---	Price	.888
R1	<---	Price	.862
K2	<---	Satisfaction	.674
K1	<---	Satisfaction	.820
Y1	<---	Loyalitas	.821
Y2	<---	Loyalitas	.868
Y3	<---	Loyalitas	.783

Kualitas Layanan ternyata mempengaruhi kepuasan konsumen. Harga tidak berpengaruh terhadap Kepuasan Konsumen begitu juga dengan Kualitas Layanan tidak berpengaruh terhadap Loyalitas Konsumen. Sedangkan Harga dan Kepuasan berpengaruh terhadap Loyalitas Konsumen dengan tingkat signifikansi 10%.

Model kita *Run* dengan Komposite Indikator :

1. Pertama kita lakukan analisis konfirmatori untuk masing-masing variabel laten untuk mendapatkan nilai *loading factor*, *factor score weight* dan *error variance* untuk masing-masing variabel laten *Service Quality*, *Price*, *Satisfaction* dan *Loyalty*.

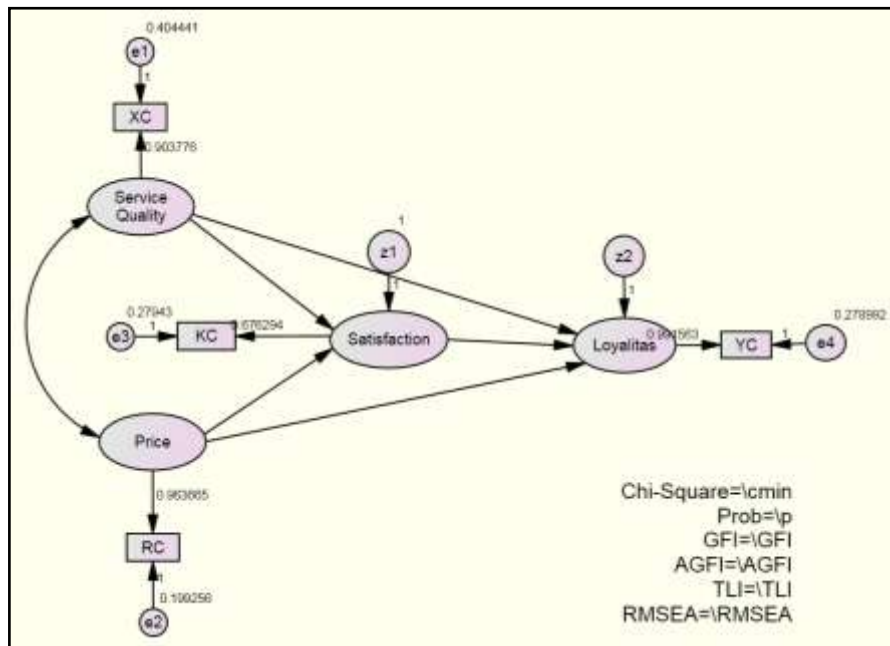
2. Berikut ini hasil analisis konfirmatori :

Services Quality	X1	X2	X3
<i>Loading Factor</i>	0.863	0.729	0.655
<i>Factor Score Weight</i>	0.503	0.235	0.172
<i>Error Variance</i>	0.501	0.892	1.107
Price	R1	R2	R3
<i>Loading Factor</i>	0.865	0.884	0.847
<i>Factor Score Weight</i>	0.266	0.315	0.252
<i>Error Variance</i>	0.514	0.442	0.490
Satisfaction	K1	K2	
<i>Loading Factor</i>	0.689	0.803	
<i>Factor Score Weight</i>	0.284	0.489	
<i>Error Variance</i>	0.810	0.550	
Loyalitas	Y1	Y2	Y3
<i>Loading Factor</i>	0.826	0.867	0.779
<i>Factor Score Weight</i>	0.278	0.419	0.241
<i>Error Variance</i>	0.673	0.417	0.644

3. Menghitung Nilai Komposite, *Loading Factor* Komposite dan *Error Variance* Komposite dengan bantuan *excel* (Lihat Perhitungan dengan *excel* pada *file* komposite1.xls). hasil perhitungan sebagai berikut :

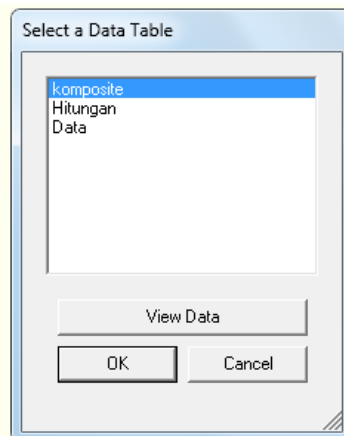
Indikator Komposite	Konstruk	Construct Reliability (pc)	Loading Factor (lc)	Error Variance (θc)
XC	<i>Service Quality</i>	0.668831	0.903776	0.404441
RC	<i>Price</i>	0.82334	0.963665	0.199256
KC	<i>Satisfaction</i>	0.620754	0.676294	0.27943
YC	<i>Loyalitas</i>	0.778961	0.991563	0.278992

4. *Copy* kan hasil perhitungan indikator komposite ke *worksheet* (*file* komposite)
 5. Buat model dengan indikator komposite seperti di bawah ini.
 6. Model siap kita estimasi dengan cara :



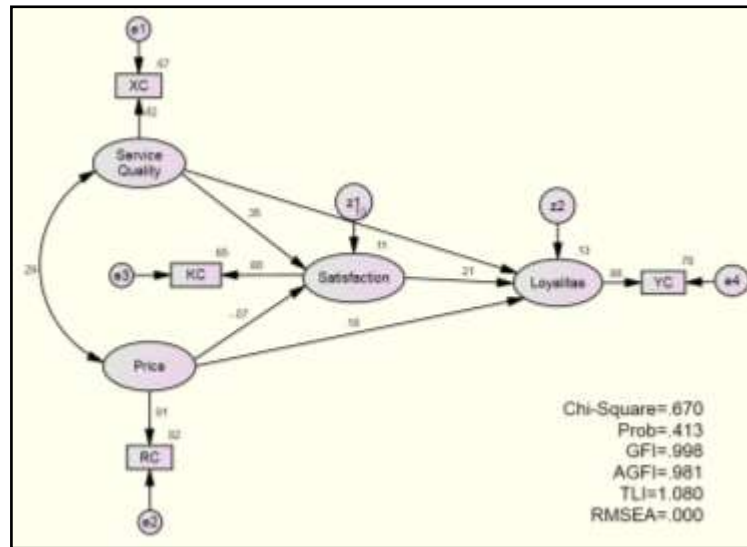
Gambar 10.4a. Full Structural Model

- Baca data dengan cara pilih **File** lalu **Data File**. Lalu pilih **File Name** cari file komposite1.xls dan pilih **sheet** komposite (data komposite ada di **worksheet** ini).



- Pilih metode estimasi **output** dengan cara **View** lalu **Analyze Properties**. Pilih **Maximum Likelihood** dan **Output** semua.
- Nilai zeta 1 (Z1) kita konstrain dengan memberi nilai 1. Letakkan kursor pada Z1 lalu klik **mouse** kanan dan pilih **Object Properties**. Pilih parameter dan isi **variance = 1**.
- Model siap di eksekusi dengan pilih **Analyze**, lalu **Calculate Estimate** dan beri nama file bab.a.w

e. *Output Amos :*



Gambar 10.4b. Full Structural Model

Model memiliki *goodness fit* yang baik dengan *Chi-square* = 0.670 dan *Probabilitas* tidak signifikan 0.413. jadi model sesuai dengan data empirisnya. Kriteria *goodness fit* yang lain GFI, AGFI, TLI dan RMSEA semua memenuhi *criteria goodness fit*. Bandingkan dengan hasil *full model* dengan *multiple* indikator ternyata tidak jauh berbeda.

Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Satisfaction	<---	Service_Quality	.368	.127	2.900	.004	par_2
Satisfaction	<---	Price	-.073	.117	-.625	.532	par_3
Loyaltias	<---	Satisfaction	.199	.113	1.754	.079	par_4
Loyaltias	<---	Price	.176	.100	1.758	.079	par_5
Loyaltias	<---	Service_Quality	.135	.122	1.099	.272	par_6
XC	<---	Service_Quality	.904				
RC	<---	Price	.964				
KC	<---	Satisfaction	.676				
YC	<---	Loyaltias	.992				

Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate
Satisfaction	<---	Service_Quality	.346
Satisfaction	<---	Price	-.069
Loyaltias	<---	Satisfaction	.212
Loyaltias	<---	Price	.176
Loyaltias	<---	Service_Quality	.134
XC	<---	Service_Quality	.817
RC	<---	Price	.907
KC	<---	Satisfaction	.805
YC	<---	Loyaltias	.882

Konsisten dengan hasil tanpa indikator komposite bahwa Kualitas Layanan berpengaruh terhadap Kepuasan, begitu juga dengan Kepuasan dan Harga yang juga berpengaruh terhadap Loyalitas dengan signifikansi 10%. Harga tidak berpengaruh terhadap Kepuasan, begitu juga Kualitas layanan tidak berpengaruh terhadap loyalitas. Besarnya nilai koefisien tidak jauh berbeda dengan model *multiple* indikator.

SEM MODEL MODERASI DALAM PENELITIAN MSDM DENGAN AMOS 22.00

- A. Pengertian Moderasi**
 - B. Contoh Kasus Model dengan Efek Moderasi pada AMOS 22.00.**
 - C. Pengujian Model dengan Efek Moderasi pada AMOS 22.00.**
-

A. Pengertian Moderasi.

Pada penelitian sosial struktur model linear kadang-kadang tidak dapat menggambarkan realitas yang sebenarnya. Biasanya hal demikian ini terjadi pada kasus penelitian *crosssection* dimana teorinya mengatakan bahwa pengaruh satu variabel laten eksogen terhadap satu variabel laten endogen di moderasi oleh variabel eksogen kedua sehingga akan menimbulkan hubungan variabel non linear. Namun demikian dalam model persamaan strukturalnya hanya melihat hubungan antara variabel laten secara linear. Adapun Kenny dan Judd (1984) mengembangkan estimasi model interaksi sederhana dengan satu variabel laten moderator (variabel perkalian antara dua indikator variabel laten eksogen) (Ghozali, 2008:243).

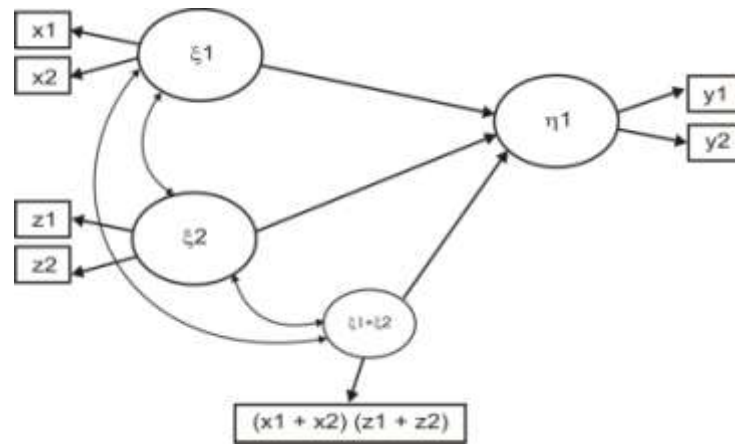
Terdapat beberapa cara yang digunakan untuk menganalisis pengaruh interaksi, diantaranya dengan cara *Moderated Regression Analysis* (MRA) yaitu spesifikasi regresi linear yang memasukkan variabel ke-tiga berupa perkalian antara dua variabel independen sebagai variabel moderating. Permasalahan akan muncul apabila ada kesalahan pengukuran (*measurement error*) pada data, khususnya apabila variabel berbentuk laten. Dengan model persamaan struktural dapat mengoreksi untuk kesalahan pengukuran ini dengan cara memasukkan pengaruh interaksi ke dalam model.

Pada metode interaksi akan selalu mengakibatkan timbulnya multikolinearitas pada variabel-variabel dependennya, maka salah satu solusinya adalah merubah data menjadi bentuk *mean-centered* sebelum dilakukan analisis. *Mean centered* merupakan transformasi data mentah menjadi selisih nilai dengan mean variabel tersebut.

Mean Centered = Data Mentah (raw) – nilai rata-ratanya (mean)

(Ghozali, 2008 : 243).

Pada program SEM terdapat beberapa metode yang dapat digunakan untuk menilai pengaruh moderasi. Salah satu metodenya adalah metode Ping (1995). Ping menyatakan bahwa indikator tunggal seharusnya digunakan sebagai indikator dari suatu variabel moderating. Indikator tunggal tersebut merupakan perkalian antara indikator variabel laten exogen dengan indikator variabel moderatornya. Di bawah ini adalah diagram yang merupakan metode Ping.



Gambar 11.1. Model SEM Dengan Variabel Moderating

Untuk dapat menjalankan metode Moderating SEM dengan bantuan program AMOS 22.00 akan dilakukan dua tahap.

- Tahap pertama melakukan estimasi tanpa memasukkan variabel interaksi, sehingga kita hanya akan meng-estimasi model dengan dua variabel exogen ξ_1 dan ξ_2 yang digunakan untuk memprediksi variabel endogen η_1 .
- ✓ Hasil output model ini digunakan untuk menghitung nilai *loading factor* variabel laten interaksi ($\lambda_{interaksi}$) dan nilai *error variance* dari indikator variabel laten interaksi dengan rumus seperti di bawah ini :

$$\lambda_{interaksi} = (\lambda_{x1} + \lambda_{x2}) (\lambda_{z1} + \lambda_{z2})$$

$$\theta_q = (\lambda_{x1} + \lambda_{x2})^2 \text{VAR}(X) (\theta_{z1} + \theta_{z2}) + (\lambda_{z1} + \lambda_{z2})^2 \text{VAR}(Z)$$

$$(\theta_{x1} + \theta_{x2}) + (\theta_{x1} + \theta_{x2}) (\theta_{z1} + \theta_{z2})$$

Dimana:

$\lambda_{interaksi}$ = *loading factor* dari variabel laten interaksi.

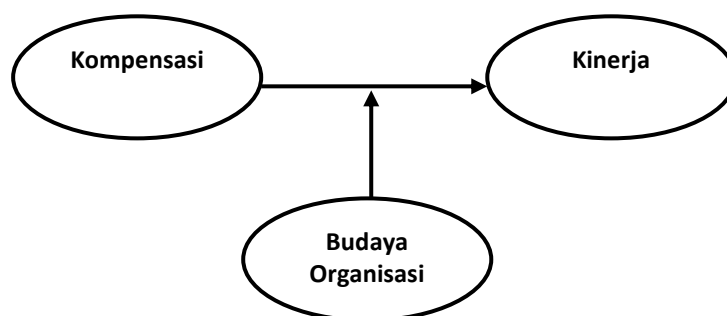
θ_q = *error variance* dari indikator variabel laten interaksi.

- Tahap ke-dua, setelah nilai $\lambda_{interaksi}$ dan nilai θ_q diperoleh dari tahap pertama, maka nilai-nilai ini dimasukkan ke dalam model dengan variabel laten **interaksi**. Hasil perhitungan manual dari *loading factor (lf)* interaksi digunakan untuk menetapkan nilai parameter nilai *loading interaksi*, sedangkan untuk hasil manual perhitungan *error variance* variabel interaksi kita gunakan untuk menetapkan *error variance variabel interaksi*.

B. Contoh Kasus Model Dengan Efek Moderasi.

Contoh Analisis SEM model moderasi dalam penelitian menggunakan AMOS 22.00 berikut ini menggunakan data dari file **Data Moderasi.xls** yang terdapat dalam CD kerja buku ini.

1. Judul Penelitian.
Pengaruh kompensasi terhadap kinerja yang dimoderasi oleh variabel budaya organisasi.
2. Perumusan Masalah.
Berdasarkan identifikasi masalah dalam penelitian ini, maka dapat dibuat rumusan masalah adalah; Apakah kompensasi berpengaruh terhadap kinerja dengan dimoderasi oleh budaya organisasi?
3. Kerangka Pemikiran.



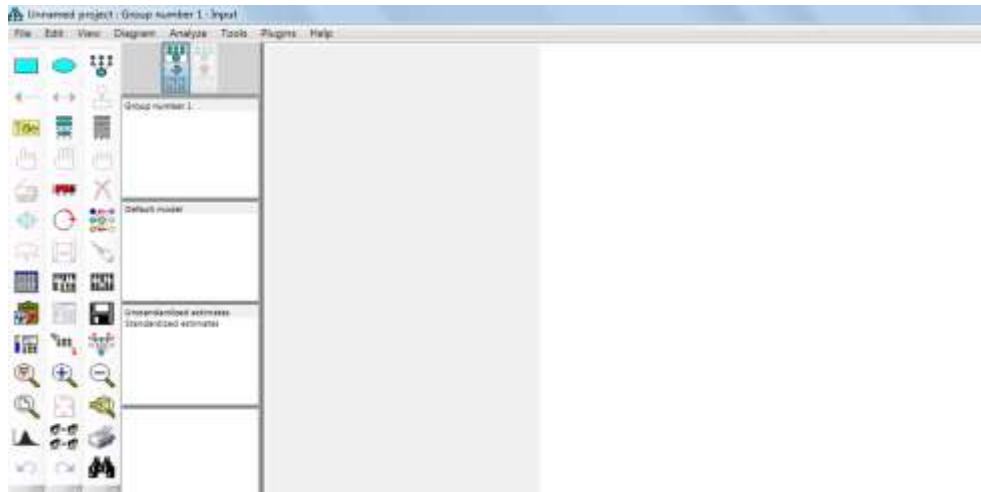
Gambar 11.2. Model Teoritik Penelitian.

4. Hipotesis Penelitian.
Berdasarkan kerangka pemikiran di atas, maka hipotesis penelitian dapat ditentukan sebagai berikut; Kompensasi berpengaruh terhadap kinerja dengan dimoderasi oleh budaya organisasi.
5. Defenisi Operasional Variabel.
Konstruk kompensasi ; diukur dengan 3 item pertanyaan (X_1 , X_2 dan X_3). Budaya organisasi ; diukur dengan 3 item pertanyaan (X_4 , X_5 dan X_6). Sedangkan kinerja juga diukur dengan 3 item pertanyaan (X_7 , X_8 dan X_9).

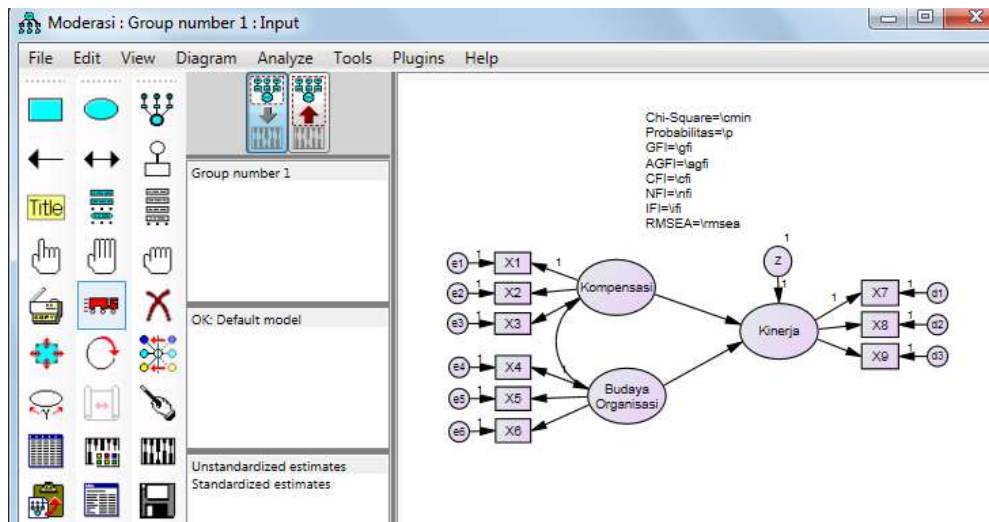
Data untuk analisis SEM model moderasi dalam penelitian menggunakan AMOS 22.00 tersimpan dalam file **Data Moderasi.xls**.

C. Pengujian Model Dengan Efek Moderasi.

1. **Langkah pertama**, kita akan melakukan analisis model tanpa variabel moderator. Langkah selanjutnya adalah Double klik icon Amos Graphics sehingga akan muncul tampilan seperti di bawah ini.



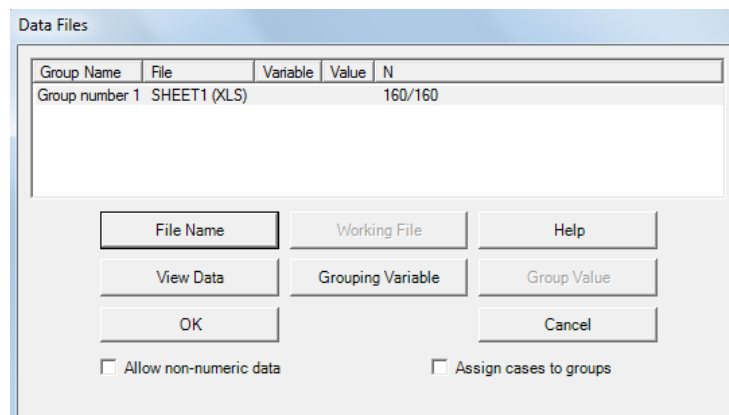
2. Langkah selanjutnya membuat diagram penelitian seperti di bawah ini.



3. Model sudah siap diolah, langkah selanjutnya adalah **Input data** untuk mengestimasi model tahap satu efek moderasi di atas dengan langkah klik **File**, pilih **Data Files** kemudian klik **File Name** dan cari dimana **Data Moderasi.xls** di simpan, kemudian klik **Open**. Seperti terlihat pada gambar di bawah ini.



4. Kemudian akan muncul *output* seperti di bawah ini lalu klik **OK**.



5. Langkah selanjutnya menentukan metode estimasi dan *output* AMOS 22.00 dengan cara **View** lalu **Analyze Property**. Pilih **Estimate** dan isikan Maximum Likelihood (ML). Kemudian pilih pada **Output** aktifkan pilihan-pilihan seperti terlihat di bawah ini.

Scalar Estimates (Group number 1 - Default model)

Maximum Likelihood Estimates

Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

	Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Kinerja <--- Kompensasi	,287	,089	3,231	,001	
Kinerja <--- Budaya_Organisasi	-,071	,084	-,850	,395	
X3 <--- Kompensasi	,813	,100	8,115	***	
X2 <--- Kompensasi	,852	,099	8,582	***	
X1 <--- Kompensasi	1,000				
X6 <--- Budaya_Organisasi	,912	,070	13,041	***	
X5 <--- Budaya_Organisasi	1,012	,075	13,521	***	
X4 <--- Budaya_Organisasi	1,000				
X7 <--- Kinerja	1,000				
X8 <--- Kinerja	,740	,120	6,163	***	
X9 <--- Kinerja	,175	,131	1,338	,181	

Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

	Estimate
Kinerja <--- Kompensasi	,328
Kinerja <--- Budaya_Organisasi	-,083
X3 <--- Kompensasi	,707
X2 <--- Kompensasi	,741
X1 <--- Kompensasi	,858
X6 <--- Budaya_Organisasi	,843
X5 <--- Budaya_Organisasi	,882
X4 <--- Budaya_Organisasi	,866
X7 <--- Kinerja	,850
X8 <--- Kinerja	,658
X9 <--- Kinerja	,128

Covariances: (Group number 1 - Default model)

	Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Kompensasi <--> Budaya_Organisasi	,369	,141	2,611	,009	

Correlations: (Group number 1 - Default model)

	Estimate
Kompensasi <--> Budaya_Organisasi	,248

Variances: (Group number 1 - Default model)

	Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Kompensasi	1,457	,251	5,807	***	

	Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Budaya_Organisasi	1,515	,230	6,583	***	
Z	1,000				
e3	,966	,142	6,793	***	
e2	,867	,136	6,387	***	
e1	,521	,143	3,635	***	
e6	,512	,082	6,243	***	
e5	,442	,088	5,020	***	
e4	,503	,090	5,593	***	
d1	,427	,165	2,578	,010	
d2	,797	,143	5,564	***	
d3	2,044	,231	8,861	***	

Squared Multiple Correlations: (Group number 1 - Default model)

	Estimate
Kinerja	,101
X9	,016
X8	,433
X7	,723
X4	,751
X5	,778
X6	,711
X1	,737
X2	,549
X3	,499

Berdasarkan output AMOS 22.00 di atas, dapat dihitung *loading factor* variabel interaksi dan nilai error variance interaksi menjadi :

$$\lambda_{\text{interaksi}} = (\lambda_{x1} + \lambda_{x2}) (\lambda_{z1} + \lambda_{z2})$$

$$\theta_q = (\lambda_{x1} + \lambda_{x2})^2 \text{VAR}(X) (\theta_{z1} + \theta_{z2}) + (\lambda_{z1} + \lambda_{z2})^2 \text{VAR}(Z) (\theta_{x1} + \theta_{x2}) + (\theta_{x1} + \theta_{x2}) (\theta_{z1} + \theta_{z2})$$

Dimana:

$\lambda_{\text{interaksi}}$ = *loading factor* dari variabel laten interaksi.

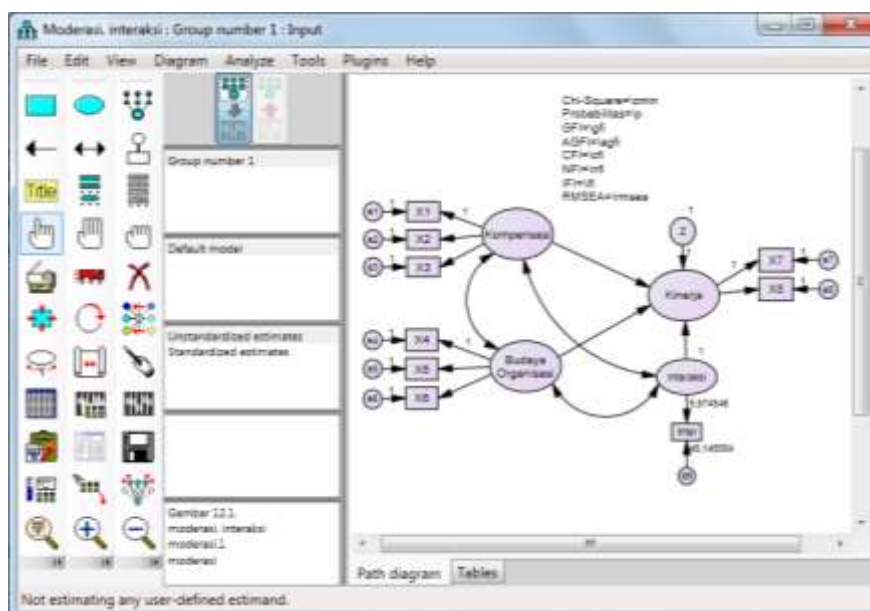
θ_q = *error variance* dari indikator variabel laten interaksi.

$$\mathbf{Interaksi} (\lambda) = (0,707 + 0,741 + 0,858) (0,843 + 0,882 + 0,866) = \mathbf{5,974846}$$

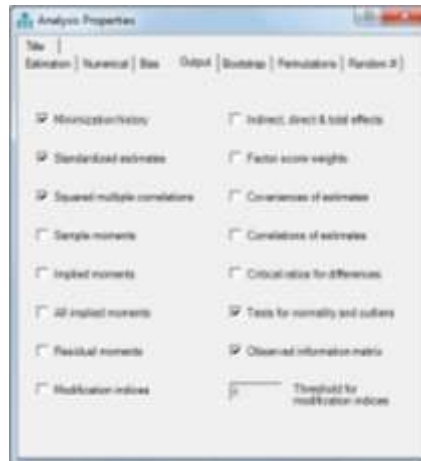
$$\begin{aligned} \text{Var } \theta_q &= (2,306)^2 (1,457) (0,503 + 0,442 + 0,512) + (2,591)^2 (1,515) (0,521 + 0,867 + 0,966) (0,503 + 0,442 + 0,512) \\ &= (5,317636) (1,457) (1,457) + (6,713281) (1,515) (2,354) (1,457) \\ &= (11,288538) + (34,882971) \\ &= \mathbf{46,171509} \end{aligned}$$

Model ini kemudian siap untuk di estimasi kembali dengan memasukkan variabel interaksi dengan nilai loading faktor yang sudah di konstrain sebesar 5,974846 dan nilai error variance yang sudah dikonstrain sebesar 46,171509.

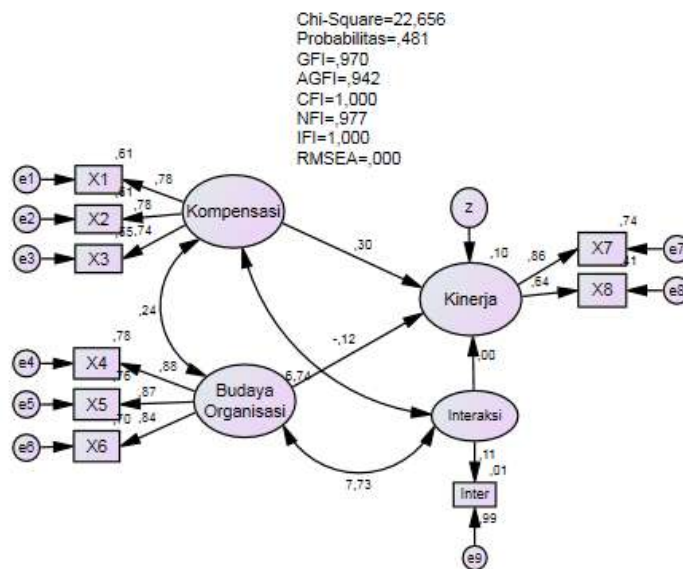
10. **Langkah kedua**, dengan menambahkan satu variabel interaksi dengan satu indikator pada model sebelumnya. Kemudian beri nilai *loading factor* untuk variabel interaksi dengan cara, letakkan kursor pada garis variabel interaksi ke indikator lalu klik kanan pada mouse pilih **Object Properties** kemudian pilih **Parameters** dan isikan nilai *loading factor* 5,974846 pada kolom *Regression weight*.
11. Lakukan hal yang sama untuk nilai *error variance* yaitu dengan meletakkan kursor pada garis *error* ke indikator kemudian klik kanan pada mouse pilih **Object Properties** kemudian pilih **Parameters** dan isikan nilai *error variance* 46,171509 pada kolom *Regression weight*. Dimana *outputnya* adalah seperti terlihat di bawah ini.



12. Supaya model kita dapat diidentifikasi oleh program AMOS (*identified*) kita konstrain variabel interaksi dengan memberi nilai variance 1, dengan cara letakkan kursor pada variabel interaksi kemudian klik kanan pada mouse, pilih **Object Properties** kemudian pilih **Parameters** dan isikan nilai 1 pada kolom *variance*.
13. Langkah selanjutnya adalah, buka **Data Moderasi.xls** dan tambahkan satu kolom untuk hasil perhitungan variabel interaksi menggunakan data mentah menjadi $(X_1 + X_2 + X_3)$ $(X_4 + X_5 + X_6)$.
14. Input data untuk meng-estimasi model pada langkah kedua di atas dengan cara klik **File**, pilih **Data Files** kemudian klik **File Name** dan cari dimana data **Data Moderasi.xls** disimpan lalu Klik OK.
15. Selanjutnya klik menu **View** lalu pilih **Analyze Properties**. Pada **Estimation** pilih Maximum **Likelihood** kemudian pada menu **Output** aktifkan pilihan-pilihan di bawah ini.



16. Setelah selesai klik tanda (X) yang berada pada pojok kanan atas lembar kerja untuk menutup tampilan tersebut.
17. Selanjutnya model siap untuk diestimasi dengan klik menu utama **Analyze** kemudian pilih **Calculate Estimates** atau dapat juga dilakukan dengan menekan tombol **Calculate Estimates** pada menu toolbox.
18. Program AMOS akan meminta peneliti untuk memberi nama file pekerjaan ini dan setelah itu akan disimpan dengan memilih **save**. Model siap dianalisis dengan menekan tombol panah merah ke atas. Hasil estimasi model dapat dilihat pada gambar di bawah ini.



19. Dari gambar di atas dapat dilihat bahwa GOF pada model sudah sangat baik. Untuk melihat output-output hasil estimasi dapat dilakukan dengan membuka menu utama **View** kemudian pilih **Text Output** atau dapat juga dilakukan dengan menekan tombol **View Text** pada menu toolbox.



20. Hasil *output* estimasi sebagai berikut di bawah ini.

Scalar Estimates (Group number 1 - Default model)

Maximum Likelihood Estimates

Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

	Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Kinerja <--- Kompensasi	,288	,093	3,083	,002	
Kinerja <--- Budaya_Organisasi	-,098	,080	-1,224	,221	
Kinerja <--- Interaksi	,005	,003	1,679	,093	
X3 <--- Kompensasi	,938	,089	10,508	***	
X2 <--- Kompensasi	,987	,088	11,221	***	
X1 <--- Kompensasi	1,000				
X6 <--- Budaya_Organisasi	,890	,060	14,847	***	
X5 <--- Budaya_Organisasi	,983	,061	16,145	***	
X4 <--- Budaya_Organisasi	1,000				
X7 <--- Kinerja	1,000				
X8 <--- Kinerja	,718	,114	6,296	***	
Inter <--- Interaksi	5,975				
Inter <--- e9	46,147				

Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

	Estimate
Kinerja <--- Kompensasi	,301
Kinerja <--- Budaya_Organisasi	-,117
Kinerja <--- Interaksi	,005
X3 <--- Kompensasi	,743
X2 <--- Kompensasi	,782
X1 <--- Kompensasi	,782
X6 <--- Budaya_Organisasi	,837
X5 <--- Budaya_Organisasi	,872
X4 <--- Budaya_Organisasi	,882
X7 <--- Kinerja	,860
X8 <--- Kinerja	,640
Inter <--- Interaksi	,112
Inter <--- e9	,994

Covariances: (Group number 1 - Default model)

		Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Kompensasi	<--> Budaya_Organisasi	,334	,132	2,524	,012	
Kompensasi	<--> Interaksi	7,409	1,114	6,649	***	
Budaya_Organisasi	<--> Interaksi	9,678	1,254	7,715	***	

Correlations: (Group number 1 - Default model)

		Estimate
Kompensasi	<--> Budaya_Organisasi	,242
Kompensasi	<--> Interaksi	6,739
Budaya_Organisasi	<--> Interaksi	7,726

Variances: (Group number 1 - Default model)

	Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
Interaksi	1,000				
Kompensasi	1,209	,209	5,773	***	
Budaya_Organisasi	1,569	,222	7,061	***	
e9	1,332	,151	8,805	***	
Z	1,000				
e3	,865	,100	8,648	***	
e2	,746	,090	8,311	***	
e1	,769	,098	7,887	***	
e6	,529	,064	8,303	***	
e5	,477	,060	7,974	***	
e4	,450	,057	7,942	***	
e7	,390	,156	2,505	,012	
e8	,822	,136	6,040	***	

Squared Multiple Correlations: (Group number 1 - Default model)

	Estimate
Kinerja	,097
Inter	,012
X8	,410
X7	,740
X4	,777
X5	,761
X6	,701
X1	,611
X2	,612
X3	,552

Berdasarkan hasil analisis di atas dapat disimpulkan bahwa variabel Kompensasi (X) yang berpengaruh signifikan terhadap Kinerja (Y) dengan nilai signifikansi P-value $0,002 \leq 0,05$ atau C.R $3,083 \geq 1,96$. Sedangkan untuk variabel interaksi tidak berpengaruh signifikan dengan nilai P-value $0,093 \geq 0,05$ atau C.R sebesar $1,679 \leq 1,96$. Kemudian dapat disimpulkan bahwa budaya organisasi tidak memoderasi pengaruh antara kompensasi (X) terhadap kinerja (Y).

Latan (2013 : 174) bahwa pengujian efek moderasi dengan menggunakan pendekatan *product indicators* dapat menimbulkan masalah collinearity yang tinggi. Untuk itu Little et al. (2006) mengembangkan sebuah prosedur pengujian SEM dengan variabel moderating untuk mengatasi masalah ini. Pendekatan ini dianggap mempunyai keuntungan dan dapat mengatasi masalah collinearity karena menggunakan residual. Misalkan peneliti mempunyai satu variabel eksogen (ξ) yang diukur dengan dua indikator misalnya X_1 dan X_2 serta variabel moderator (μ) yang diukur dengan dua indikator misalnya X_3 dan X_4 , maka untuk *product indicators* dapat peneliti buat menjadi : $P_1 = X_1 \cdot X_4$, $P_2 = X_1 \cdot X_5$, $P_3 = X_2 \cdot X_4$, $P_4 = X_2 \cdot X_5$.

Kemudian setiap *product indicator* di *regress* dengan semua indikator eksogen dan moderator variabel dan residualnya digunakan sebagai indikator variabel interaksi.

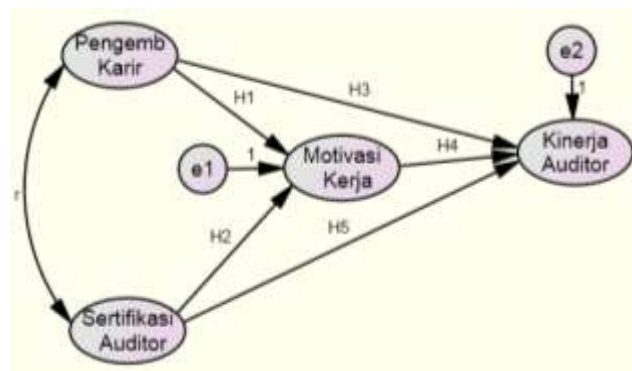
-
- A. Judul Penelitian.**
 - B. Kerangka Pemikiran.**
 - C. Hipotesis Penelitian.**
 - D. Metode Penelitian.**
 - 1. Populasi dan Sampel.
 - 2. Definisi Konseptual, Operasional, Dimensi, Kisi-Kisi Instrumen.
 - E. Teknik Analisis Data.**
 - 1. Analisis Deskriptif.
 - 2. Analisis Inferensial Statistik Dengan Analisis SEM.
 - F. Uji Hipotesis.**
 - G. Pengaruh Langsung, Tidak Langsung & Pengaruh Total.**
 - H. Pembahasan.**
 - I. Kesimpulan, Implikasi & Saran.**
-

Contoh Analisis SEM dalam penelitian menggunakan AMOS 22.00 berikut ini menggunakan data dari *file data_bab12.xls* yang terdapat dalam CD kerja buku ini. Secara grafis diagram jalur model CFA maupun *Full Model* dari contoh ini dibuat dengan cara sebagaimana sudah dibahas pada Bab 7 dalam buku ini.

A. Judul Penelitian.

Pengaruh Pengembangan Karier dan Sertifikasi Auditor terhadap Motivasi Kerja serta Implikasinya pada Kinerja Auditor di Unit-unit Inspektorat Wilayah Kerja 'S'.

B. Kerangka Pemikiran.



Gambar 12.1. Model Teoritik Penelitian.

C. Hipotesis Penelitian.

1. **Pengembangan karir** berpengaruh positif dan signifikan terhadap **motivasi kerja** auditor di unit-unit Inspektorat Wilayah Kerja provinsi 'S'.
2. **Sertifikasi auditor** berpengaruh positif dan signifikan terhadap **motivasi kerja** auditor di unit-unit Inspektorat Wilayah Kerja provinsi 'S'.
3. **Pengembangan karir** berpengaruh positif dan signifikan terhadap **kinerja** auditor di unit-unit Inspektorat Wilayah Kerja provinsi 'S'.
4. **Motivasi kerja** berpengaruh positif dan signifikan terhadap **kinerja** auditor di unit-unit Inspektorat Wilayah Kerja provinsi 'S'.
5. **Sertifikasi auditor** berpengaruh positif dan signifikan terhadap **kinerja** auditor di unit-unit Inspektorat Wilayah Kerja provinsi 'S'.

D. Metode Penelitian

1. Populasi dan Sampel

Populasi dalam penelitian ini adalah semua auditor di unit-unit Inspektorat Wilayah Kerja provinsi 'S' berjumlah 434 auditor, seperti terlihat pada **Tabel 12.1**.

Tabel 12.1. Populasi Penelitian.

No	Inspektorat	Jumlah Auditor
1	A	76
2	B	42
3	C	24
4	D	23
5	E	21
6	F	25
7	G	23
8	H	26
9	I	21
10	J	20
11	K	24
12	L	24
13	M	25
14	N	21
15	O	18
16	P	21
	Jumlah	434

Sumber : Sistem Informasi Kepegawaian Inspektorat Provinsi 'S' tahun 2014.

Teknik penarikan sampel yang digunakan dalam penelitian ini adalah *probability sampling*, yaitu teknik sampling yang memberikan peluang yang sama bagi setiap anggota populasi untuk dipilih menjadi respondent.

Model SEM dengan jumlah variabel laten (konstruk) sampai dengan lima buah, dimana setiap konstruk memiliki tiga atau lebih indikator, jumlah *sample* 100 – 150 sudah memadai. Pada umumnya jumlah 200 respondent dapat diterima pada analisis SEM.

Pada umumnya metode estimasi SEM menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) atau metode lain, seperti GLS atau WLS. Penentuan jumlah sampel berdasarkan pendapat Hair dkk dalam Ghozali (2008a:64) pada metode MLE efektif pada jumlah sampel antara 150 - 400. Jumlah sampel juga dapat ditentukan dengan 5 - 10 sampel per parameter. Dalam penelitian ini terdapat 4 konstruk dengan total 48 parameter. Berdasarkan ketentuan-ketentuan di atas maka jumlah minimum sampel yang akan di ambil dalam penelitian ini sebanyak $5 \times 48 = 240$ responden dari semua auditor yang berada di unit-unit Inspektorat wilayah kerja provinsi 'S', seperti terlihat pada **Tabel 12.2.**

Tabel 12.2. Distribusi Sampel Penelitian.

No	Inspektorat	Jumlah Sampel Secara Proporsional	Jumlah Sampel	Rumus Jumlah Sampel Uji Coba Secara proporsional	Sampel Uji coba
1	A	$(76 : 434) \times 240$	42	$(42 : 240) \times 30$	5
2	B	$(42 : 434) \times 240$	23	$(23 : 240) \times 30$	3
3	C	$(24 : 434) \times 240$	13	$(13 : 240) \times 30$	2
4	D	$(23 : 434) \times 240$	13	$(13 : 240) \times 30$	2
5	E	$(21 : 434) \times 240$	12	$(12 : 240) \times 30$	1
6	F	$(25 : 434) \times 240$	14	$(14 : 240) \times 30$	2
7	G	$(23 : 434) \times 240$	13	$(13 : 240) \times 30$	2
8	H	$(26 : 434) \times 240$	14	$(14 : 240) \times 30$	2
9	I	$(21 : 434) \times 240$	12	$(12 : 240) \times 30$	1
10	J	$(20 : 434) \times 240$	11	$(11 : 240) \times 30$	1
11	K	$(24 : 434) \times 240$	13	$(13 : 240) \times 30$	2
12	L	$(24 : 434) \times 240$	13	$(13 : 240) \times 30$	2
13	M	$(25 : 434) \times 240$	14	$(14 : 240) \times 30$	2
14	N	$(21 : 434) \times 240$	12	$(12 : 240) \times 30$	1
15	O	$(18 : 434) \times 240$	9	$(9 : 240) \times 30$	1
16	P	$(21 : 434) \times 240$	12	$(12 : 240) \times 30$	1
	Jumlah	-	240	-	30

Sumber : Data Primer Diolah Peneliti.

2. Kisi-kisi Instrumen.

Berdasarkan teori, setiap variabel yang diteliti disintesis sehingga dapat dibuat definisi konseptual dan operasional yang diturunkan menjadi dimensi-dimensi dan indikator-indikator yang di resume dalam tabel kisi-kisi instrumen seperti pada Tabel 12.3, di bawah ini :

Tabel 12.3. Kisi-kisi Instrumen Variabel

Variabel	Dimensi	Indikator	Kode	Sumber
Pengembangan Karir	Perencanaan Karier	▪ Kemampuan menilai minat sendiri	PK1	Robert L.Mathis dan H. Jackson (2002), serta Hani Handoko (1997)
		▪ Kemampuan menganalisis opsi	PK2	
		▪ Kemampuan memutuskan tujuan dan kebutuhan	PK3	
		▪ Kemampuan mengkomunikasikan preferensi pengembangan	PK4	
	Manajemen Karier	▪ Kemampuan merencanakan	MK1	
		▪ Penempatan SDM	MK2	
		▪ Sistem rekrutmen dan seleksi	MK3	
		▪ Kesungguhan kerja	MK4	
		▪ Pemanfaatan potensi pegawai	MK5	
Sertifikasi Auditor	Perencanaan	▪ Kebutuhan setiap pegawai	PC1	BPKP, 2010
		▪ Peningkatan kemampuan	PC2	
		▪ Pertimbangan/perhatian atasan	PC3	
		▪ Kontrol bagi pegawai	PC4	
	Pelaksanaan	▪ Prosedur pelaksanaan sertifikasi auditor	PL1	
		▪ Pendidikan dan Pelatihan sertifikasi auditor	PL2	
		▪ Peserta sertifikasi auditor	PL3	
		▪ Materi sertifikasi auditor	PL4	
		▪ Instruktur sertifikasi auditor	PL5	
		▪ Evaluasi sertifikasi auditor	PL6	
		▪ Biaya sertifikasi auditor	PL7	
Motivasi Kerja	Kebutuhan untuk berprestasi	▪ Upaya untuk berprestasi	KP1	David Macklland
		▪ Upaya untuk berprestasi sama atau lebih baik dari pegawai lain	KP2	
		▪ Upaya mengembangkan diri	KP3	
		▪ Upaya untuk mendapatkan pengakuan dari hasil kerja	KP4	
		▪ Semangat untuk mendapatkan informasi terkini	KP5	
		▪ Kemampuan menghadapi kesulitan	KP6	
	Kebutuhan untuk berafiliasi	▪ Semangat untuk berafiliasi dalam bekerja	KA1	
		▪ Semangat untuk dapat bekerjasama	KA2	
		▪ Semangat mematuhi segala aturan	KA3	
		▪ Semangat untuk disiplin tepat pada waktunya	KA4	
		▪ Usaha untuk menjaga persahabatan dengan teman sekerja	KA5	
		▪ Menghormati pimpinan	KA6	
	Kebutuhan	▪ Usaha untuk dihargai	KK1	
		▪ Upaya untuk tidak diremehkan	KK2	

Variabel	Dimensi	Indikator	Kode	Sumber
Kinerja Auditor	untuk kekuasaan	▪ Kehadiran dalam bekerja	KK3	Mangkunegara, 2007
		▪ Usaha untuk menjaga wibawa	KK4	
	Kualitas Kerja	▪ Penyelesaikan rencana kerja seksi Pengawasan	KLK1	
		▪ Kesesuaian estimasi target penyelesaian kerja	KLK2	
		▪ Ketepatan waktu pemberian laporan hasil pelaksanaan dan analisa ketercapaiannya pada atasan.	KLK3	
		▪ Menyusun/membuat program pembinaan tindak lanjut jangka pendek maupun jangka menengah	KLK4	
	Kuantitas Kerja	▪ Kelengkapan berkas dalam menyusun hasil kunjungan kerja ke wilayah binaan	KTK1	
		▪ Penyelesaiann konsep Surat penting	KTK2	
	Keandalan	▪ Penelitian material atas kebenaran pelaporan setiap wilayah binaan	KD1	
		▪ Kesesuaian latar belakang pendidikan dengan beban pekerjaan.	KD2	
		▪ Inisiatif dalam mengatasi pekerjaan yang dianggap sulit	KD3	
	Sikap	▪ Sikap loyal terhadap organisasi, serta tugas yang diemban	SP1	
		▪ Membantu pegawai lainnya	SP2	
		▪ Bekerja sangat kompak dan selalu bekerjasama dalam proses kerja ataupun dalam memecahkan suatu masalah	SP3	

E. Teknik Analisis Data

1. Analisis Deskriptif

Analisis diskriptif digunakan untuk menggambarkan kondisi dan karakteristik jawaban responden untuk masing-masing konstruk atau variabel yang diteliti. Hasil analisis deskriptif selanjutnya digunakan untuk mendapatkan tendensi jawaban responden mengenai kondisi masing-masing konstruk atau variabel penelitian. Informasi yang diperoleh dari analisis deskriptif adalah *central tendency, dispersion, frequency distribution, percentile values* dan pemaparan grafik.

Contoh hasil analisis deskriptif variable Pengembangan Karir. Seperti terlihat pada Tabel 12.4.

Tabel 12.4. Hasil Analisis Statistik Deskriptif Pengembangan Karir.

		PK1	PK2	PK3	PK4	MK1	MK2	MK3	MK4	MK5
N	Valid	240	240	240	240	240	240	240	240	240
	Missing	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Mean		4.10	4.10	4.15	4.14	4.21	4.03	4.16	4.20	4.24
Std. Error of Mean		.046	.053	.055	.053	.054	.054	.057	.053	.051
Median		4.00	4.00	4.00	4.00	4.00	4.00	4.00	4.00	4.00
Mode		4	4	5	5	5	5	5	5	5
Std. Deviation		.716	.820	.847	.826	.834	.833	.879	.824	.787
Variance		.512	.673	.717	.683	.695	.693	.773	.679	.619

Skewness		-.363	-.409	-.425	-.314	-.548	-.107	-.472	-.432	-.508
Std. Error of Skewness		.157	.157	.157	.157	.157	.157	.157	.157	.157
Kurtosis		-.320	-.814	-1.149	-1.344	-.984	-1.442	-1.177	-1.268	-1.045
Std. Error of Kurtosis		.313	.313	.313	.313	.313	.313	.313	.313	.313
Range		3	3	3	3	3	3	3	3	3
Minimum		2	2	2	2	2	2	2	2	2
Maximum		5	5	5	5	5	5	5	5	5
Sum		985	983	997	994	1011	968	999	1008	1018
Percentiles	25	4.00	3.25	3.00	3.00	4.00	3.00	3.00	3.25	4.00
	50	4.00	4.00	4.00	4.00	4.00	4.00	4.00	4.00	4.00
	75	5.00	5.00	5.00	5.00	5.00	5.00	5.00	5.00	5.00

Sumber : Data primer diolah dengan SPSS 20.00

2. Analisis Inferensial Statistik Dengan Analisis SEM

Analisis SEM dalam penelitian ini menggunakan teknik dua tahap (*Two-Step Approach*). Tahap pertama adalah pengukuran variabel dengan teknik CFA (*Confirmatory Factor Analysis*) sehingga diperoleh konstruk eksogen maupun endogen gabungan yang *fit* sehingga dapat diterima. Model CFA dapat diterima apabila memiliki kecocokan data model validitas dan reliabilitas yang baik (Wijanto, 2008:69).

Tahap kedua dari *two step approach* adalah melakukan pengukuran atau pengujian struktur *full model SEM*. Cara mendapatkan struktur *full model SEM* adalah dengan cara menggabungkan model CFA dari konstruk eksogen maupun endogen gabungan yang sudah *fit* menjadi satu model keseluruhan (*hybrid model*) atau *full model* untuk diestimasi dan dianalisis. Model dikatakan bagus atau *fit* jika memenuhi uji kecocokan model secara keseluruhan (Uji GOF) serta evaluasi terhadap model strukturnya sehingga diperoleh *full model* yang dapat diterima.

a. Analisis Faktor Konfirmatori (*Confirmatory Factor Analysis*) atau CFA

Analisis faktor konfirmatori dirancang untuk menguji *unidimensionalitas* dari suatu konstruk teoritis. Analisis ini sering juga disebut menguji validitas suatu konstruk teoritis (Ghozali, 2008a:121). Variabel laten yang kita gunakan dalam penelitian ini dibentuk berdasarkan konsep teoritis dengan beberapa indikator atau variabel manifest. Analisis konfirmatori ingin menguji apakah indikator dan dimensi pembentuk konstruk laten merupakan indikator dan dimensi yang valid sebagai pengukur konstruk laten.

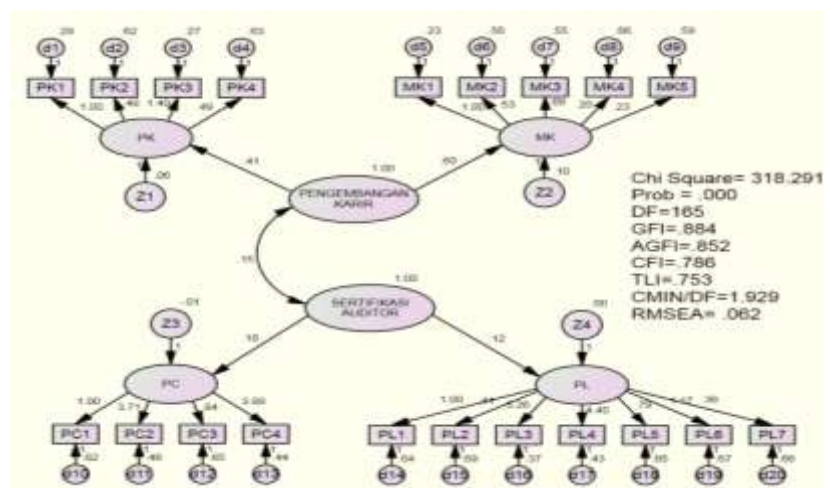
Analisis konfirmatori dalam penelitian ini merupakan model *CFA 2nd Order* yang dilakukan antar konstruk eksogen dan antar konstruk endogen secara gabungan. Dalam penelitian ini terdiri dari dua konstruk eksogen dan dua konstruk endogen. Variabel pengembangan karir dan sertifikasi auditor merupakan konstruk eksogen, sedangkan variabel motivasi kerja dan kinerja merupakan konstruk endogen. Hasil analisis konfirmatori atau CFA antar konstruk eksogen maupun antar konstruk endogen akan dibahas pada bagian selanjutnya. Adapun pengujian CFA merujuk pada kriteria model *fit* yang terdapat pada **Table 12.5**.

Tabel 12.5. Goodness Of Fit Index.

No	Goodness Of Fit Index	Cut Off Value (Nilai Batas)	Kriteria
1.	DF	> 0	Over Identified
2.	Chi-Square	< $\alpha \cdot df$	Fit
	Probability	> 0,05	
3.	CMIN/DF	< 2	Fit
4.	GFI	$\geq 0,90$	Fit
5.	AGFI	$\geq 0,90$	Fit
6.	CFI	$\geq 0,90$	Fit
7.	TLI atau NNFI	$\geq 0,90$	Fit
8.	NFI	$\geq 0,90$	Fit
9.	IFI	$\geq 0,90$	Fit
10.	RMSEA	$\leq 0,08$	Fit
11.	RMR	$\leq 0,05$	Fit

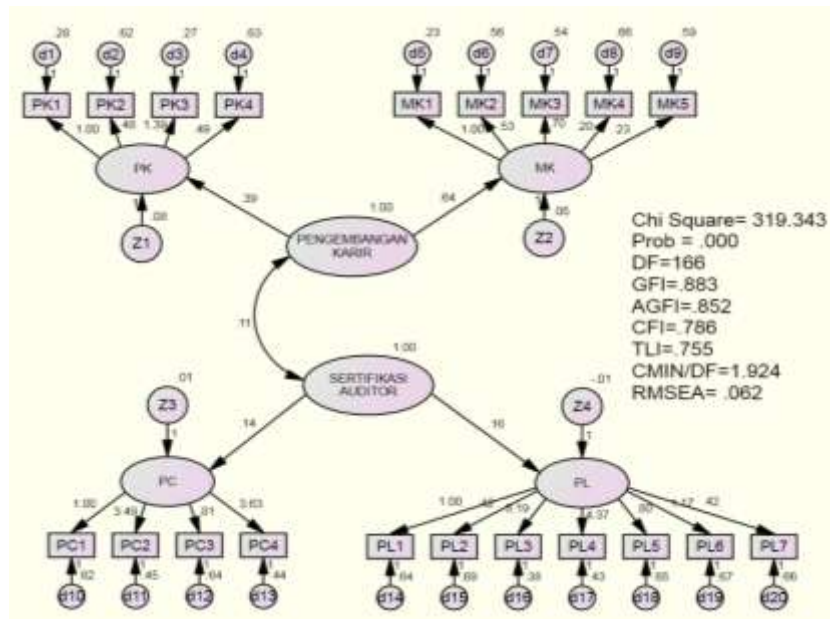
Sumber : Ghozali (2008) dan Wijanto (2008).

1. Confirmatory Factor Analysis (CFA) Konstruk Eksogen.



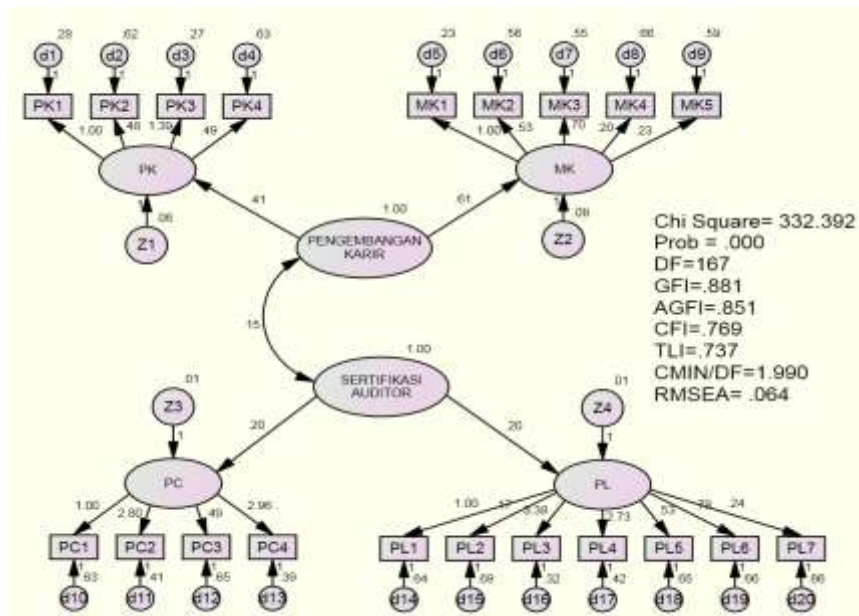
Gambar 12.2. Model_1 CFA Konstruk Eksogen

Dalam diagram jalur pada Model_1 CFA konstruk eksogen mengandung persoalan identifikasi karena terdapat varian yang negatif pada $z3 = (-0,009$ dibulatkan menjadi $-0,01$) sehingga varian $z3$ harus dibuat *fix* dengan nilai yang kecil (sebesar 0,005), dengan demikian diperoleh Model_2 CFA konstruk eksogen sebagai berikut :



Gambar 12.3. Model_2 CFA Konstruk Eksogen

Berdasarkan gambar 12.3. di atas mengindikasikan bahwa pada model_2 CFA konstruk eksogen masih memiliki nilai varian negatif ($z_4 = -0,008$ dibulatkan menjadi $-0,01$) sehingga varian z_4 harus dibuat *fix* dengan nilai yang kecil (sebesar 0,005), dengan demikian diperoleh model_3 CFA konstruk eksogen sebagai berikut:



Gambar 12.4. Model_3 CFA Konstruk Eksogen

Gambar 12.4. di atas mengindikasikan bahwa model_3 CFA konstruk eksogen tidak lagi memiliki varian yang negatif. Dengan demikian dapat dilanjutkan dengan pengujian signifikansi terhadap dimensi dan indikator yang merefleksikan konstruk serta uji validitas konstruk.

Berikut ini adalah hasil *Print Output AMOS 22.00* dari Model_3 CFA Konstruk Eksogen :

Scalar Estimates (Group number 1 - Default model)

Maximum Likelihood Estimates

Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
PK	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	.406	.139	2.922	.003	par_8
MK	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	.610	.199	3.063	.002	par_9
PC	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	.201	.041	4.867	***	par_19
PL	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	.203	.041	4.907	***	par_20
PK1	<---	PK	1.000				
PK2	<---	PK	.482	.130	3.715	***	par_1
PK3	<---	PK	1.392	.178	7.810	***	par_2
PK4	<---	PK	.490	.131	3.739	***	par_3
MK1	<---	MK	1.000				
MK2	<---	MK	.531	.093	5.709	***	par_4
MK3	<---	MK	.695	.107	6.480	***	par_5
MK4	<---	MK	.200	.091	2.205	.027	par_6
MK5	<---	MK	.230	.089	2.582	.010	par_7
PC4	<---	PC	2.964	.604	4.911	***	par_10
PC3	<---	PC	.494	.292	1.688	.091	par_11
PC2	<---	PC	2.803	.568	4.931	***	par_12
PC1	<---	PC	1.000				
PL7	<---	PL	.240	.279	.859	.390	par_13
PL6	<---	PL	.782	.309	2.533	.011	par_14
PL5	<---	PL	.533	.290	1.836	.066	par_15
PL4	<---	PL	2.727	.534	5.103	***	par_16
PL3	<---	PL	3.377	.670	5.044	***	par_17
PL2	<---	PL	.167	.285	.586	.558	par_18
PL1	<---	PL	1.000				

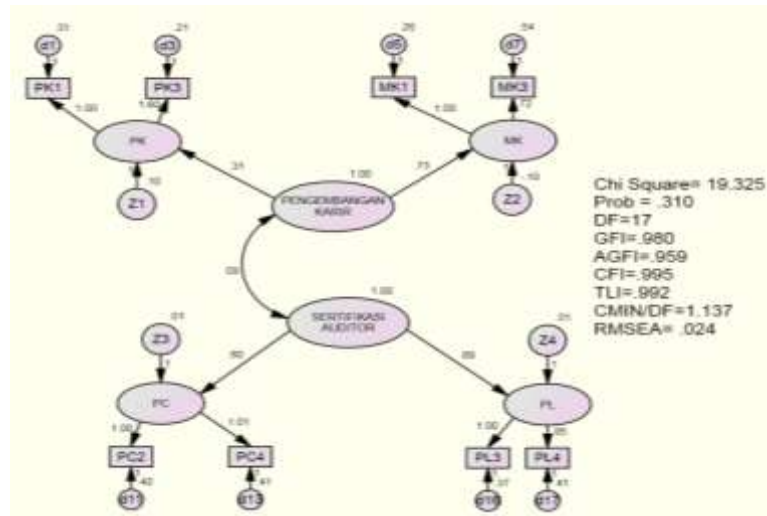
Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate
PK	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	.852
MK	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	.897
PC	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	.943
PL	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	.944

	Estimate
PK1 <--- PK	.667
PK2 <--- PK	.280
PK3 <--- PK	.784
PK4 <--- PK	.283
MK1 <--- MK	.818
MK2 <--- MK	.435
MK3 <--- MK	.540
MK4 <--- MK	.165
MK5 <--- MK	.199
PC4 <--- PC	.712
PC3 <--- PC	.129
PC2 <--- PC	.679
PC1 <--- PC	.259
PL7 <--- PL	.063
PL6 <--- PL	.203
PL5 <--- PL	.141
PL4 <--- PL	.670
PL3 <--- PL	.787
PL2 <--- PL	.043
PL1 <--- PL	.259

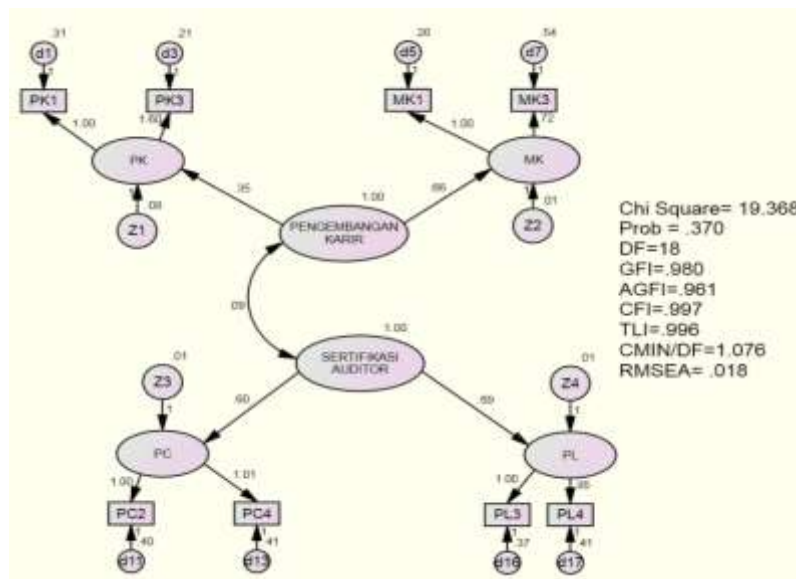
Berdasarkan *output* AMOS 22.00 pada *Regression Weights: (Group number 1 - Default model)* di atas dapat diketahui bahwa dimensi dari konstruk eksogen seluruhnya signifikan karena memiliki nilai $C.R. \geq 1,96$ atau *probability* (P) $\leq 0,05$. Adapun indikatornya terdapat beberapa indikator (PC3, PL2, PL5, dan PL7) yang tidak signifikan karena memiliki nilai $C.R. \leq 1,96$ atau *probability* (P) $\geq 0,05$. Sedangkan dari *output* AMOS 22.00 pada *Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)* di atas dapat diketahui bahwa terdapat beberapa indikator (PK2, PK4, MK2, MK4, MK5, PC1, PC3, PL1, PL2, PL5, PL6, dan PL7) tidak valid karena memiliki faktor *loading standard* $\leq 0,5$. Oleh karena itu indikator PK2, PK4, MK2, MK4, MK5, PC1, PC3, PL1, PL2, PL5, PL6, dan PL7 *didrop* atau dibuang dari konstruk eksogen pada analisis selanjutnya.

Dengan demikian diperoleh Model_4 CFA Konstruk Eksogen sebagai berikut :



Gambar 12.5. Model_4 CFA Konstruk Eksogen

Berdasarkan gambar 12.5 di atas menunjukkan bahwa Model_4 CFA Konstruk Eksogen mempunyai nilai varian yang negatif ($z2 = -0,102$ dibulatkan menjadi $-0,10$) sehingga varian $z2$ harus dibuat *fix* dengan nilai positif yang kecil (sebesar $0,005$), dengan demikian diperoleh Model_5 CFA Konstruk Eksogen sebagai berikut :



Gambar 12.6. Model_5 CFA Konstruk Eksogen

Gambar 12.6 di atas mengindikasikan bahwa model _5 CFA konstruk eksogen tidak lagi memiliki varian yang negatif. Dengan demikian dapat dilanjutkan dengan pengujian signifikansi terhadap dimensi dan indikator yang merefleksikan konstruk serta uji validitas konstruk.

Berikut ini adalah hasil *Print Output AMOS 22.00* dari Model_5 CFA Konstruk Eksogen :

Scalar Estimates (Group number 1 - Default model)**Maximum Likelihood Estimates****Regression Weights: (Group number 1 - Default model)**

		Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
PK	<--- PENGEMBANGAN_KARIR	.350	.055	6.340	***	par_3
MK	<--- PENGEMBANGAN_KARIR	.657	.065	10.065	***	par_4
PC	<--- SERTIFIKASI_AUDITOR	.603	.056	10.725	***	par_7
PL	<--- SERTIFIKASI_AUDITOR	.692	.058	11.866	***	par_8
PK1	<--- PK	1.000				
PK3	<--- PK	1.596	.225	7.084	***	par_1
MK1	<--- MK	1.000				
MK3	<--- MK	.723	.119	6.080	***	par_2
PC4	<--- PC	1.009	.120	8.435	***	par_5
PC2	<--- PC	1.000				
PL4	<--- PL	.852	.098	8.718	***	par_6
PL3	<--- PL	1.000				

Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

		Estimate
PK	<--- PENGEMBANGAN_KARIR	.785
MK	<--- PENGEMBANGAN_KARIR	.994
PC	<--- SERTIFIKASI_AUDITOR	.993
PL	<--- SERTIFIKASI_AUDITOR	.995
PK1	<--- PK	.624
PK3	<--- PK	.842
MK1	<--- MK	.794
MK3	<--- MK	.545
PC4	<--- PC	.693
PC2	<--- PC	.693
PL4	<--- PL	.677
PL3	<--- PL	.754

Berdasarkan *output* AMOS 22.00 pada *Regression Weights: (Group number 1 - Default model)* di atas dapat diketahui bahwa dimensi maupun indikator dari konstruk eksogen dalam Model_5 CFA seluruhnya signifikan (karena nilai $P \leq 0,05$ atau terdapat tanda ***). Sedangkan dari *output* AMOS 22.00 pada *Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)* di atas dapat diketahui bahwa dimensi dan indikator dalam Model_5 CFA Konstruk Eksogen seluruhnya valid karena memiliki nilai faktor *loading standard* $\geq 0,5$ (Igbaria et.al. dalam Wijanto, 2008:65 dan Ghozali, 2008a: 135). Dengan demikian tidak ada lagi dimensi maupun indikator yang di-drop (dibuang) dari analisis selanjutnya.

Selanjutnya dilakukan pengujian terhadap kelayakan Model_5 CFA Konstruk Eksogen. Dari diagram jalur pada Gambar 12.6. di atas dapat terlihat bahwa Model_5 CFA Konstruk Eksogen

memiliki *goodness of fit* yang baik, karena nilai probabilitas dari *Chi-Square* lebih besar dari 0,05 yaitu sebesar 0,370. Demikian juga dengan nilai-nilai DF, GFI, AGFI, CFI, TLI, CMIN/DF, dan RMSEA telah memenuhi nilai yang direkomendasikan (lihat Tabel 12.5. *Goodness Of Fit Index* di atas). Hasil pengujian Model_5 CFA Konstruk Eksogen diringkas dalam tabel berikut :

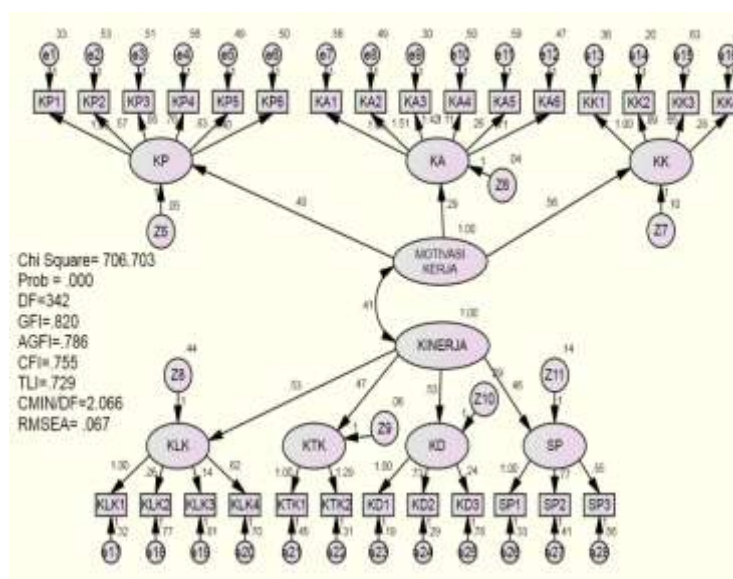
Tabel 12.6. Hasil Pengujian Model_5 CFA Konstruk Eksogen.

No	Goodness – Of – Fit Index	Cut off Value (Nilai Batas)	Hasil	Kriteria
1	χ^2 - Chi Square	< 28,869	19,368	Good Fit
2	Significance probability	$\geq 0,05$	0,370	
3	DF	> 0	18	Over Identified
4	GFI	$\geq 0,90$	0,980	Good Fit
5	AGFI	$\geq 0,90$	0,961	Good Fit
6	CFI	$\geq 0,95$	0,997	Good Fit
7	TLI	$\geq 0,95$	0,996	Good Fit
8	CMIN/DF	$\leq 2,0$	1,076	Good Fit
9	RMSEA	$\leq 0,08$	0,018	Good Fit

Sumber : Data Primer Diolah Peneliti dengan dengan AMOS 22.00.

Dari Tabel 12.6. di atas dapat disimpulkan bahwa secara keseluruhan Model_5 CFA Konstruk Eksogen merupakan *Fit Model* dari konstruk eksogen yang dapat diterima.

2. Confirmatory Factor Analysis (CFA) Konstruk Endogen



Gambar 12.7 Model_1 CFA Konstruk Endogen

Gambar 12.7. menunjukkan bahwa Model_1 CFA Konstruk Endogen tidak mengandung varian yang bernilai negatif. Dengan demikian dapat dilanjutkan dengan pengujian signifikansi terhadap dimensi dan indikator yang merefleksikan konstruk serta uji validitas konstruk.

Berikut ini adalah hasil *Print Output AMOS 22.00* dari Model_1 CFA Konstruk Endogen :

Scalar Estimates (Group number 1 - Default model)

Maximum Likelihood Estimates

Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
KP	<---	MOTIVASI_KERJA	.398	.050	7.954	***	par_14
KA	<---	MOTIVASI_KERJA	.288	.053	5.447	***	par_15
KK	<---	MOTIVASI_KERJA	.562	.059	9.541	***	par_16
KLK	<---	KINERJA	.531	.071	7.448	***	par_20
KD	<---	KINERJA	.532	.062	8.511	***	par_26
SP	<---	KINERJA	.457	.058	7.930	***	par_27
KTK	<---	KINERJA	.470	.064	7.383	***	par_29
KP1	<---	KP	1.000				
KP2	<---	KP	.570	.131	4.365	***	par_1
KP3	<---	KP	.846	.147	5.742	***	par_2
KP4	<---	KP	.761	.140	5.451	***	par_3
KP5	<---	KP	.833	.143	5.828	***	par_4
KP6	<---	KP	1.399	.187	7.479	***	par_5
KA1	<---	KA	1.000				
KA2	<---	KA	1.507	.289	5.210	***	par_6
KA3	<---	KA	1.416	.272	5.203	***	par_7
KA4	<---	KA	1.112	.252	4.408	***	par_8
KA5	<---	KA	.258	.180	1.437	.151	par_9
KA6	<---	KA	.709	.197	3.603	***	par_10
KK1	<---	KK	1.000				
KK2	<---	KK	.989	.097	10.172	***	par_11
KK3	<---	KK	.647	.102	6.366	***	par_12
KK4	<---	KK	.280	.093	3.002	.003	par_13
KLK4	<---	KLK	.616	.117	5.259	***	par_17
KLK3	<---	KLK	.136	.082	1.669	.095	par_18
KLK2	<---	KLK	.261	.086	3.055	.002	par_19
KLK1	<---	KLK	1.000				
KTK2	<---	KTK	1.288	.182	7.092	***	par_21
KTK1	<---	KTK	1.000				
KD3	<---	KD	.238	.093	2.546	.011	par_22
KD2	<---	KD	.729	.088	8.276	***	par_23

			Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
KD1	<---	KD	1.000				
SP3	<---	SP	.551	.116	4.770	***	par_24
SP2	<---	SP	.769	.124	6.192	***	par_25
SP1	<---	SP	1.000				

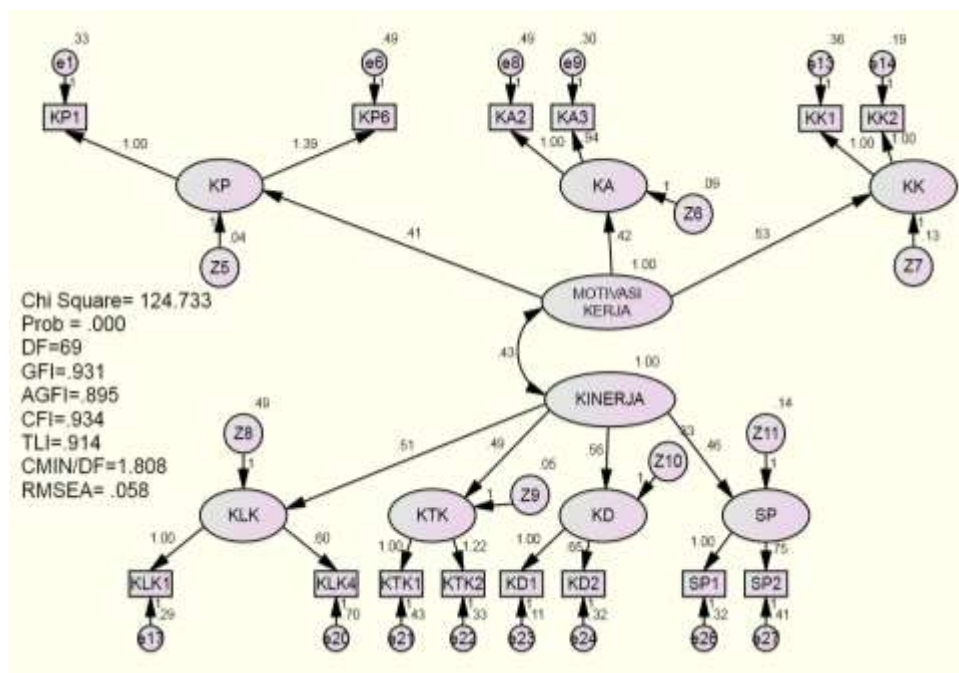
Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate
KP	<---	MOTIVASI_KERJA	.870
KA	<---	MOTIVASI_KERJA	.837
KK	<---	MOTIVASI_KERJA	.875
KLK	<---	KINERJA	.627
KD	<---	KINERJA	.704
SP	<---	KINERJA	.779
KTK	<---	KINERJA	.888
KP1	<---	KP	.620
KP2	<---	KP	.338
KP3	<---	KP	.477
KP4	<---	KP	.422
KP5	<---	KP	.478
KP6	<---	KP	.673
KA1	<---	KA	.419
KA2	<---	KA	.594
KA3	<---	KA	.665
KA4	<---	KA	.477
KA5	<---	KA	.115
KA6	<---	KA	.334
KK1	<---	KK	.731
KK2	<---	KK	.816
KK3	<---	KK	.462
KK4	<---	KK	.215
KLK4	<---	KLK	.529
KLK3	<---	KLK	.127
KLK2	<---	KLK	.245
KLK1	<---	KLK	.832
KTK2	<---	KTK	.776
KTK1	<---	KTK	.621
KD3	<---	KD	.200
KD2	<---	KD	.718
KD1	<---	KD	.868

			Estimate
SP3	<---	SP	.398
SP2	<---	SP	.578
SP1	<---	SP	.715

Berdasarkan *output* AMOS 22.00 pada *Regression Weights: (Group number 1 - Default model)* di atas dapat diketahui bahwa dimensi dari konstruk endogen seluruhnya signifikan karena memiliki nilai C.R. $\geq 1,96$ atau terdapat tanda *** pada *probability* (P). Adapun indikatornya terdapat beberapa indikator (KA₅ dan KLK₃) yang tidak signifikan karena memiliki nilai C.R. $\leq 1,96$ atau *probability* (P) $\geq 0,05$. Sedangkan dari *output* AMOS 22.00 pada *Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)* di atas dapat diketahui bahwa terdapat beberapa indikator (KP₂, KP₃, KP₄, KP₅, KA₁, KA₄, KA₅, KA₆, KK₃, KK₄, KLK₂, KLK₃, KD₃, dan SP₃) tidak valid karena memiliki faktor *loading standard* $\leq 0,5$. Oleh karena itu indikator KP₂, KP₃, KP₄, KP₅, KA₁, KA₄, KA₅, KA₆, KK₃, KK₄, KLK₂, KLK₃, KD₃, dan SP₃ *didrop* atau dibuang dari konstruk endogen pada analisis selanjutnya.

Dengan demikian diperoleh Model_2 CFA Konstruk Endogen sebagai berikut :



Gambar 12.8. Model_2 CFA Konstruk Endogen

Gambar 12.8. di atas menunjukkan bahwa Model_2 CFA Konstruk Endogen tidak lagi memiliki varian yang negatif. Dengan demikian dapat dilanjutkan dengan pengujian signifikansi terhadap dimensi dan indikator yang merefleksikan konstruk serta uji validitas konstruk.

Berikut ini adalah hasil *Print Output AMOS 22.00* dari Model_2 CFA Konstruktif Endogen :

Scalar Estimates (Group number 1 - Default model)

Maximum Likelihood Estimates

Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
KP	<---	MOTIVASI_KERJA	.411	.056	7.332	***	par_4
KA	<---	MOTIVASI_KERJA	.422	.065	6.498	***	par_5
KK	<---	MOTIVASI_KERJA	.533	.066	8.054	***	par_6
KLK	<---	KINERJA	.505	.073	6.968	***	par_8
KD	<---	KINERJA	.557	.062	9.058	***	par_12
SP	<---	KINERJA	.458	.058	7.878	***	par_13
KTK	<---	KINERJA	.493	.063	7.845	***	par_15
KP1	<---	KP	1.000				
KP6	<---	KP	1.393	.210	6.621	***	par_1
KA2	<---	KA	1.000				
KA3	<---	KA	.944	.164	5.769	***	par_2
KK1	<---	KK	1.000				
KK2	<---	KK	1.000	.117	8.584	***	par_3
KLK4	<---	KLK	.605	.137	4.414	***	par_7
KLK1	<---	KLK	1.000				
KTK2	<---	KTK	1.217	.167	7.281	***	par_9
KTK1	<---	KTK	1.000				
KD2	<---	KD	.648	.085	7.606	***	par_10
KD1	<---	KD	1.000				
SP2	<---	SP	.749	.131	5.716	***	par_11
SP1	<---	SP	1.000				

Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate
KP	<---	MOTIVASI_KERJA	.892
KA	<---	MOTIVASI_KERJA	.809
KK	<---	MOTIVASI_KERJA	.827
KLK	<---	KINERJA	.586
KD	<---	KINERJA	.694
SP	<---	KINERJA	.774
KTK	<---	KINERJA	.903
KP1	<---	KP	.625
KP6	<---	KP	.675
KA2	<---	KA	.596

			Estimate
KA3	<---	KA	.670
KK1	<---	KK	.735
KK2	<---	KK	.830
KLK4	<---	KLK	.528
KLK1	<---	KLK	.847
KTK2	<---	KTK	.754
KTK1	<---	KTK	.639
KD2	<---	KD	.679
KD1	<---	KD	.923
SP2	<---	SP	.568
SP1	<---	SP	.721

Berdasarkan *output* AMOS 22.00 pada *Regression Weights: (Group number 1 - Default model)* di atas dapat diketahui bahwa dimensi maupun indikator dari konstruk endogen dalam Model_2 CFA seluruhnya signifikan (karena nilai $P \leq 0,05$ atau terdapat tanda ***). Sedangkan dari *output* AMOS 22.00 pada *Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)* di atas dapat diketahui bahwa dimensi dan indikator dalam Model_2 CFA Konstruk Endogen seluruhnya valid karena memiliki nilai faktor *loading standard* $\geq 0,5$ (Igbaria *et.al.* dalam Wijanto, 2008:65 dan Ghazali, 2008a:135). Dengan demikian tidak ada lagi dimensi maupun indikator yang di-drop (dibuang) dari analisis selanjutnya.

Selanjutnya dilakukan pengujian terhadap kelayakan Model_2 CFA Konstruk Endogen. Dari diagram jalur pada **Gambar 12.8.** di atas dapat terlihat bahwa Model_2 CFA Konstruk Endogen masih belum *fit*, karena nilai probabilitas dari *Chi-Square* $\leq 0,05$ yaitu sebesar 0,000 dan perlu dilakukan modifikasi model untuk memperkecil nilai *Chi-Square* agar model menjadi *fit* dengan cara membuat *covarian* antar indikator yang memiliki nilai *Modification Indices* (M.I.) yang besar. Nilai M.I. dapat dilihat dari *output* AMOS 22.00 dibawah ini :

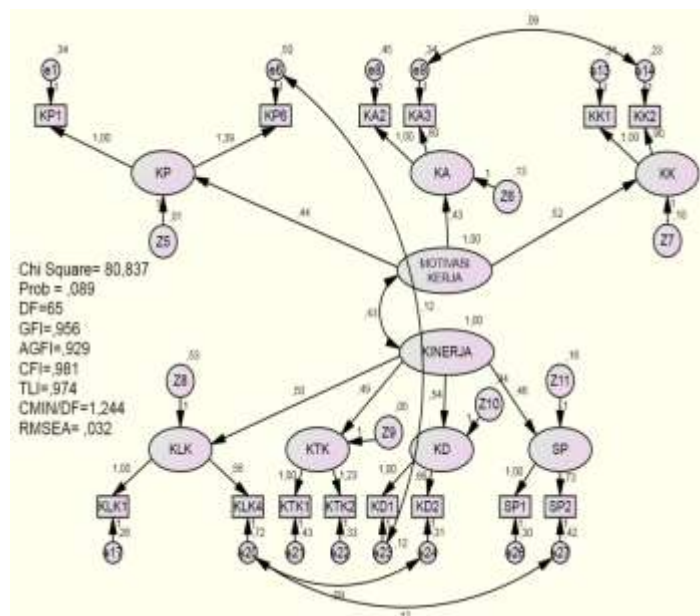
Modification Indices (Group number 1 - Default model)

Covariances: (Group number 1 - Default model)

			M.I.	Par Change
Z6	<-->	KINERJA	6,396	-,106
Z5	<-->	Z10	7,515	,064
e23	<-->	MOTIVASI_KERJA	4,314	,093
e23	<-->	Z5	12,944	,072
e21	<-->	Z10	4,040	,067
e21	<-->	e23	5,454	,067
e22	<-->	MOTIVASI_KERJA	5,183	-,115
e22	<-->	Z11	5,395	,068

			M.I.	Par Change
e22	<-->	e26	5,983	,076
e20	<-->	e26	6,722	-,102
e20	<-->	e27	8,910	,118
e20	<-->	e24	8,755	,100
e14	<-->	Z6	4,005	,043
e13	<-->	e20	4,424	,081
e9	<-->	e14	8,926	,070
e8	<-->	e21	4,487	-,076
e6	<-->	KINERJA	5,899	,139
e6	<-->	Z10	6,616	,097
e6	<-->	e27	5,102	-,082
e6	<-->	e23	14,386	,122
e6	<-->	e24	5,532	-,073
e6	<-->	e17	5,126	,100

Dari output AMOS 22.00 pada *Modification Indices (Group number 1 - Default model)* di atas dapat dipilih *covarian* antara e6 dengan e23; e9 dengan e14; e20 dengan e27; dan *covarian* antara e20 dengan e24 yang memiliki nilai M.I. terbesar yaitu masing-masing sebesar 14,386; 8,926; 8,910 dan 8,755 (antar *error* varian indikator) sehingga diperoleh diagram Model_3 CFA Konstruktif Endogen sebagai berikut :



Gambar 12.9. Model_3 CFA Konstruktif Endogen

Gambar 12.9. menunjukkan bahwa pada diagram Model_3 CFA Konstruk Endogen tidak terdapat persoalan identifikasi model. Dengan demikian dapat dilanjutkan pengujian signifikansi dimensi maupun indikator pengukur konstruk dan pengujian validitas konstruk.

Berikut ini adalah hasil *Print Output AMOS 22.00* dari Model_3 CFA Konstruk Endogen :

Scalar Estimates (Group number 1 - Default model)

Maximum Likelihood Estimates

Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
KP	<---	MOTIVASI_KERJA	,435	,059	7,357	***	par_4
KA	<---	MOTIVASI_KERJA	,427	,064	6,661	***	par_5
KK	<---	MOTIVASI_KERJA	,525	,067	7,810	***	par_6
KLK	<---	KINERJA	,499	,073	6,847	***	par_8
KD	<---	KINERJA	,536	,061	8,732	***	par_12
SP	<---	KINERJA	,465	,058	8,003	***	par_13
KTK	<---	KINERJA	,494	,064	7,769	***	par_15
KP1	<---	KP	1,000				
KP6	<---	KP	1,386	,212	6,539	***	par_1
KA2	<---	KA	1,000				
KA3	<---	KA	,798	,147	5,417	***	par_2
KK1	<---	KK	1,000				
KK2	<---	KK	,905	,109	8,287	***	par_3
KLK4	<---	KLK	,562	,137	4,091	***	par_7
KLK1	<---	KLK	1,000				
KTK2	<---	KTK	1,230	,170	7,256	***	par_9
KTK1	<---	KTK	1,000				
KD2	<---	KD	,663	,088	7,550	***	par_10
KD1	<---	KD	1,000				
SP2	<---	SP	,731	,127	5,741	***	par_11
SP1	<---	SP	1,000				

Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate
KP	<---	MOTIVASI_KERJA	,968
KA	<---	MOTIVASI_KERJA	,761
KK	<---	MOTIVASI_KERJA	,776
KLK	<---	KINERJA	,566
KD	<---	KINERJA	,676
SP	<---	KINERJA	,762
KTK	<---	KINERJA	,911
KP1	<---	KP	,610

			Estimate
KP6	<---	KP	,661
KA2	<---	KA	,642
KA3	<---	KA	,612
KK1	<---	KK	,770
KK2	<---	KK	,787
KLK4	<---	KLK	,505
KLK1	<---	KLK	,866
KTK2	<---	KTK	,758
KTK1	<---	KTK	,635
KD2	<---	KD	,685
KD1	<---	KD	,915
SP2	<---	SP	,569
SP1	<---	SP	,743

Berdasarkan *output* AMOS 22.00 pada *Regression Weights: (Group number 1 - Default model)* di atas dapat diketahui bahwa dimensi maupun indikator dari konstruk endogen dalam Model_3 CFA seluruhnya signifikan (karena nilai $P \leq 0,05$ atau terdapat tanda ***). Sedangkan dari *output* AMOS 22.00 pada *Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)* di atas dapat diketahui bahwa dimensi dan indikator dalam Model_3 CFA Konstruk Endogen seluruhnya valid karena memiliki nilai faktor *loading standard* $\geq 0,5$ (Igarria *et.al.* dalam Wijanto, 2008:65 dan Ghozali, 2008a:135). Dengan demikian tidak ada lagi dimensi maupun indikator yang di-drop (dibuang) dari analisis selanjutnya.

Selanjutnya dilakukan pengujian terhadap kelayakan Model_3 CFA Konstruk Endogen. Dari diagram jalur pada **Gambar 12.9.** di atas dapat terlihat bahwa Model_3 CFA Konstruk Endogen memiliki *goodness of fit* yang baik, karena nilai *probabilitas* dari *Chi-Square* $> 0,05$ yaitu sebesar 0,089 serta nilai-nilai DF, GFI, AGFI, CFI, TLI, CMIN/DF, dan RMSEA telah memenuhi nilai yang direkomendasikan (**Tabel 12.5. Goodness Of Fit Index**). Hasil pengujian Model_3 CFA Konstruk Endogen diringkas dalam **Tabel 12.7.**

Tabel 12.7. Hasil Pengujian Model_2 CFA Konstruk Endogen.

No	<i>Goodness – Of – Fit Index</i>	<i>Cut off Value (Nilai Batas)</i>	Hasil	Kriteria
1	$\chi^2 - Chi Square$	$< 84,821$	80,837	<i>Good Fit</i>
2	<i>Significance probability</i>	$\geq 0,05$	0,089	
3	DF	> 0	65	<i>Over Identified</i>
4	GFI	$\geq 0,90$	0,956	<i>Good Fit</i>
5	AGFI	$\geq 0,90$	0,929	<i>Good Fit</i>
6	CFI	$\geq 0,95$	0,981	<i>Good Fit</i>

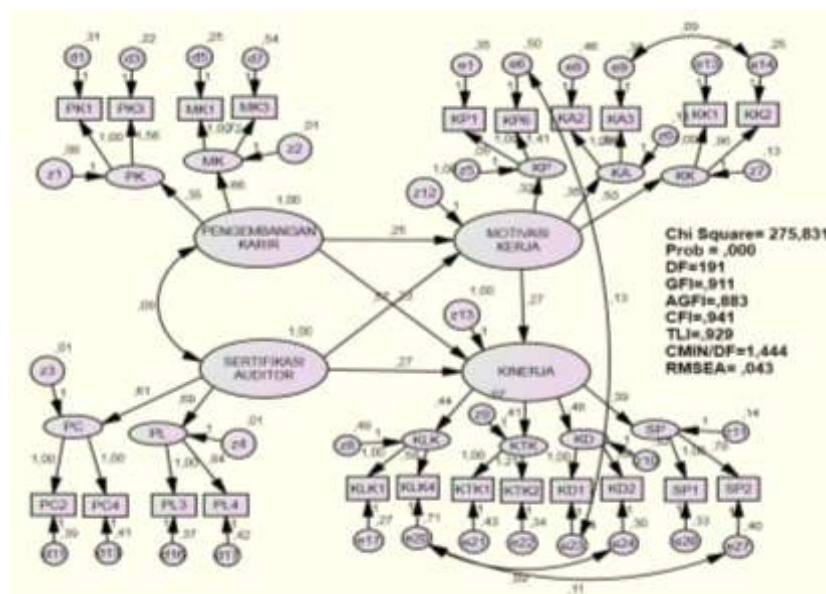
7	TLI	$\geq 0,95$	0,974	<i>Good Fit</i>
8	CMIN/DF	$\leq 2,0$	1,244	<i>Good Fit</i>
9	RMSEA	$\leq 0,08$	0,032	<i>Good Fit</i>

Tabel 12.7. di atas menjelaskan bahwa secara keseluruhan Model_3 CFA Konstruk Endogen merupakan *Fit Model* dari konstruk endogen yang dapat diterima.

b. Pengukuran Model Struktural Lengkap.

Analisis selanjutnya adalah analisis *Structural Equation Modelling* (SEM) secara *full model*, setelah dilakukan analisis terhadap tingkat *unidimensionalitas* dari dimensi maupun indikator-indikator pembentuk variabel laten atau konstruk eksogen maupun endogen yang diuji dengan *confirmatory factor analysis*. Analisis hasil pengolahan data pada tahap *full model* SEM dilakukan dengan melakukan uji kesesuaian dan uji statistik. Adapun pengujiannya merujuk pada kriteria *model fit* yang terdapat pada tabel *Goodness of Fit Index* 12.5 di atas.

Hasil pengolahan data untuk analisis *full model* SEM ditampilkan pada **Gambar 12.10.**



Gambar 12.10. Full Model_1

Gambar 12.10. menunjukkan bahwa pada diagram *Full model_1* tidak terdapat persoalan identifikasi model. Dengan demikian dapat dilanjutkan pengujian signifikansi dimensi maupun indikator pengukur konstruk dan pengujian validitas konstruk.

Berikut ini adalah hasil *Print Output AMOS 22.00* dari *Full Model_1* :

Scalar Estimates (Group number 1 - Default model)

Maximum Likelihood Estimates

Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
MOTIVASI_KERJA	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,253	,103	2,452	,014	par_28
MOTIVASI_KERJA	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,568	,116	4,916	***	par_30
KINERJA	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,273	,120	2,277	,023	par_29
KINERJA	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,234	,104	2,252	,024	par_31
KINERJA	<---	MOTIVASI_KERJA	,267	,113	2,363	,018	par_32
KP	<---	MOTIVASI_KERJA	,321	,052	6,163	***	par_3
KA	<---	MOTIVASI_KERJA	,353	,058	6,078	***	par_4
KD	<---	KINERJA	,456	,053	8,643	***	par_8
SP	<---	KINERJA	,394	,053	7,446	***	par_9
KTK	<---	KINERJA	,411	,057	7,227	***	par_10
KLK	<---	KINERJA	,443	,063	7,061	***	par_17
KK	<---	MOTIVASI_KERJA	,500	,056	8,905	***	par_18
PK	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,352	,054	6,502	***	par_21
MK	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,663	,062	10,615	***	par_22
PC	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,609	,056	10,958	***	par_25
PL	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,693	,057	12,081	***	par_26
KA3	<---	KA	,835	,152	5,510	***	par_1
KK1	<---	KK	1,000				
KK2	<---	KK	,860	,098	8,798	***	par_2
KTK2	<---	KTK	1,214	,169	7,198	***	par_5
KTK1	<---	KTK	1,000				
KD2	<---	KD	,688	,088	7,779	***	par_6
KD1	<---	KD	1,000				
SP2	<---	SP	,783	,132	5,928	***	par_7
SP1	<---	SP	1,000				
KP1	<---	KP	1,000				
KP6	<---	KP	1,412	,229	6,178	***	par_14
KLK1	<---	KLK	1,000				
KLK4	<---	KLK	,581	,133	4,363	***	par_15
KA2	<---	KA	1,000				
PK1	<---	PK	1,000				
PK3	<---	PK	1,557	,218	7,153	***	par_19
MK1	<---	MK	1,000				
MK3	<---	MK	,721	,116	6,227	***	par_20
PC4	<---	PC	1,002	,116	8,652	***	par_23
PC2	<---	PC	1,000				
PL4	<---	PL	,839	,094	8,899	***	par_24
PL3	<---	PL	1,000				

Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate
MOTIVASI_KERJA	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,213
MOTIVASI_KERJA	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,478
KINERJA	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,234
KINERJA	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,200
KINERJA	<---	MOTIVASI_KERJA	,272
KP	<---	MOTIVASI_KERJA	,861
KA	<---	MOTIVASI_KERJA	,762
KD	<---	KINERJA	,686
SP	<---	KINERJA	,781
KTK	<---	KINERJA	,880
KLK	<---	KINERJA	,593
KK	<---	MOTIVASI_KERJA	,851
PK	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,780
MK	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,994
PC	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,993
PL	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,995
KA3	<---	KA	,627
KK1	<---	KK	,795
KK2	<---	KK	,771
KTK2	<---	KTK	,753
KTK1	<---	KTK	,639
KD2	<---	KD	,698
KD1	<---	KD	,899
SP2	<---	SP	,589
SP1	<---	SP	,718
KP1	<---	KP	,601
KP6	<---	KP	,665
KLK1	<---	KLK	,858
KLK4	<---	KLK	,516
KA2	<---	KA	,630
PK1	<---	PK	,632
PK3	<---	PK	,832
MK1	<---	MK	,801
MK3	<---	MK	,547
PC4	<---	PC	,694
PC2	<---	PC	,698
PL4	<---	PL	,668
PL3	<---	PL	,755

Berdasarkan *output* AMOS 22.00 pada *Regression Weights: (Group number 1 - Default model)* di atas dapat diketahui bahwa dimensi maupun indikator dari *Full Model_1* seluruhnya signifikan (karena nilai C.R. $\geq 1,96$ atau nilai P $\leq 0,05$ dan terdapat tanda ***). Sedangkan dari *output* AMOS 22.00 pada *Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)* di atas dapat diketahui bahwa dimensi dan indikator dalam *Full Model_1* seluruhnya valid karena memiliki nilai faktor *loading standard* $\geq 0,5$ (Igbaria *et.al.* dalam Wijanto, 2008:65 dan Ghozali, 2008a:135). Dengan demikian tidak ada dimensi maupun indikator yang di-*drop* (dibuang) dari analisis selanjutnya.

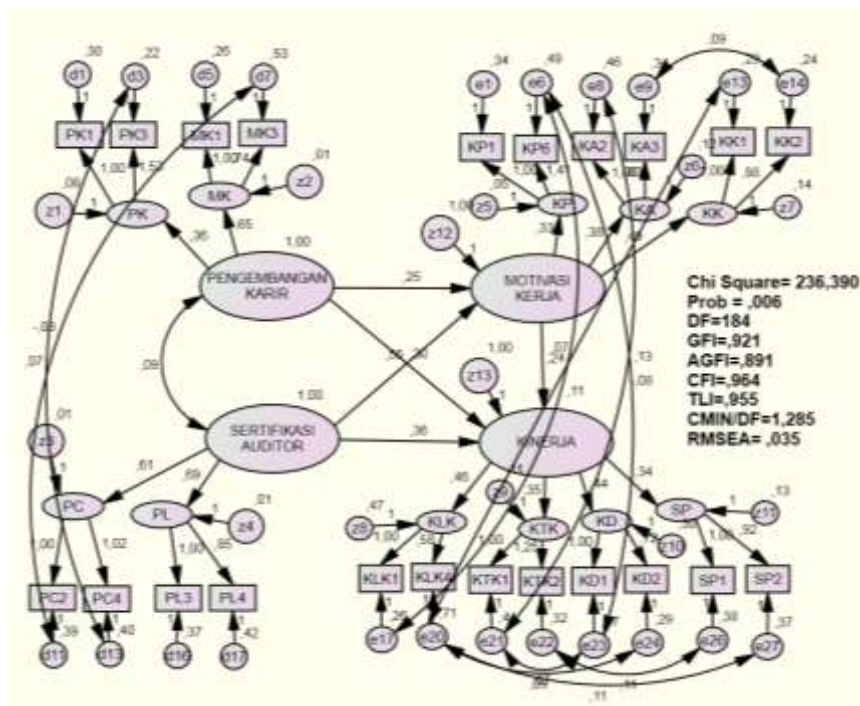
Selanjutnya dilakukan pengujian terhadap kelayakan *Full Model_1*. Dari diagram jalur pada **Gambar 12.10.** di atas dapat terlihat *Full Model_1* tidak *fit* karena nilai *Chi-Square* sebesar 275,831 dengan *probability* (P) $\leq 0,05$ yaitu sebesar 0,000 sehingga perlu dilakukan modifikasi model untuk memperkecil nilai *Chi-Square* agar model menjadi *fit* dengan cara membuat *covarian* antar indikator yang memiliki nilai *Modification Indices* (M.I) yang terbesar. Nilai M.I. dapat dilihat dari *output* AMOS 22.00 dibawah ini :

Modification Indices (Group number 1 - Default model)
Covariances: (Group number 1 - Default model)

			M.I.	Par Change
z6	<-->	z13	5,496	-,118
d16	<-->	z9	6,164	-,061
d11	<-->	z6	5,691	-,067
d7	<-->	d11	4,371	-,073
d3	<-->	d13	4,368	,062
d1	<-->	z6	5,359	,056
e21	<-->	z2	7,034	,082
e21	<-->	d16	7,692	-,091
e21	<-->	d5	6,880	,081
e21	<-->	e23	4,823	,061
e22	<-->	z11	5,111	,065
e22	<-->	e26	7,156	,084
e20	<-->	z4	4,430	,072
e20	<-->	d16	8,891	,115
e13	<-->	e20	4,144	,074
e9	<-->	d16	4,698	-,061
e9	<-->	d13	9,668	,087
e8	<-->	z4	7,339	,084
e8	<-->	z3	6,463	-,071
e8	<-->	d16	5,682	,083
e8	<-->	e21	4,529	-,077
e6	<-->	PENGEMBANGAN_KARIR	5,279	-,133
e6	<-->	z1	6,052	-,054

			M.I.	Par Change
e6	<-->	d3	4,878	-,072
e6	<-->	e17	5,891	,103
e1	<-->	SERTIFIKASI_AUDITOR	5,005	-,104
e1	<-->	z4	7,388	-,071
e1	<-->	z6	4,242	,053
e1	<-->	d17	18,682	-,128
e1	<-->	d11	4,371	,061

Dari *output* AMOS 22.00 pada *Modification Indices (Group number 1 - Default model)* di atas dapat dipilih *covarian* antara e22 dengan e26; e6 dengan e17; e21 dengan e23; e8 dengan e21; d7 dengan d11; d3 dengan d13 dan *covarian* e13 dengan e20 yang memiliki nilai M.I. masing-masing sebesar 7,156; 5,891; 4,823; 4,529; 4,371; 4,368; dan 4,144 (antar *error varian* indikator konstruk eksogen atau antar eror varian indikator konstruk endogen) sehingga diperoleh diagram *Full Model_2* sebagai berikut :



Gambar 12.11. Full Model_2

Gambar 12.11. menunjukkan bahwa pada diagram *Full model_2* tidak terdapat persoalan identifikasi model. Dengan demikian dapat dilanjutkan pengujian signifikansi dimensi maupun indikator pengukur konstruk dan pengujian validitas konstruk.

Berikut ini adalah hasil *Print Output AMOS 22.00* dari *Full Model_2* :

Scalar Estimates (Group number 1 - Default model)

Maximum Likelihood Estimates

Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
MOTIVASI_KERJA	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,248	,103	2,406	,016	par_28
MOTIVASI_KERJA	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,552	,114	4,824	***	par_30
KINERJA	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,363	,128	2,829	,005	par_29
KINERJA	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,301	,114	2,638	,008	par_31
KINERJA	<---	MOTIVASI_KERJA	,240	,119	2,013	,044	par_32
KP	<---	MOTIVASI_KERJA	,331	,053	6,271	***	par_3
KA	<---	MOTIVASI_KERJA	,375	,060	6,266	***	par_4
KD	<---	KINERJA	,437	,056	7,855	***	par_8
SP	<---	KINERJA	,336	,054	6,163	***	par_9
KTK	<---	KINERJA	,347	,057	6,113	***	par_10
KLK	<---	KINERJA	,458	,064	7,193	***	par_17
KK	<---	MOTIVASI_KERJA	,489	,056	8,761	***	par_18
PK	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,356	,054	6,596	***	par_21
MK	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,655	,062	10,608	***	par_22
PC	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,608	,055	11,044	***	par_25
PL	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,687	,057	11,984	***	par_26
KA3	<---	KA	,801	,144	5,581	***	par_1
KK1	<---	KK	1,000				
KK2	<---	KK	,877	,100	8,736	***	par_2
KTK2	<---	KTK	1,251	,203	6,153	***	par_5
KTK1	<---	KTK	1,000				
KD2	<---	KD	,716	,094	7,626	***	par_6
KD1	<---	KD	1,000				
SP2	<---	SP	,918	,168	5,464	***	par_7
SP1	<---	SP	1,000				
KP1	<---	KP	1,000				
KP6	<---	KP	1,414	,223	6,330	***	par_14
KLK1	<---	KLK	1,000				
KLK4	<---	KLK	,580	,131	4,445	***	par_15
KA2	<---	KA	1,000				
PK1	<---	PK	1,000				
PK3	<---	PK	1,527	,212	7,208	***	par_19
MK1	<---	MK	1,000				
MK3	<---	MK	,737	,116	6,341	***	par_20
PC4	<---	PC	1,021	,116	8,772	***	par_23
PC2	<---	PC	1,000				
PL4	<---	PL	,854	,095	8,965	***	par_24
PL3	<---	PL	1,000				

Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate
MOTIVASI_KERJA	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,210
MOTIVASI_KERJA	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,468
KINERJA	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,300
KINERJA	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,249
KINERJA	<---	MOTIVASI_KERJA	,234
KP	<---	MOTIVASI_KERJA	,870
KA	<---	MOTIVASI_KERJA	,788
KD	<---	KINERJA	,695
SP	<---	KINERJA	,753
KTK	<---	KINERJA	,784
KLK	<---	KINERJA	,629
KK	<---	MOTIVASI_KERJA	,837
PK	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,780
MK	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,994
PC	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,993
PL	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,995
KA3	<---	KA	,613
KK1	<---	KK	,788
KK2	<---	KK	,776
KTK2	<---	KTK	,762
KTK1	<---	KTK	,629
KD2	<---	KD	,711
KD1	<---	KD	,880
SP2	<---	SP	,632
SP1	<---	SP	,659
KP1	<---	KP	,608
KP6	<---	KP	,670
KLK1	<---	KLK	,866
KLK4	<---	KLK	,519
KA2	<---	KA	,640
PK1	<---	PK	,639
PK3	<---	PK	,827
MK1	<---	MK	,791
MK3	<---	MK	,553
PC4	<---	PC	,702
PC2	<---	PC	,697
PL4	<---	PL	,674
PL3	<---	PL	,749

Berdasarkan *output* AMOS 22.00 pada *Regression Weights: (Group number 1 - Default model)* di atas dapat diketahui bahwa dimensi maupun indikator dari *Full Model_2* seluruhnya signifikan (karena nilai C.R. $\geq 1,96$ atau nilai P $\leq 0,05$ dan terdapat tanda ***). Sedangkan dari *output* AMOS 22.00 pada *Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)* di atas dapat diketahui bahwa dimensi dan indikator dalam *Full Model_2* seluruhnya valid karena memiliki nilai faktor *loading standard* $\geq 0,5$. Dengan demikian tidak ada dimensi maupun indikator yang di-drop (dibuang) dari analisis selanjutnya.

Selanjutnya dilakukan pengujian terhadap kelayakan *Full Model_2*. Dari diagram jalur pada **Gambar 12.11**, di atas dapat terlihat *Full Model_2* tidak *fit* walaupun nilai *Chi-Square* menurun dari model sebelumnya yaitu menjadi sebesar 236,390 dengan *probability* (P) $< 0,05$ yaitu sebesar 0,006 sehingga masih perlu dilakukan modifikasi model untuk lebih memperkecil nilai *Chi-Square* agar model menjadi *fit* dengan cara membuat *covarian* antar indikator yang memiliki nilai *Modification Indices* (M.I) yang besar. Nilai M.I dapat dilihat dari *output* AMOS 22.00 dibawah ini :

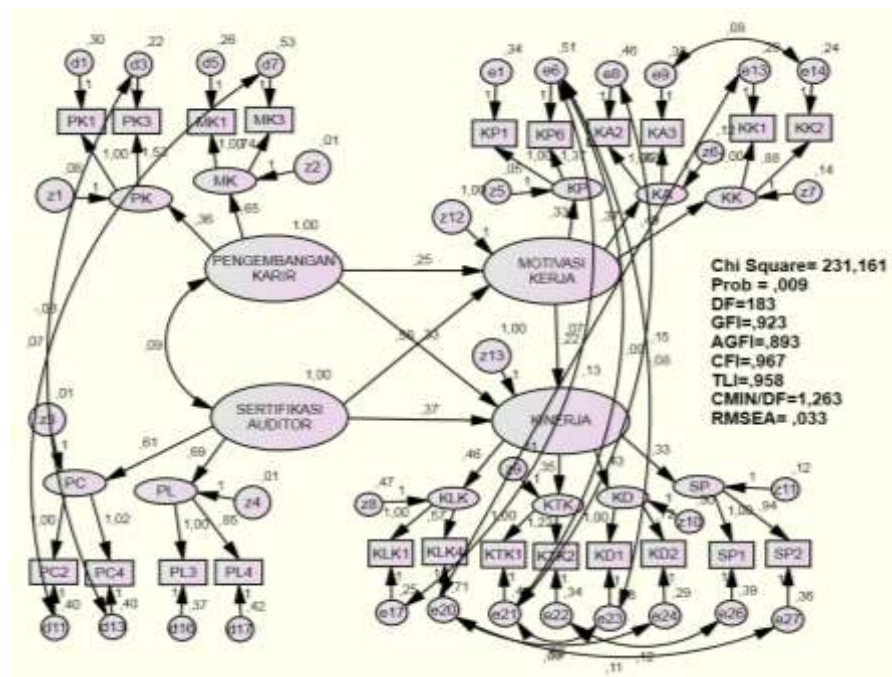
Modification Indices (Group number 1 - Default model)

Covariances: (Group number 1 - Default model)

			M.I.	Par Change
z6	<-->	z13	4,062	-,108
d16	<-->	z9	5,322	-,056
d17	<-->	z5	4,025	-,044
d11	<-->	z6	5,759	-,067
d1	<-->	z6	6,235	,061
e21	<-->	PENGEMBANGAN_KARIR	4,272	,109
e21	<-->	z2	6,680	,077
e21	<-->	z8	5,306	-,092
e21	<-->	z5	4,521	,047
e21	<-->	d16	6,661	-,083
e21	<-->	d5	5,656	,072
e20	<-->	z4	4,341	,070
e20	<-->	d16	9,077	,115
e9	<-->	d16	4,206	-,058
e9	<-->	d13	10,229	,089
e8	<-->	z4	5,918	,074
e8	<-->	z3	6,139	-,067
e6	<-->	PENGEMBANGAN_KARIR	6,101	-,141
e6	<-->	z1	6,238	-,054
e6	<-->	z9	4,405	,055
e6	<-->	d3	5,266	-,073
e6	<-->	e21	4,205	,072
e1	<-->	SERTIFIKASI_AUDITOR	5,272	-,106
e1	<-->	z4	7,812	-,071

			M.I.	Par Change
e1	<-->	d17	19,099	-,128
e1	<-->	d11	5,333	,066

Dari *output* AMOS 22.00 pada *Modification Indices (Group number 1 - Default model)* di atas dapat dipilih *covarian* antara e6 dengan e21 yang memiliki nilai M.I. terbesar yaitu sebesar 4,205 (antar *error varian* indikator konstruk eksogen atau antar *error varian* indikator konstruk endogen) sehingga diperoleh diagram *Full Model_3* sebagai berikut :



Gambar 12.12. *Full Model_3*

Gambar 12.12. di atas menunjukkan bahwa pada diagram *Full model_3* tidak terdapat persoalan identifikasi model. Dengan demikian dapat dilanjutkan pengujian signifikansi dimensi maupun indikator pengukur konstruk dan pengujian validitas konstruk.

Berikut ini adalah hasil *Print Output AMOS 22.00* dari *Full Model_3* :

Scalar Estimates (Group number 1 - Default model)

Maximum Likelihood Estimates

Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
MOTIVASI_KERJA	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,246	,104	2,377	,017	par_28
MOTIVASI_KERJA	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,561	,115	4,877	***	par_30
KINERJA	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,368	,129	2,857	,004	par_29
KINERJA	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,326	,116	2,817	,005	par_31
KINERJA	<---	MOTIVASI_KERJA	,219	,119	1,842	,066	par_32

			Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
KP	<---	MOTIVASI_KERJA	,329	,052	6,266	***	par_3
KA	<---	MOTIVASI_KERJA	,370	,059	6,269	***	par_4
KD	<---	KINERJA	,435	,056	7,807	***	par_8
SP	<---	KINERJA	,332	,054	6,120	***	par_9
KTK	<---	KINERJA	,352	,056	6,277	***	par_10
KLK	<---	KINERJA	,462	,063	7,275	***	par_17
KK	<---	MOTIVASI_KERJA	,487	,056	8,656	***	par_18
PK	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,357	,054	6,623	***	par_21
MK	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,653	,061	10,636	***	par_22
PC	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,607	,055	11,044	***	par_25
PL	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,688	,057	11,992	***	par_26
KA3	<---	KA	,817	,146	5,617	***	par_1
KK1	<---	KK	1,000				
KK2	<---	KK	,883	,102	8,661	***	par_2
KTK2	<---	KTK	1,221	,198	6,160	***	par_5
KTK1	<---	KTK	1,000				
KD2	<---	KD	,717	,094	7,596	***	par_6
KD1	<---	KD	1,000				
SP2	<---	SP	,935	,171	5,474	***	par_7
SP1	<---	SP	1,000				
KP1	<---	KP	1,000				
KP6	<---	KP	1,372	,222	6,195	***	par_14
KLK1	<---	KLK	1,000				
KLK4	<---	KLK	,573	,130	4,411	***	par_15
KA2	<---	KA	1,000				
PK1	<---	PK	1,000				
PK3	<---	PK	1,526	,211	7,217	***	par_19
MK1	<---	MK	1,000				
MK3	<---	MK	,741	,116	6,385	***	par_20
PC4	<---	PC	1,022	,116	8,776	***	par_23
PC2	<---	PC	1,000				
PL4	<---	PL	,852	,095	8,962	***	par_24
PL3	<---	PL	1,000				

Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate
MOTIVASI_KERJA	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,208
MOTIVASI_KERJA	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,474
KINERJA	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,304
KINERJA	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,269
KINERJA	<---	MOTIVASI_KERJA	,214
KP	<---	MOTIVASI_KERJA	,868

			Estimate
KA	<---	MOTIVASI_KERJA	,788
KD	<---	KINERJA	,693
SP	<---	KINERJA	,751
KTK	<---	KINERJA	,793
KLK	<---	KINERJA	,631
KK	<---	MOTIVASI_KERJA	,839
PK	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,781
MK	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,994
PC	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,993
PL	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,995
KA3	<---	KA	,620
KK1	<---	KK	,785
KK2	<---	KK	,779
KTK2	<---	KTK	,745
KTK1	<---	KTK	,631
KD2	<---	KD	,711
KD1	<---	KD	,875
SP2	<---	SP	,638
SP1	<---	SP	,652
KP1	<---	KP	,608
KP6	<---	KP	,653
KLK1	<---	KLK	,871
KLK4	<---	KLK	,515
KA2	<---	KA	,635
PK1	<---	PK	,639
PK3	<---	PK	,827
MK1	<---	MK	,789
MK3	<---	MK	,555
PC4	<---	PC	,702
PC2	<---	PC	,697
PL4	<---	PL	,673
PL3	<---	PL	,749

Berdasarkan *output* AMOS 22.00 pada *Regression Weights: (Group number 1 - Default model)* di atas dapat diketahui bahwa dimensi maupun indikator dari *Full Model_3* seluruhnya signifikan (karena nilai C.R. $\geq 1,96$ atau nilai P $\leq 0,05$ dan terdapat tanda ***). Sedangkan dari *output* AMOS 22.00 pada *Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)* di atas dapat diketahui bahwa dimensi dan indikator dalam *Full Model_3* seluruhnya valid karena memiliki nilai

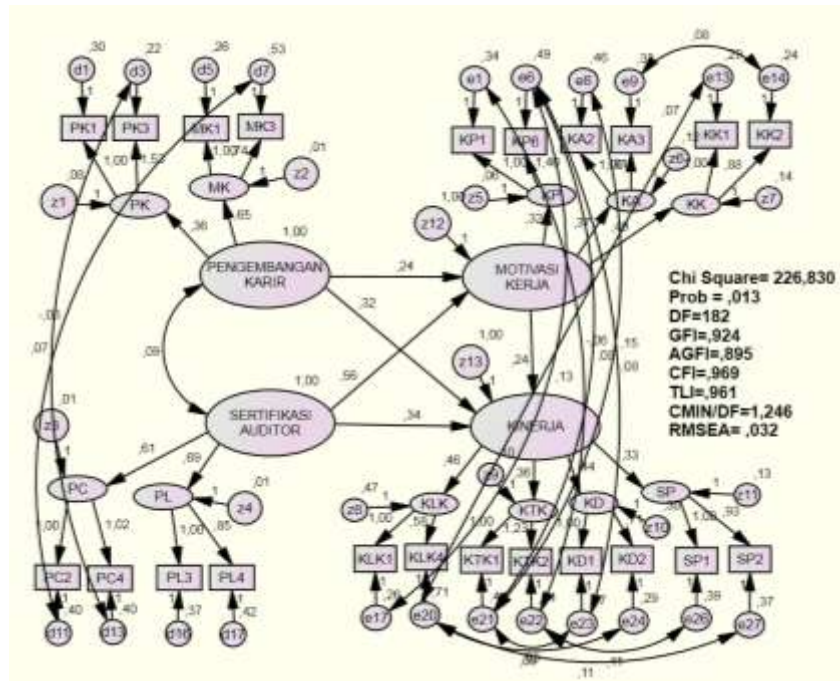
faktor *loading standard* > 0,5. Dengan demikian tidak ada lagi dimensi maupun indikator yang di-drop (dibuang) dari analisis selanjutnya.

Selanjutnya dilakukan pengujian terhadap kelayakan *Full Model_3*. Dari diagram jalur pada **Gambar 12.12**, di atas dapat terlihat *Full Model_3* tidak *fit* walaupun nilai *Chi-Square* menurun dari model sebelumnya yaitu menjadi sebesar 231,161 dengan *probability* (P) ≤ 0,05 yaitu sebesar 0,009 sehingga masih perlu dilakukan modifikasi model untuk lebih memperkecil nilai *Chi-Square* agar model menjadi *fit* dengan cara membuat *covarian* antar indikator yang memiliki nilai *Modification Indices* (M.I) yang besar. Nilai M.I. dapat dilihat dari *output AMOS 22.00* dibawah ini :

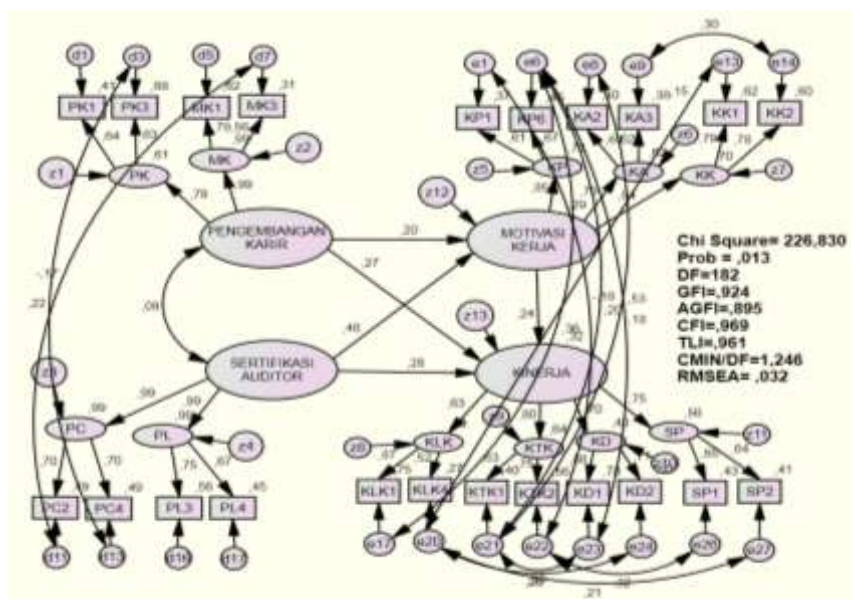
Modification Indices (Group number 1 - Default model)
Covariances: (Group number 1 - Default model)

			M.I.	Par Change
d16	<-->	z9	5,540	-,058
d17	<-->	z5	4,579	-,047
d11	<-->	z6	5,681	-,066
d1	<-->	z6	6,230	,060
e21	<-->	PENGEMBANGAN_KARIR	5,756	,125
e21	<-->	z2	7,411	,080
e21	<-->	z8	4,458	-,084
e21	<-->	d16	6,814	-,083
e21	<-->	d5	5,512	,071
e20	<-->	z4	4,450	,071
e20	<-->	d16	9,223	,116
e9	<-->	d16	4,413	-,059
e9	<-->	d13	10,094	,088
e8	<-->	z4	5,722	,073
e8	<-->	z3	5,984	-,066
e6	<-->	PENGEMBANGAN_KARIR	7,177	-,151
e6	<-->	z1	5,301	-,050
e6	<-->	d3	4,414	-,067
e1	<-->	SERTIFIKASI_AUDITOR	5,580	-,109
e1	<-->	z4	8,237	-,074
e1	<-->	d17	18,723	-,127
e1	<-->	d11	5,375	,066
e1	<-->	e22	4,037	-,058

Dari *output AMOS 22.00* pada *Modification Indices (Group number 1 - Default model)* di atas dapat dipilih *covarian* antara e1 dengan e22 yang memiliki nilai M.I. terbesar yaitu sebesar 4,037 (antar *error varian* indikator konstruk eksogen atau antar *error varian* indikator konstruk endogen) sehingga diperoleh diagram *Full Model_4* (model Fit) sebagai berikut :



Gambar 12.13a. Full Model 4 Fit (Unstandardized)



Gambar 12.13b. Full Model 4 Fit (Standardized)

Gambar 12.13a. maupun Gambar 12.13b. menunjukkan bahwa pada diagram Full model 4 Fit tidak terdapat persoalan identifikasi model. Dengan demikian dapat dilanjutkan pengujian signifikansi dimensi maupun indikator pengukur konstruk dan pengujian validitas konstruk.

Berikut ini adalah hasil Print Output AMOS 22.00 dari Full Model 4 Fit :

Scalar Estimates (Group number 1 - Default model)
Maximum Likelihood Estimates
Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
MOTIVASI_KERJA	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,241	,104	2,324	,020	par_28
MOTIVASI_KERJA	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,562	,115	4,871	***	par_30
KINERJA	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,342	,128	2,671	,008	par_29
KINERJA	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,324	,115	2,825	,005	par_31
KINERJA	<---	MOTIVASI_KERJA	,242	,119	2,024	,043	par_32
KP	<---	MOTIVASI_KERJA	,322	,052	6,144	***	par_3
KA	<---	MOTIVASI_KERJA	,370	,059	6,274	***	par_4
KD	<---	KINERJA	,440	,056	7,920	***	par_8
SP	<---	KINERJA	,331	,054	6,141	***	par_9
KTK	<---	KINERJA	,356	,056	6,350	***	par_10
KLK	<---	KINERJA	,463	,063	7,311	***	par_17
KK	<---	MOTIVASI_KERJA	,487	,056	8,653	***	par_18
PK	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,357	,054	6,626	***	par_21
MK	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,652	,061	10,632	***	par_22
PC	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,607	,055	11,037	***	par_25
PL	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,688	,057	12,000	***	par_26
KA3	<---	KA	,813	,145	5,597	***	par_1
KK1	<---	KK	1,000				
KK2	<---	KK	,881	,102	8,639	***	par_2
KTK2	<---	KTK	1,227	,195	6,282	***	par_5
KTK1	<---	KTK	1,000				
KD2	<---	KD	,708	,093	7,619	***	par_6
KD1	<---	KD	1,000				
SP2	<---	SP	,932	,170	5,475	***	par_7
SP1	<---	SP	1,000				
KP1	<---	KP	1,000				
KP6	<---	KP	1,404	,227	6,180	***	par_14
KLK1	<---	KLK	1,000				
KLK4	<---	KLK	,575	,129	4,464	***	par_15
KA2	<---	KA	1,000				
PK1	<---	PK	1,000				
PK3	<---	PK	1,526	,212	7,216	***	par_19
MK1	<---	MK	1,000				
MK3	<---	MK	,743	,116	6,392	***	par_20
PC4	<---	PC	1,023	,117	8,771	***	par_23
PC2	<---	PC	1,000				
PL4	<---	PL	,851	,095	8,957	***	par_24
PL3	<---	PL	1,000				

Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate
MOTIVASI_KERJA	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,204
MOTIVASI_KERJA	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,475
KINERJA	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,282
KINERJA	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,267
KINERJA	<---	MOTIVASI_KERJA	,236
KP	<---	MOTIVASI_KERJA	,849
KA	<---	MOTIVASI_KERJA	,786
KD	<---	KINERJA	,695
SP	<---	KINERJA	,747
KTK	<---	KINERJA	,800
KLK	<---	KINERJA	,633
KK	<---	MOTIVASI_KERJA	,838
PK	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,782
MK	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,994
PC	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,993
PL	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,995
KA3	<---	KA	,618
KK1	<---	KK	,786
KK2	<---	KK	,778
KTK2	<---	KTK	,750
KTK1	<---	KTK	,632
KD2	<---	KD	,707
KD1	<---	KD	,881
SP2	<---	SP	,637
SP1	<---	SP	,654
KP1	<---	KP	,611
KP6	<---	KP	,668
KLK1	<---	KLK	,868
KLK4	<---	KLK	,516
KA2	<---	KA	,636
PK1	<---	PK	,639
PK3	<---	PK	,827
MK1	<---	MK	,788
MK3	<---	MK	,555
PC4	<---	PC	,702
PC2	<---	PC	,697
PL4	<---	PL	,672
PL3	<---	PL	,750

Squared Multiple Correlations: (Group number 1 - Default model)

	Estimate
MOTIVASI_KERJA	,285
KINERJA	,318

Berdasarkan *output* AMOS 22.00 pada *Regression Weights: (Group number 1 - Default model)* di atas dapat diketahui bahwa dimensi maupun indikator dari *Full Model_4_Fit* seluruhnya signifikan (karena nilai C.R. $\geq 1,96$ atau nilai P $\leq 0,05$ dan terdapat tanda ***). Sedangkan dari *output* AMOS 22.00 pada *Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)* di atas dapat diketahui bahwa dimensi dan indikator dalam *Full Model_4_Fit* seluruhnya valid karena memiliki nilai faktor *loading standard* $> 0,5$. Dengan demikian tidak ada lagi dimensi maupun indikator yang di-drop.

Selanjutnya dilakukan pengujian terhadap kelayakan *Full Model_4_Fit*. Dari diagram jalur pada **Gambar 12.13a.** maupun **Gambar 12.13b.** di atas dapat terlihat *Full Model_4* memiliki *Goodness Of Fit* yang cukup baik karena walaupun nilai *Chi-Square* sebesar 226,830 dengan *probability* (P) $\leq 0,05$ yaitu sebesar 0,013 akan tetapi nilai-nilai DF, GFI, CFI, TLI, CMIN/DF, dan RMSEA telah memenuhi nilai yang direkomendasikan (**Tabel 12.5. Goodness Of Fit Index**). Hanya AGFI yang *marginal fit* karena nilainya sebesar 0,895 sedikit dibawah yang direkomendasikan yakni $\geq 0,90$. Secara lebih rinci hasil pengujian *Full Model_4* diringkas dalam tabel berikut :

Tabel 12.8. Hasil Pengujian Full Model_4.

No	Goodness – Of – Fit Index	Cut off Value (Nilai Batas)	Hasil	Kriteria
1	χ^2 - Chi Square	$< 214,477$	226,830	Bad Fit
2	Significance probability	$\geq 0,05$	0,013	
3	DF	> 0	182	Over Identified
4	GFI	$\geq 0,90$	0,924	Good Fit
5	AGFI	$\geq 0,90$	0,895	Marginal Fit
6	CFI	$\geq 0,95$	0,969	Good Fit
7	TLI	$\geq 0,95$	0,961	Good Fit
8	CMIN/DF	$\leq 2,0$	1,246	Good Fit
9	RMSEA	$\leq 0,08$	0,032	Good Fit

Sumber : Data Primer Diolah Peneliti dengan dengan AMOS 22.00.

Dari **Tabel 12.8.** di atas dapat disimpulkan bahwa secara keseluruhan *Full Model_4* merupakan *Fit Model* yang dapat diterima. Adapun menurut Ghazali (2012 : 29), Wijanto (2008, 61-62), Waluyo (2011 : 24), Wijaya (2009 : 7) dan Widarjono (2010 : 282-284), secara keseluruhan *Goodness of Fit* (GOF) dapat dinilai berdasarkan minimal 5 (lima) kriteria. Dalam penelitian empiris, seorang peneliti tidak dituntut untuk memenuhi semua kriteria *goodness of fit*, akan tetapi tergantung dari *judgement* atau keputusan masing-masing peneliti. Sementara Latan (2012 : 49) mengutip pendapat Hair *et.al.* (2010) mengatakan bahwa penggunaan 4 – 5 kriteria *Goodness Of Fit* dianggap sudah mencukupi

untuk menilai kelayakan sebuah model, asalkan masing-masing kriteria dari *Goodness Of Fit* yaitu *Absolute Fit Indices*, *Incremental Fit Indices* dan *Parsimony Fit Indices* terwakili.

Dengan demikian hipotesis *fundamental* analisis SEM dalam penelitian ini diterima yang artinya tidak ada perbedaan yang signifikan antara matrik kovarian data dari variabel teramati dengan matrik kovarian dari model yang dispesifikasikan (*implied covariance matrix*). Hal ini menunjukkan bahwa dua persamaan struktural yang dihasilkan oleh *model fit (Full Model_4)* dalam penelitian ini dapat digunakan untuk menjelaskan hubungan dan pengaruh antar variabel eksogen dengan variabel endogen-nya. Sedangkan besarnya pengaruh masing-masing variabel independen terhadap variabel dependen akan dilakukan pengujian secara statistik sehingga dapat diketahui variabel independen mana saja yang berpengaruh signifikan dan paling dominan mempengaruhi variabel dependen-nya.

Adapun dua persamaan struktural yang dihasilkan oleh *model fit (Full Model_4)* dapat dibentuk dari *output* AMOS 22.00 pada *Standardized Regression Weights: (Group number 1 - Default model)*, yaitu :

Persamaan Struktural 1 :

$$\text{Motivasi Kerja} = 0,204 * \text{Pengembangan Karir} + 0,475 * \text{Sertifikasi Auditor} + 0.715$$

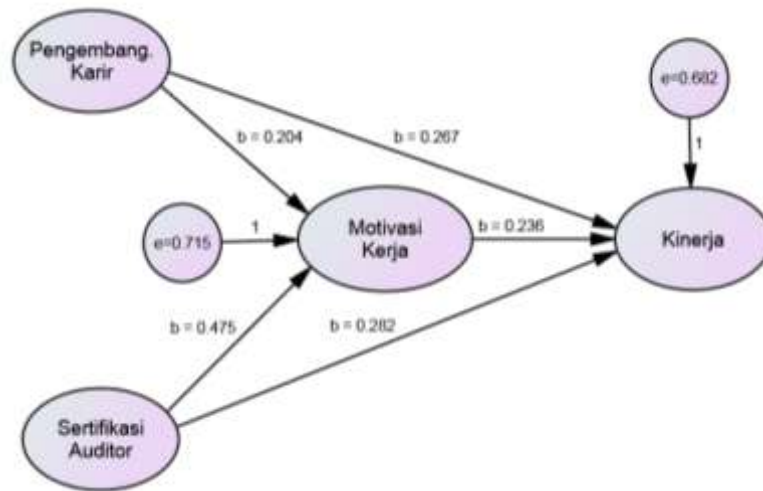
Persamaan Struktural 2 :

$$\text{Kinerja} = 0,267 * \text{Pengembangan Karir} + 0,282 * \text{Sertifikasi Auditor} + 0,236 * \text{Motivasi Kerja} + 0.682$$

Keterangan :

1. *Error* atau residual persamaan struktural satu adalah 0.715 diperoleh dari $1 - 0.285$ yang diambil dari tabel *Squared Multiple Correlations: (Group number 1 - Default model)*
2. *Error* atau residual persamaan struktural dua adalah 0.682 diperoleh dari $1 - 0.318$ yang diambil dari tabel *Squared Multiple Correlations: (Group number 1 - Default model)*

Persamaan struktural juga dapat dibentuk berdasarkan nilai estimasi *standard* yang terdapat pada diagram jalur **Gambar 12.13b. Full Model_4 (Standardized)** di atas yang menggunakan angka dua *decimal* hasil pembulatan. Di bawah ini adalah diagram dari koefisien regresi yang diperoleh dari persamaan struktural 1 dan persamaan struktural 2, sebagai berikut:



Gambar 12.14. Koefisien Regresi Full Model_4

a. Evaluasi Model Struktural.

Sebelum dilakukan pengujian secara statistik terhadap pengaruh masing-masing variabel independen terhadap variabel dependen dalam *fit* model (pengujian hipotesis penelitian), terlebih dahulu akan dilakukan evaluasi terhadap model struktural yang dihasilkan oleh *fit* model dalam penelitian ini (*Full Model_4*).

Evaluasi yang dilakukan terhadap model struktural, meliputi :

1. Sekala Pengukuran Variabel (Sekala Data).

Data yang digunakan untuk mengukur variabel dalam penelitian ini menggunakan skala Likert dengan 5 kategori 1 s/d. 5. Menurut Edward dan Kenny dalam Ghazali (2008a:72) skor yang dihasilkan oleh skala Likert ternyata berkorelasi sebesar 0,92 jika dibandingkan dengan skor hasil pengukuran menggunakan skala Thurstone yang merupakan skala interval. Jadi dapat disimpulkan skala Likert dapat dianggap kontinyu atau interval. Disamping itu skor hasil perhitungan skala interval ternyata mempunyai urutan yang sama dengan skor skala Likert. Oleh karena tidak ada perbedaan urutan, maka skala Likert dapat dianggap berskala interval. Dengan demikian, penggunaan data skala likert untuk analisis dalam penelitian ini telah memenuhi persyaratan Asumsi *Structural Equation Modelling* (SEM).

2. Ukuran Sampel.

Untuk melakukan penetapan jumlah sampel penelitian ini penulis mengacu pendapat Wijaya (2009:10) dan Santoso (2011:70) yang menyatakan syarat jumlah sampel yang harus dipenuhi jika menggunakan analisis *Structural Equation Model* (SEM), maka jumlah sampel berkisar antara 100-200 atau minimal lima kali jumlah indikator. Penentuan jumlah sampel berdasarkan pendapat Hair dkk (1995:72) dalam Ghazali (2008a : 64) bahwa analisis data multivariat menggunakan SEM, pada umumnya metode estimasi menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) disamping alternatif metode lain, seperti GLS atau ULS. Metode MLE akan efektif pada jumlah sampel antara 150 – 400.

Berdasarkan pendapat di atas, karena dalam penelitian ini pada awalnya terdapat 48 variabel *observed* atau indikator maka jumlah sampel penelitian yang digunakan adalah $5 \times 48 = 240$ responden. Dengan demikian jumlah sampel sebanyak 240 responden dalam penelitian ini sudah memenuhi ketentuan minimal (*minimum requirement*).

3. Normalitas Data.

Estimasi dengan *Maximum Likelihood* menghendaki variabel *observed* harus memenuhi asumsi normalitas *multivariate*. Oleh karena itu perlu dilakukan pengujian untuk melihat tingkat normalitas secara *multivariate* terhadap data yang digunakan dalam penelitian ini. Pengujian ini adalah dengan mengamati nilai kurtosis data yang digunakan. Evaluasi normalitas *multivariate* dengan AMOS 22.00 dilakukan dengan menggunakan kriteria *critical ratio* (c.r.) dari *Multivariate* pada *kurtosis*, apabila berada pada rentang antara $\pm 2,58$ berarti data berdistribusi normal secara multivariat. Dengan demikian dapat disimpulkan data yang berdistribusi normal jika nilai *critical rasio* (c.r.) dari *Multivariate* pada *kurtosis* berada dibawah harga mutlak 2,58. Hasil pengujian normalitas data oleh AMOS 22.00 adalah sebagai berikut :

Tabel 12.9. Assessment of normality (Group number 1)

Variable	min	max	Skew	c.r.	kurtosis	c.r.
PL3	2.000	5.000	.027	.170	-1.416	-4.478
PL4	2.000	5.000	-.037	-.236	-1.611	-5.093
PC4	2.000	5.000	.144	.911	-1.430	-4.524
PC2	2.000	5.000	.040	.250	-1.122	-3.548
MK3	2.000	5.000	-.470	-2.969	-1.177	-3.722
MK1	2.000	5.000	-.544	-3.441	-.988	-3.125
PK3	2.000	5.000	-.422	-2.670	-1.151	-3.638
PK1	2.000	5.000	-.361	-2.281	-.338	-1.070
SP1	3.000	5.000	-.642	-4.063	-1.221	-3.860
SP2	3.000	5.000	-.495	-3.133	-1.201	-3.797
KD1	1.000	5.000	-.793	-5.014	-.220	-.695
KD2	3.000	5.000	-.588	-3.716	-1.076	-3.403
KTK1	2.000	5.000	-.787	-4.976	-.366	-1.158
KTK2	2.000	5.000	-.362	-2.292	-1.193	-3.774
KLK1	1.000	5.000	-.382	-2.417	-.638	-2.017
KLK4	1.000	5.000	-.354	-2.242	-.621	-1.963
KK2	2.000	5.000	-.709	-4.486	-.828	-2.620
KK1	2.000	5.000	-.814	-5.149	-.649	-2.054
KA3	3.000	5.000	-.250	-1.578	-1.119	-3.538
KA2	2.000	5.000	-.386	-2.442	-1.227	-3.879
KP6	2.000	5.000	-.160	-1.014	-1.238	-3.914
KP1	2.000	5.000	-.911	-5.760	-.374	-1.183

Variable	min	max	Skew	c.r.	kurtosis	c.r.
Multivariate					9.247	2.204

Hasil pengujian normalitas menunjukkan bahwa nilai c.r. untuk *multivariate* adalah 2.204 yang berada diantara ± 2.58 , sehingga dapat disimpulkan bahwa data berdistribusi normal secara *multivariate*.

4. Data Outliers.

Outlier adalah kondisi observasi dari suatu data yang memiliki karakteristik unik yang terlihat sangat berbeda jauh dari observasi-observasi lainnya dan muncul dalam bentuk nilai ekstrim, baik untuk variabel tunggal maupun kombinasi (Hair, et al, dalam Ghozali, 2008a:227).

Deteksi terhadap multivariat *outliers* dilakukan dengan memperhatikan nilai *Mahalanobis Distance*. Jarak Mahalanobis (*Mahalanobis Distance*) untuk tiap-tiap observasi akan menunjukkan jarak sebuah observasi data terhadap nilai rata-rata (*centroid*) nya. Observasi data yang jauh dari nilai *centroidnya* dianggap *outlier* dan harus dibuang (*drop*) dari analisis. Kriteria yang digunakan adalah berdasarkan nilai *Chi-squares* pada derajat kebebasan (*degree of freedom*) 22 yaitu jumlah indikator dalam *fit* model penelitian ini (*Full Model_4*) pada tingkat signifikansi $p \leq 0,001$. Nilai *Mahalanobis Distance* atau $\chi^2(22; 0,001) = 48,268$. Hal ini berarti semua kasus (*observation number*) yang memiliki nilai *Mahalanobis d-squared* yang lebih besar dari 48,268 adalah multivariat *outliers*. Hasil *output* perhitungan *mahalanobis distance* oleh program AMOS 22.00 adalah sebagai berikut :

Tabel 12.10. Evaluasi Outliers.

Observations farthest from the centroid (Mahalanobis distance) (Group number 1)

<i>Observation number</i>	<i>Mahalanobis d-squared</i>	<i>p1</i>	<i>p2</i>
221	40.425	.010	.902
20	40.307	.010	.691
9	39.706	.012	.533
211	39.468	.012	.351
228	39.338	.013	.200
4	38.747	.015	.157
23	37.974	.018	.158
102	37.456	.021	.137
19	36.669	.026	.168
225	35.089	.038	.426
26	34.276	.046	.549
220	34.000	.049	.516
74	33.858	.051	.446
232	33.759	.052	.368
118	33.367	.057	.392
120	33.292	.058	.317

<i>Observation number</i>	<i>Mahalanobis d-squared</i>	<i>p1</i>	<i>p2</i>
100	33.243	.059	.243
121	32.945	.063	.249
213	32.496	.069	.308
212	31.833	.080	.465
163	31.738	.082	.411
3	31.669	.083	.350
117	31.524	.086	.322
10	31.260	.091	.343
25	31.213	.092	.284
193	30.941	.097	.312
219	30.933	.097	.245
85	30.837	.099	.214
78	30.798	.100	.170
198	30.451	.108	.223
151	29.848	.122	.400
160	29.832	.123	.334
73	29.429	.133	.447
77	29.429	.133	.374
80	29.429	.133	.306
7	29.417	.133	.249
199	29.382	.134	.207
197	29.245	.138	.204
36	29.176	.140	.179
46	29.053	.143	.173
132	28.965	.146	.158
65	28.920	.147	.131
45	28.892	.148	.104
230	28.484	.160	.186
112	28.038	.174	.322
215	28.002	.176	.280
49	27.793	.183	.323
40	27.790	.183	.268
187	27.704	.186	.254
200	27.671	.187	.218
234	27.526	.192	.231
182	27.457	.194	.213
39	27.439	.195	.176
205	27.390	.197	.154
181	27.284	.201	.153

<i>Observation number</i>	<i>Mahalanobis d-squared</i>	<i>p1</i>	<i>p2</i>
240	27.190	.204	.148
210	27.142	.206	.130
11	27.138	.206	.101
170	26.826	.218	.166
41	26.802	.219	.139
128	26.728	.222	.130
159	26.476	.232	.184
72	26.199	.243	.265
5	26.198	.243	.219
134	26.192	.244	.181
237	26.110	.247	.175
86	26.105	.247	.142
208	26.066	.249	.124
76	25.963	.253	.127
173	25.818	.260	.145
95	25.813	.260	.116
123	25.540	.272	.183
57	25.535	.272	.149
135	25.362	.280	.183
218	25.298	.283	.173
88	25.258	.285	.154
27	25.023	.296	.219
223	24.875	.303	.250
192	24.830	.305	.231
68	24.554	.319	.338
195	24.543	.319	.296
161	24.520	.321	.262
147	24.340	.330	.319
143	24.202	.337	.355
152	24.189	.337	.313
52	24.172	.338	.277
136	24.172	.338	.233
172	24.097	.342	.231
222	23.934	.351	.278
127	23.612	.368	.434
217	23.602	.368	.388
50	23.552	.371	.371
157	23.473	.375	.373
54	23.454	.376	.336

<i>Observation number</i>	<i>Mahalanobis d-squared</i>	<i>p1</i>	<i>p2</i>
204	23.384	.380	.333
47	23.181	.392	.418
60	23.167	.392	.377
98	22.985	.403	.452
2	22.953	.404	.423
18	22.953	.404	.372

Dari table 12.10. di atas dapat diketahui bahwa seluruh observasi data memiliki nilai *mahalanobis d-squared* di bawah 48,268 yang berarti data penelitian yang digunakan telah memenuhi persyaratan tidak terdapat *multivariate outliers*.

5. *Multicolinearity dan Singularity*

Pengujian selanjutnya adalah untuk melihat apakah terdapat *multikolinearitas* dan *singularitas* dalam sebuah kombinasi variabel. Indikasi adanya *multikolinearitas* dan *singularitas* dapat diketahui melalui nilai determinan *matriks kovarians* sampel yang benar-benar kecil, atau mendekati nol. *Output* hasil perhitungan determinan *matriks kovarians* sampel oleh Program AMOS 22.00 adalah sebagai berikut : ***Determinant of sample covariance matrix = .000***

Dari *output* hasil perhitungan determinan *matriks kovarians* sampel dapat diketahui nilai *Determinant of sample covariance matrix* sebesar 0,000 berada mendekati nol. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat *multikolinieritas* dan *singularitas* pada data penelitian ini, namun demikian masih dapat diterima karena persyaratan asumsi SEM yang lain terpenuhi.

6. Uji Reliabilitas Konstruk

Reliabilitas adalah ukuran konsistensi internal dari indikator-indikator sebuah variabel bentukan yang menunjukkan derajat sampai dimana masing-masing indikator itu mengindikasikan sebuah variabel bentukan yang umum. Terdapat dua cara yang dapat digunakan, yaitu *composite (construct) reliability* dan *variance extracted*.

Cut-off value dari *construct reliability* adalah minimal 0.70 sedangkan *Cut-off Value Extracted* minimal 0.50 (Ghozali, 2008:233). Uji reliabilitas dapat diperoleh melalui rumus sebagai berikut :

$$\text{Construct Reliability} = \frac{(\sum \text{Standard loading})^2}{(\sum \text{Standard loading})^2 + \sum \epsilon_j}$$

$$\text{Variance Extract} = \frac{\sum \text{Standard loading}^2}{\sum \text{Standard loading}^2 + \sum \epsilon_j}$$

Keterangan :

- *Standard Loading* (λ) diperoleh dari *standardized loading* untuk tiap indikator yang didapat dari hasil perhitungan AMOS 18.
- ϵ_j adalah *measurement error* dari tiap indikator = $1 - \text{standarized loading}^2$

Dengan memperhatikan hasil *print out* AMOS 22.00 tentang *Standardized Regression Weights* reliabilitas konstruk dapat di ringkas dalam tabel berikut :

Tabel 12.11. Hasil Uji Reliabilitas Konstruk

NO			λ ; $\lambda \geq 0,5$	λ^2	Error $=1-\lambda^2$	$CR=(\Sigma\lambda)^2 / ((\Sigma\lambda)^2+\Sigma Error)$; $CR \geq 0,7$	$VE=(\Sigma\lambda^2) / ((\Sigma\lambda^2)+\Sigma Error)$; $VE \geq 0,5$	Ket.	
1	1stCFA	PK				0,7	0,5	Reliabel	
			PK1	0,639	0,408	0,592			Valid
			PK3	0,827	0,684	0,316			Valid
			Σ	1,466	1,092	0,908			
	MK					0,6	0,5	Reliabel	
			MK1	0,788	0,621	0,379			Valid
			MK3	0,555	0,308	0,692			Valid
			Σ	1,343	0,929	1,071			
	2stCFA	PENGEMBA NGAN KARIR					0,8	0,7	Reliabel
			PK	0,782	0,612	0,388			Valid
MK			0,994	0,988	0,180			Valid	
Σ			1,776	1,600	0,568				
2	1stCFA	PC				0,7	0,5	Reliabel	
			PC2	0,697	0,486	0,514			Valid
			PC4	0,702	0,493	0,507			Valid
			Σ	1,399	0,979	1,021			
	PL					0,7	0,5	Reliabel	
			PL3	0,750	0,563	0,438			Valid
			PL4	0,672	0,452	0,548			Valid
			Σ	1,422	1,014	0,986			
	2stCFA	SERTIFIKASI AUDITOR					0,9	0,9	Reliabel
			PC	0,993	0,986	0,014			Valid
PL			0,995	0,990	0,180			Valid	
Σ			1,988	1,976	0,194				
3	1stCFA	KP				0,6	0,4	Reliabel	
			KP1	0,611	0,373	0,627			Valid
			KP6	0,668	0,446	0,554			Valid
			Σ	1,279	0,820	1,180			
	KA					0,6	0,4	Reliabel	
			KA2	0,636	0,404	0,596			Valid
			KA3	0,618	0,382	0,618			Valid
			Σ	1,254	0,786	1,214			
	KK					0,8	0,6	Reliabel	
			KK1	0,786	0,618	0,382			Valid
KK2			0,778	0,605	0,395			Valid	

NO			λ ; $\lambda \geq 0,5$	λ^2	Error $=1-\lambda^2$	$CR=(\Sigma\lambda)^2 / ((\Sigma\lambda)^2+\Sigma Error)$; $CR \geq 0,7$	$VE=(\Sigma\lambda^2) / ((\Sigma\lambda^2)+\Sigma Error)$; $VE \geq 0,5$	Ket.		
		Σ	1,564	1,223	0,777					
2stCFA	MOTIVASI KERJA					0,9	0,7	Reliabel		
		KP	0,849	0,721	0,279			Valid		
		KA	0,786	0,618	0,382			Valid		
		KK	0,838	0,702	0,298			Valid		
		Σ	2,473	2,041	0,959					
4	1stCFA	KLK				0,7	0,5	Reliabel		
			KLK1	0,868	0,753	0,247			Valid	
			KLK4	0,516	0,266	0,734			Valid	
			Σ	1,384	1,020	0,980				
	KTK						0,6	0,5	Reliabel	
			KTK1	0,632	0,399	0,601			Valid	
			KTK2	0,750	0,563	0,438			Valid	
			Σ	1,382	0,962	1,038				
		KD						0,8	0,6	Reliabel
				KD1	0,881	0,776	0,224			Valid
	KD2			0,707	0,500	0,500			Valid	
	Σ			1,588	1,276	0,724				
	SP						0,6	0,4	Reliabel	
			SP1	0,654	0,428	0,572			Valid	
			SP2	0,637	0,406	0,594			Valid	
			Σ	1,291	0,833	1,167				
	2stCFA	KINERJA					0,8	0,5	Reliabel	
			KLK	0,633	0,401	0,599			Valid	
			KTK	0,800	0,640	0,360			Valid	
KD			0,695	0,483	0,517			Valid		
SP			0,747	0,558	0,442			Valid		
Σ	2,875	2,082	1,918							

Tabel 12.11. di atas menunjukkan bahwa seluruh dimensi dan indikator dari konstruk penelitian memiliki nilai faktor muatan standar ≥ 0.5 sehingga seluruhnya memiliki validitas yang baik. Adapun *Construct Reliability* (C.R) hanya dimensi MK dari konstruk Pengembangan Karir, dimensi KP & KA dari konstruk Motivasi Kerja dan dimensi KTK & SP dari Konstruk Kinerja yang memiliki nilai CR sebesar 0,6 sedikit dibawah yang direkomendasikan 0.7 sedangkan dimensi lainnya dan seluruh konstruk memiliki nilai $CR \geq 0.7$. Untuk *Varian Extracted* (VE), hanya dimensi KP & KA dari konstruk Motivasi Kerja dan dimensi SP dari Konstruk Kinerja yang memiliki nilai 0,4 sedikit dibawah yang direkomendasikan 0,5 sedangkan dimensi lainnya dan seluruh konstruk memiliki nilai $VE \geq 0,5$. Dengan demikian hanya dimensi MK, KP, KA dan SP yang kurang reliabel, sedangkan

dimensi lainnya dan seluruh konstruk memiliki reliabilitas yang cukup dan baik. Secara keseluruhan, dapat disimpulkan bahwa seluruh variabel penelitian, dimensi dan indikator dalam *fit model (Full Model_4)* memiliki reliabilitas dan validitas yang cukup baik.

7. Discriminant Validity

Discriminant Validity mengukur sampai seberapa jauh suatu konstruk benar-benar berbeda dari konstruk lainnya. Nilai *discriminant validity* yang tinggi memberikan bukti bahwa suatu konstruk adalah unik dan mampu menangkap fenomena yang diukur. Cara mengujinya adalah membandingkan nilai akar kuadrat dari *Average Variance Extracted (AVE)* atau \sqrt{AVE} dengan nilai korelasi antar konstruk.

Berdasarkan nilai *Variance Extracted (VE)* setiap konstruk penelitian yang terdapat pada tabel 12.11 di atas maka nilai akar kuadrat dari AVE konstruk dalam penelitian ini dapat dihitung sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \text{Pengembangan Karir} &= \sqrt{AVE} = \sqrt{0,7} = 0,837 \\ \text{Sertifikasi Auditor} &= \sqrt{AVE} = \sqrt{0,9} = 0,949 \\ \text{Motivasi Kerja} &= \sqrt{AVE} = \sqrt{0,7} = 0,837 \\ \text{Kinerja} &= \sqrt{AVE} = \sqrt{0,5} = 0,707 \end{aligned}$$

Dari hasil perhitungan nilai akar kuadrat AVE konstruk dan nilai korelasi antar konstruk atau *Implied (for all variables) Correlations (Group number 1 – Default model)* hasil perhitungan program AMOS 22.00 dapat dirangkum dalam tabel berikut:

Tabel 12.12. Korelasi antar Konstruk dan Akar Kuadrat AVE Konstruk.

	Serifikasi Auditor	Pengembangan Karir	Motivasi Kerja	Kinerja
Sertifikasi Auditor	0,949			
Pengembangan Karir	0,091	0,837		
Motivasi Kerja	0,494	0,247	0,837	
Kinerja	0,423	0,351	0,441	0,707

Keterangan : Diagonal adalah nilai akar kuadrat AVE.

Dari Tabel 12.12 di atas jelas terlihat bahwa masing-masing konstruk laten memiliki *discriminant validity* yang baik, hal ini karena seluruh nilai korelasi antar konstruk (yang tidak terletak di diagonal tabel) lebih rendah nilainya dari nilai akar kuadrat dari AVE masing-masing konstruk laten (yang terletak di diagonal tabel). Dengan demikian dapat disimpulkan secara keseluruhan konstruk laten dalam penelitian ini cukup unik dan mampu menangkap fenomena yang diukur.

F. Pengujian Hipotesis

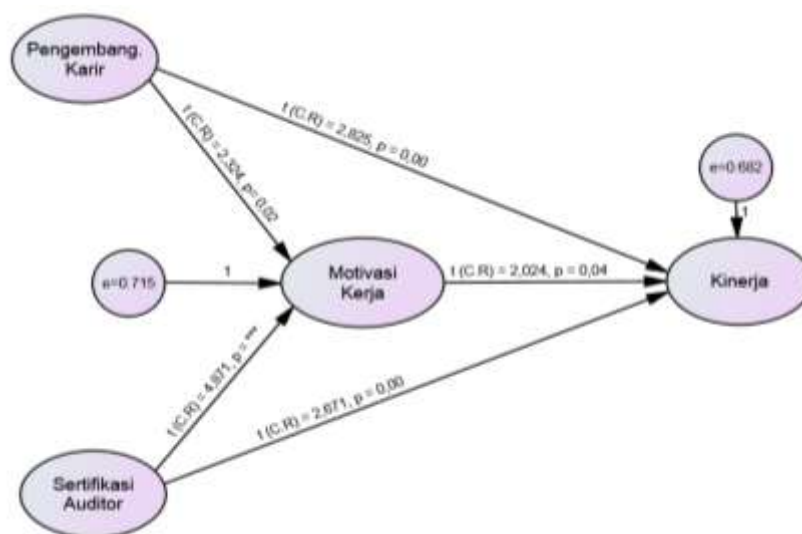
Selanjutnya akan dilakukan pengujian hipotesis penelitian. Pengujian dilakukan terhadap 5 hipotesis yang diajukan. Pengujian hipotesis dilakukan dengan menggunakan nilai *t-Value* dengan

tingkat signifikansi 0.05. Nilai *t-value* dalam program AMOS 22.00 merupakan nilai *Critical Ratio* (C.R.) pada *Regression Weights: (Group number 1 – Default model)* dari *fit model (Full Model_4)*. Apabila nilai *Critical Ratio* (C.R.) $\geq 1,967$ atau nilai *probabilitas* (P) $\leq 0,05$ maka H_0 ditolak (hipotesis penelitian diterima). Nilai *Regression Weights: (Group number 1 – Default model)* hasil pengolahan oleh AMOS 22.00 terhadap *Full Model_4* tampak pada tabel berikut :

Tabel 12.13. Regression Weights: (Group number 1 - Default model)

			Estimate	S.E.	C.R.	P	Label
MOTIVASI_KERJA	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,241	,104	2,324	,020	par_28
MOTIVASI_KERJA	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,562	,115	4,871	***	par_30
KINERJA	<---	SERTIFIKASI_AUDITOR	,342	,128	2,671	,008	par_29
KINERJA	<---	PENGEMBANGAN_KARIR	,324	,115	2,825	,005	par_31
KINERJA	<---	MOTIVASI_KERJA	,242	,119	2,024	,043	par_32

Tabel 12.13. di atas dijadikan sebagai acuan utama untuk melakukan uji hipotesis dalam penelitian ini. Kriteria pengujian adalah tolak H_0 jika nilai *t-Value* atau *Critical Ratio* (C.R.) $\geq 1,967$ atau nilai $p \leq 0,05$. Berdasarkan Tabel 12.13 di atas dapat dibuat diagram koefisien t_{hitung} hasil analisis *full model_4* seperti terlihat pada gambar di bawah ini.



Gambar 12.15. Koefisien T_{hitung} Full Model_4

Adapun hasil pengujian terhadap seluruh hipotesis yang diajukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Hipotesis 1

Tabel 12.13. menunjukkan bahwa nilai *t-Value* atau **C.R.** sebesar $2,324 \geq 1,967$ atau nilai **P** sebesar $0,020 \leq 0,05$ maka terima H_1 , sehingga dapat disimpulkan bawah

pengembangan karir berpengaruh positif dan signifikan terhadap motivasi kerja auditor di unit-unit Inspektorat Wilayah Kerja 'S'.

2. Hipotesis 2

Tabel 12.13. menunjukkan bahwa **nilai *t-Value* atau C.R. sebesar $4,871 \geq 1,967$ atau terdapat tanda **** pada nilai P** maka terima H_1 sehingga dapat disimpulkan bawah sertifikasi auditor berpengaruh positif dan signifikan terhadap motivasi kerja auditor di unit-unit Inspektorat Wilayah Kerja 'S'.

3. Hipotesis 3

Tabel 12.13. menunjukkan bahwa **nilai *t-Value* atau C.R. sebesar $2,024 \geq 1,967$ atau nilai P sebesar $0,043 \leq 0,05$** maka terima H_1 , sehingga dapat disimpulkan bawah motivasi kerja berpengaruh positif dan signifikan terhadap kinerja auditor di unit-unit Inspektorat Wilayah Kerja 'S'.

4. Hipotesis 4

Tabel 12.13. menunjukkan bahwa **nilai *t-Value* atau C.R. sebesar $2,825 \geq 1,967$ atau nilai P sebesar $0,005 \leq 0,05$** maka terima H_1 , sehingga dapat disimpulkan bawah pengembangan karir berpengaruh positif dan signifikan terhadap kinerja auditor di unit-unit Inspektorat Wilayah Kerja 'S'.

5. Hipotesis 5

Tabel 12.13. menunjukkan bahwa **nilai *t-Value* atau C.R. sebesar $2,671 \geq 1,967$ atau nilai P sebesar $0,008 \leq 0,05$** maka terima H_1 , sehingga dapat disimpulkan bawah sertifikasi auditor berpengaruh positif dan signifikan terhadap kinerja auditor di unit-unit Inspektorat Wilayah Kerja 'S'.

G. Pengaruh Langsung, Tidak Langsung dan Pengaruh Total

Analisis pengaruh ditujukan untuk melihat seberapa kuat pengaruh suatu variabel dengan variabel lainnya baik secara langsung, maupun secara tidak langsung. Interpretasi dari hasil ini akan memiliki arti yang penting untuk menentukan strategi yang jelas dalam meningkatkan kinerja. Hasil perhitungan pengaruh langsung, tidak langsung dan pengaruh total oleh AMOS 22 adalah sebagai berikut :

Tabel 12.14. Pengaruh Langsung
Standardized Direct Effects (Group number 1- Default Model)

	Sertifikasi Auditor	Pengembangan Karir	Motivasi Kerja	Kinerja
Motivasi Kerja	0,475	0,204	0,000	0,000
Kinerja	0,282	0,267	0,236	0,000

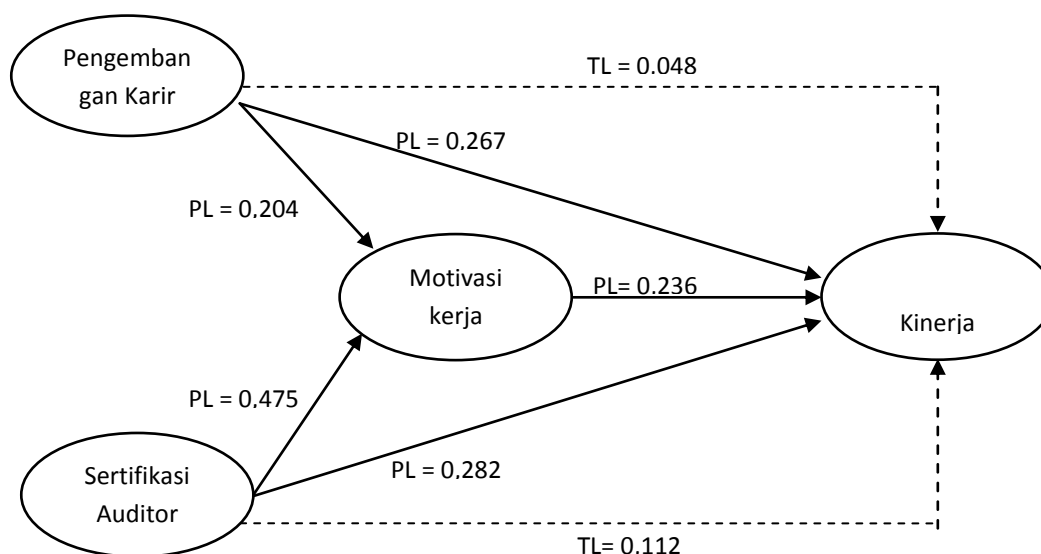
Tabel 12.15. Pengaruh Tidak Langsung
Standardized Indirect Effects (Group number 1- Default Model)

	Sertifikasi Auditor	Pengembangan Karir	Motivasi Kerja	Kinerja
Motivasi Kerja	0,000	0,000	0,000	0,000
Kinerja	0,112	0,048	0,000	0,000

Tabel 12.16. Pengaruh Total
Standardized Total Effects (Group number 1- Default Model)

	Sertifikasi Auditor	Pengembangan Karir	Motivasi Kerja	Kinerja
Motivasi Kerja	0,475	0,204	0,000	0,000
Kinerja	0,395	0,315	0,236	0,000

Berdasarkan tabel 12.14 sampai dengan 12.16 dapat dibuat diagram gabungan pengaruh langsung dan pengaruh tidak langsung, seperti terlihat pada gambar di bawah ini.



Keterangan : PL = pengaruh langsung, dengan garis penuh (*full line*)
 TL = pengaruh tidak langsung, dengan garis putus (*dot line*)

Gambar 12.16. Pengaruh Langsung, Pengaruh Tidak Langsung

Berdasarkan hasil perhitungan pada Tabel 12.14 dan gambar 12.16 di atas pengaruh langsung sertifikasi auditor dan pengembangan karir terhadap motivasi kerja dapat disimpulkan bahwa sertifikasi auditor memiliki pengaruh langsung lebih besar terhadap motivasi kerja auditor (sebesar 0,475) dari pada pengaruh langsung pengembangan karir terhadap motivasi kerja auditor (sebesar

0,204). Adapun pengaruh langsung pengembangan karir, sertifikasi auditor dan motivasi kerja terhadap kinerja dapat disimpulkan bahwa sertifikasi auditor memiliki pengaruh paling besar terhadap kinerja (sebesar 0,282) dari pada pengaruh langsung pengembangan karir (sebesar 0,267) atau motivasi kerja (sebesar 0,236).

Kemudian pada Tabel 12.15 dan gambar 12.16 di atas hasil perhitungan pengaruh tidak langsung dari pengembangan karir dan sertifikasi auditor terhadap kinerja melalui motivasi kerja menunjukkan bahwa sertifikasi auditor memiliki pengaruh tidak langsung yang lebih besar (sebesar 0,112) dari pada pengembangan karir (sebesar 0,048).

Karena pengaruh langsung sertifikasi auditor terhadap kinerja (sebesar 0,282) lebih besar dari pada pengaruh tidak langsung dari sertifikasi auditor terhadap kinerja melalui motivasi kerja (sebesar 0,112) dan pengaruh langsung pengembangan karir terhadap kinerja (sebesar 0,267) juga lebih besar dari pengaruh tidak langsung dari pengembangan karir terhadap kinerja melalui motivasi kerja (sebesar 0,048), maka dapat disimpulkan bahwa motivasi kerja dalam penelitian ini bukan merupakan variabel *intervening*.

Dari tabel 12.16. hasil perhitungan pengaruh total dari sertifikasi auditor dan pengembangan karir terhadap motivasi kerja menunjukkan bahwa sertifikasi auditor memiliki pengaruh total yang paling besar (0,475) dari pada pengaruh total dari pengembangan karir (0,204). Kemudian hasil perhitungan pengaruh total dari sertifikasi auditor, pengembangan karir, dan motivasi kerja terhadap kinerja menunjukkan bahwa sertifikasi auditor memiliki pengaruh total yang paling besar (0,395) terhadap kinerja dari pada pengaruh total pengembangan karir (0,315) dan motivasi kerja (0,236).

H. Kesimpulan, Implikasi Kebijakan dan Saran.

1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis model struktural dan pengujian *goodness of fit*, penelitian ini (Pengaruh Pengembangan Karir dan Sertifikasi Auditor Terhadap Motivasi Kerja Serta Implikasinya Pada Kinerja Auditor di Unit-unit Inspektorat Wilayah Kerja 'S') menghasilkan dua persamaan struktural yang dapat diterima sehingga dapat menjelaskan pengaruh masing-masing variabel independen terhadap variabel dependennya. Dua persamaan struktural yang dihasilkan, yaitu :

Persamaan Struktural 1 :

$$\text{Motivasi Kerja} = 0,204 * \text{Pengembangan Karir} + 0,475 * \text{Sertifikasi Auditor} + 0,715$$

Persamaan Struktural 2 :

$$\text{Kinerja} = 0,267 * \text{Pengembangan Karir} + 0,282 * \text{Sertifikasi Auditor} + 0,236 * \text{Motivasi Kerja} + 0,682$$

Adapun pengujian hipotesis secara statistik terhadap pengaruh masing-masing variabel independen terhadap variabel dependennya menghasilkan kesimpulan sebagai berikut :

- a. Pengembangan karir berpengaruh positif dan signifikan terhadap motivasi kerja auditor di unit-unit Inspektorat Wilayah Kerja 'S'. Kesimpulan tersebut berdasarkan nilai *t-Value* atau **C.R. sebesar 2,324 \geq 1,967 atau nilai P sebesar 0,020 \leq 0,05**. Artinya, meskipun tanpa adanya sertifikasi auditor, motivasi kerja auditor di unit-unit Inspektorat Wilayah Kerja 'S' dapat ditingkatkan melalui pengembangan karir.

- a. Sertifikasi auditor berpengaruh positif dan signifikan terhadap motivasi kerja auditor di unit-unit Inspektorat Wilayah Kerja 'S'. Kesimpulan tersebut berdasarkan nilai *t-Value* atau **C.R. sebesar 4,871 \geq 1,967 atau terdapat tanda **** pada nilai P**. Artinya, akan terjadi peningkatan motivasi kerja auditor di unit-unit Inspektorat Wilayah Kerja 'S' apabila ada pemberian sertifikasi auditor walaupun tanpa adanya pengembangan karir.
- b. Motivasi kerja berpengaruh positif dan signifikan terhadap kinerja auditor di unit-unit Inspektorat Wilayah Kerja 'S'. Kesimpulan tersebut berdasarkan nilai *t-Value* atau **C.R. sebesar 2,024 \geq 1,967 atau nilai P sebesar 0,043 \leq 0,05**. Artinya, akan terjadi peningkatan kinerja auditor di unit-unit Inspektorat Wilayah Kerja 'S' apabila ada pemberian motivasi kepada para auditor di unit-unit Inspektorat Wilayah Kerja 'S' walaupun tanpa adanya pengembangan karir dan sertifikasi auditor.
- c. Pengembangan karir berpengaruh positif dan signifikan terhadap kinerja auditor di unit-unit Inspektorat Wilayah Kerja 'S'. Kesimpulan tersebut berdasarkan nilai *t-Value* atau **C.R. sebesar 2,825 \geq 1,967 atau nilai P sebesar 0,005 \leq 0,05**. Artinya, akan terjadi peningkatan kinerja auditor di unit-unit Inspektorat Wilayah Kerja 'S' apabila ada pengembangan karir yang baik bagi auditor di unit-unit Inspektorat Wilayah Kerja 'S' walaupun tanpa adanya pemberian motivasi kerja maupun sertifikasi auditor.
- d. Sertifikasi auditor berpengaruh positif dan signifikan terhadap kinerja auditor di unit-unit Inspektorat Wilayah Kerja 'S'. Kesimpulan tersebut berdasarkan nilai *t-Value* atau **C.R. sebesar 2,671 \geq 1,967 atau nilai P sebesar 0,008 \leq 0,05**. Artinya, akan terjadi peningkatan kinerja auditor di unit-unit Inspektorat Wilayah Kerja 'S' apabila ada pemberian sertifikasi kepada para auditor di unit-unit Inspektorat Wilayah Kerja 'S' walaupun tanpa adanya pengembangan karir dan pemberian motivasi kerja.

Berdasarkan dua persamaan struktural yang dihasilkan dari penelitian ini, dapat disimpulkan bahwa variabel sertifikasi auditor memiliki pengaruh yang paling dominan terhadap kinerja auditor. Hal ini ditunjukkan oleh nilai koefisien jalurnya sebesar 0,282 merupakan yang terbesar dibandingkan dengan koefisien jalur dari variabel pengembangan karir (0,267) maupun motivasi kerja (0,236). Sedangkan pengaruh terhadap motivasi kerja, variabel sertifikasi auditor lebih dominan dibandingkan dengan pengembangan karir. Hal ini ditunjukkan oleh nilai koefisien jalurnya sebesar 0,475 lebih besar dari nilai koefisien jalur pengembangan karir sebesar 0,204.

Demikian juga dengan hasil analisis perhitungan pengaruh langsung, tidak langsung maupun pengaruh total antara variabel eksogen terhadap variabel endogen, dapat disimpulkan bahwa sertifikasi auditor memiliki pengaruh total yang paling besar (0,395) terhadap kinerja auditor daripada pengaruh total dari pengembangan karir (0,315) dan motivasi kerja (0,236). Kemudian sertifikasi auditor juga memiliki pengaruh total yang paling besar (0,475) terhadap motivasi kerja dari pada pengaruh total dari pengembangan karir (0,204).

2. Implikasi Kebijakan

Hasil penelitian memiliki implikasi pada kebijakan manajerial. Hasil penelitian dapat digunakan sebagai acuan oleh manajemen dalam menentukan skala prioritas kebijakan apa yang harus didahulukan. Dari **Gambar 12.14 Koefisien Regresi** diketahui bahwa sertifikasi auditor merupakan faktor positif yang paling dominan mempengaruhi motivasi kerja dan kinerja auditor di unit-unit Inspektorat Wilayah Kerja 'S'. Oleh karena itu manajemen di unit-unit Inspektorat Wilayah

Kerja 'S' dapat membuat atau menyusun sekala prioritas kebijakan sebagai upaya meningkatkan motivasi kerja dan kinerja auditor sebagai berikut :

- a. Membuat program sertifikasi auditor yang terencana dan berjalan dengan baik;
- b. Menyusun program pengembangan karir yang jelas, terencana, adil dan berjalan dengan baik.
- c. Melakukan pemberian motivasi kerja kepada para auditor secara adil, proporsional, dan berkesinambungan.

3. Saran

Dengan memperhatikan nilai faktor *loading standard* masing-masing indikator dalam *fit model* yang dihasilkan dalam penelitian ini, maka dapat diketahui indikator apa saja yang memiliki faktor *loading standard* relatif rendah dibandingkan indikator lainnya. Indikator-indikator yang faktor *loading standard*-nya relatif rendah inilah yang dijadikan fokus perhatian untuk dijadikan sebagai masukan bagi pihak manajemen (para pimpinan instansi di unit-unit Inspektorat Wilayah Kerja 'S') dalam rangka menerapkan implementasi strategi peningkatan motivasi kerja dan kinerja auditor di unit-unit Inspektorat Wilayah Kerja 'S'. Saran atau masukan yang diberikan berdasarkan urutan prioritas menurut rendahnya *faktor loading standard* dari indikator dalam *fit model* hasil penelitian ini.

Adapun saran-saran yang dapat disampaikan adalah sebagai berikut :

- a. Memperbaiki penyusunan / pembuatan program pembinaan tindak lanjut terhadap para auditor dalam jangka pendek maupun jangka menengah.
- b. Memperbaiki Sistem rekrutmen dan seleksi auditor.
- c. Memperbaiki semangat dan upaya para auditor untuk untuk berprestasi.
- d. Meningkatkan semangat para auditor untuk mematuhi segala aturan
- e. Menyempurnakan kelengkapan berkas dalam menyusun hasil kunjungan kerja para auditor ke wilayah binaan.
- f. Meningkatkan semangat para auditor untuk dapat bekerjasama dengan baik.
- g. Lebih mengembangkan sikap para auditor untuk bersedia membantu pegawai lainnya bila sedang dalam kesulitan.
- h. Menekankan pentingnya mengenal minat dan potensi yang dimiliki para auditor sehingga dapat berkembang dengan baik.
- i. Lebih menumbuh kembangkan sikap loyal para auditor terhadap organisasi, serta tugas yang diemban.
- j. Meningkatkan kemampuan para auditor dalam menghadapi masalah atau kesulitan dalam melakukan tugas atau pekerjaan.
- k. Lebih meningkatkan kualitas materi sertifikasi kepada para auditor yang selalu di *update* sehingga relevan dengan dengan tuntutan tugas pekerjaan.
- l. Terus melakukan upaya peningkatan kemampuan & *skil* para auditor sehingga dapat melaksanakan tugas dan pekerjaan sesuai dengan yang diharapkan.



TUTORIAL SEM DENGAN LISREL 8.80

- A Linear Structural Relationship (Lisrel)**
 - B Persyaratan Instalasi Program LISREL**
 - C Cara Instalasi Program LISREL**
-

A. Linear Structural Relationship (Lisrel)

Menurut Latan (2012:15) Linear Structural Relationship (LISREL) merupakan program SEM pertama yang dikembangkan oleh Karl G. Joreskog dan Dag Sorbom pada tahun 1974. Program LISREL dibuat oleh perusahaan *Scientific Software International.Inc*. *Lisrel* tersedia berbagai versi, diantaranya LISREL versi 8.30, LISREL versi, 8.54, LISREL versi. 8.72. dan versi yang terakhir beredar di pasaran adalah LISREL versi 8.80. dan di dalam buku ini disertakan Program LISREL 8.80 versi student yang dapat digunakan pembaca dalam menganalisis model persamaan struktural.

Menurut Sugiarto (2006:3) Lisrel merupakan salah satu program komputer yang dapat mempermudah analisis untuk menyelesaikan masalah-masalah yang tidak dapat diselesaikan oleh alat analisis yang konvensional. Dewasa ini penggunaan Lisrel menjadi lebih interaktif, mudah, banyak fitur statistik baru berkaitan dengan penyelesaian apabila terjadi missing data, imput data serta multilevel data analisis.

Menurut Sugiarto (2006:3) Secara umum analisis dalam Lisrel dapat dibagi dalam dua bagian; yang pertama terkait dengan model pengukuran (*measurement modeling*) dan kedua terkait dengan model struktural (*struktural equation modeling*). Lisrel dapat menganalisis struktural covariance yang rumit. Pada dasarnya pengolahan SEM dengan program Lisrel dapat dilakukan dengan empat cara, yaitu menggunakan PRELIS Project, SIMPLIS Project, LISREL Project serta PATH DIAGRAM.

B. Persyaratan Instalasi Program LISREL

Agar program LISREL dapat bekerja dengan baik, maka diperlukan persyaratan piranti komputer sebagai berikut:

1. Sistem operasi minimal Wndows 98 atau maksimal Windows Vista;
2. Hardware PC disarankan lebih baik menggunakan Pentium 4 ke atas;
3. RAM minimal yang direkomendasikan 128 MB.

C. Cara Instalasi Program LISREL

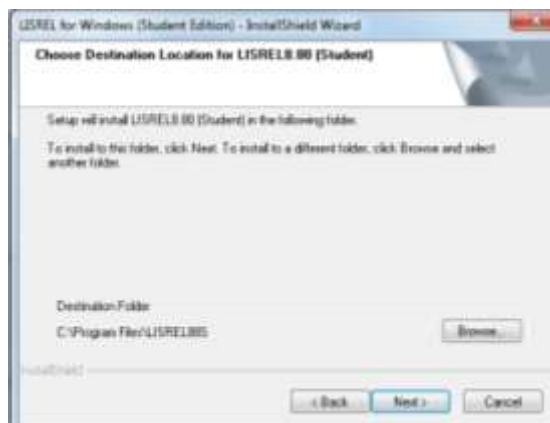
1. Double klik icon **Installer Program LISREL** sehingga tampak seperti di bawah ini.



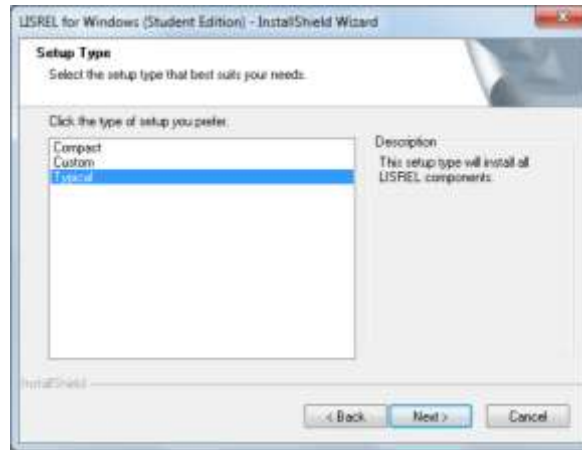
2. Klik **Yes** untuk **Accept Licence Agreement**.



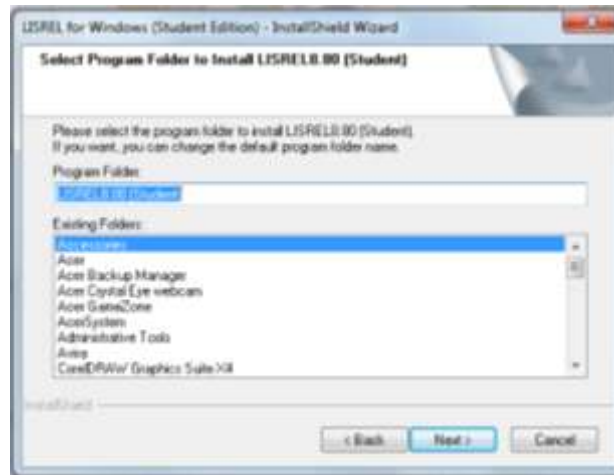
3. Klik **Browse** untuk menentukan dimana folder program LISREL akan disimpan.



4. Pilih **Typical** kemudian klik **Next**.



5. Ketikkan nama folder **LISREL** kemudian klik **Next** dan tunggu sampai proses instalasi selesai seperti tampak pada gambar di bawah ini.



- A Instalasi Program LISREL 8.80**
 - B Memulai LISREL 8.80**
 - C Menu-menu pada LISREL 8.80**
 - D Persiapan Data**
 - 1. Entry Data
 - 2. Import Data
 - 3. Menentukan Jenis Data
 - 4. Matrik *Covariance* dan *Correlation*
 - 5. Pendefinisian Variabel
 - 6. Uji Normalitas
-

A. Instalasi Program LISREL 8.80

Agar program LISREL 8.80 dapat berjalan dengan baik, diperlukan seperangkat komputer dengan spesifikasi berikut :


- 6. System operasi Windows'98, ME, NT4 (SP6), 2000, XP atau Windows XP, Windows 7.
- 7. *Hard Disk* : 18-60 MB, tergantung system konfigurasi Windows.
- 8. *Hardware* intel kompatibel PC dengan Pentium CPU direkomendasikan Pentium 3 keatas.
- 9. RAM minimal 128 MB untuk Win 98 dan ME, 256 MB untuk NT4, 2000, dan XP.
- 10. *Internet Explorer* 6, tetapi tidak perlu merupakan *browser default*.

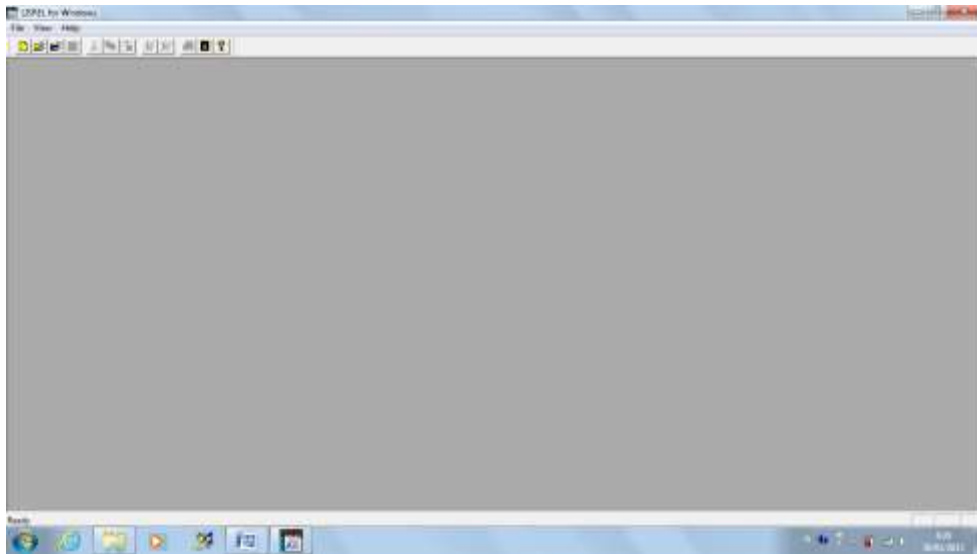
Cara Instalasi dengan Windows.

- 7. Masukkan CD berisi file LISREL 8.80 pada CD drive.
- 8. Buka **start menu**.
- 9. Klik **Run**.
- 10. Cari drive berisi CD.
- 11. Klik file **LISREL8.80...**
- 12. Tekan **Enter**.

Kemudian ikuti perintah-perintah yang ada pada setiap tahap instalasi sampai selesai (finish) dan LISREL 8.80 akan terpasang di dalam komputer.

B. Memulai LISREL.

Program AMOS dapat dibuka langsung lewat ikon LISREL:  LISREL8.80 selain itu juga dapat dibuka dari menu utama Window (**Start**) pilih Program, kemudian pada kelompok (*folder*) LISREL 8.80, klik *icon* tersebut maka akan muncul tampilan sebagai berikut :



Tampak di tengah window adalah area berbentuk segi empat yang menggambarkan area kosong yang nanti akan digunakan untuk mengoperasikan program SIMPLIS pada Lisrel 8.80.

C. Menu-menu Pada LISREL 8.80.

Ada beberapa jenis menu yang akan ditemui, ketika kita menjalankan LISREL 8.80 untuk mengolah model. Beberapa menu tersebut adalah sebagai berikut:

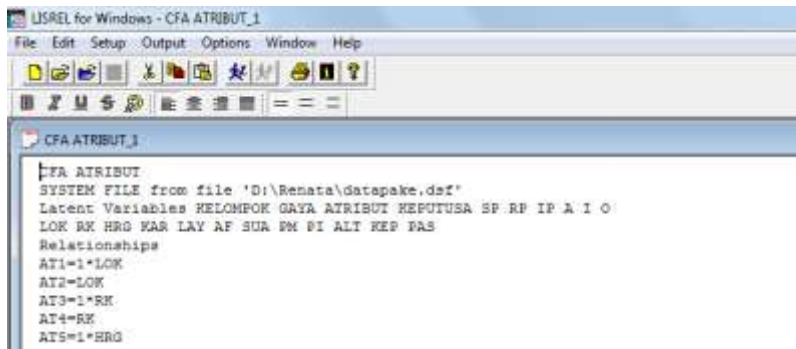
1. Menu Utama

Ketika kita menjalankan LISREL, maka jenis menu pertama yang akan kita temui adalah seperti di bawah ini :



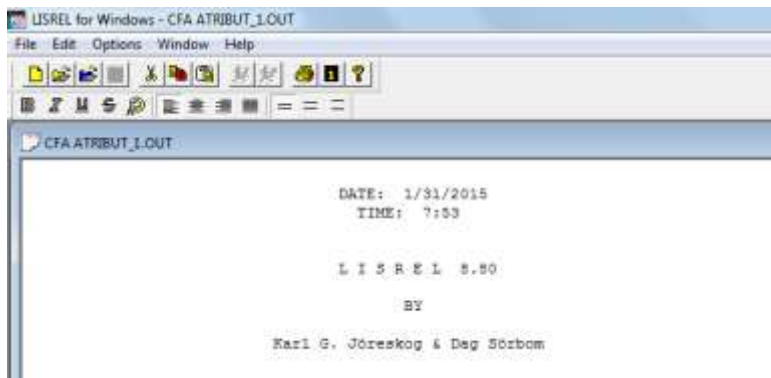
2. Menu Syntax (*.spl, *.ls8 dan *.pr2),

Menu ini akan kita temui ketika kita membuka (**open**) file-file yang berkaitan dengan program SIMPLIS, LISREL dan PRELIS. Menu tersebut adalah seperti di bawah ini:



3. **Menu Output** (*.out) dan Fit (*Goodness of Fit Statistics* / *.fit)

Menu ini akan kita temui ketika kita membuka file keluaran hasil pemrosesan program SIMPLIS, LISREL dan PRELIS, serta GOF statistics yang terkait. Menu tersebut adalah sebagai berikut :



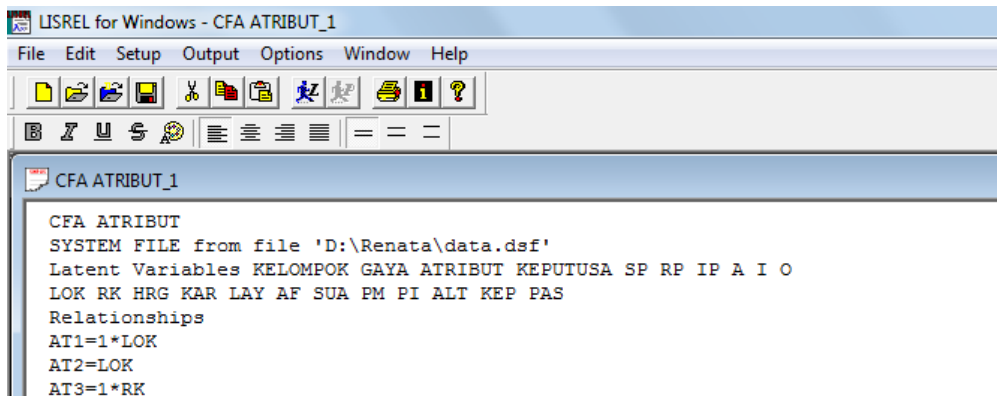
4. **Menu PSF** (PRELIS System File / *.psf)

Menu ini berhubungan dengan penyajian PRELIS System File (*.psf) dan berbagai proses terhadap data PSF tersebut. Menu PSF adalah sebagai berikut:

	0	KA1	KA2	KA3	KA4	GH1
1	1,000	4,000	3,000	3,000	3,000	4,000
2	2,000	4,000	4,000	2,000	2,000	5,000
3	3,000	4,000	1,000	1,000	1,000	5,000
4	4,000	4,000	2,000	2,000	3,000	5,000
5	5,000	5,000	4,000	3,000	4,000	4,000
6	6,000	4,000	2,000	1,000	4,000	3,000
7	7,000	4,000	3,000	2,000	4,000	4,000
8	8,000	3,000	3,000	2,000	3,000	2,000

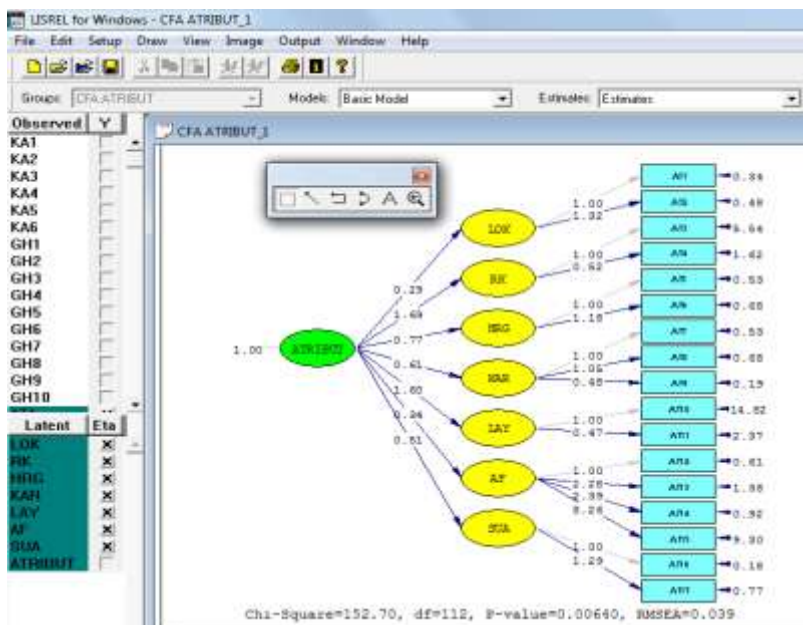
5. **Menu SPJ** (SIMPLIS Project / *.spj)

Menu ini berhubungan dengan penyajian sintak dari SIMPLIS Project dan berbagai pilihan untuk menjalankan program SIMPLIS tersebut. Menu SPJ adalah sebagai berikut:



6. Menu Path Diagram (*.pth)

Menu ini berhubungan dengan penyajian diagram lintasan (path diagram). Menu tersebut adalah sebagai berikut:

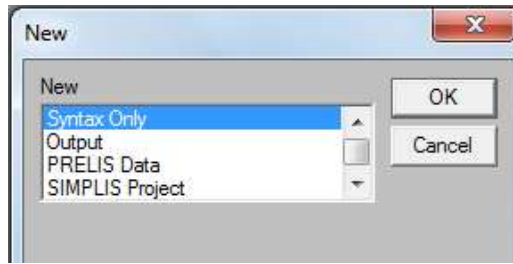


D. Persiapan Data

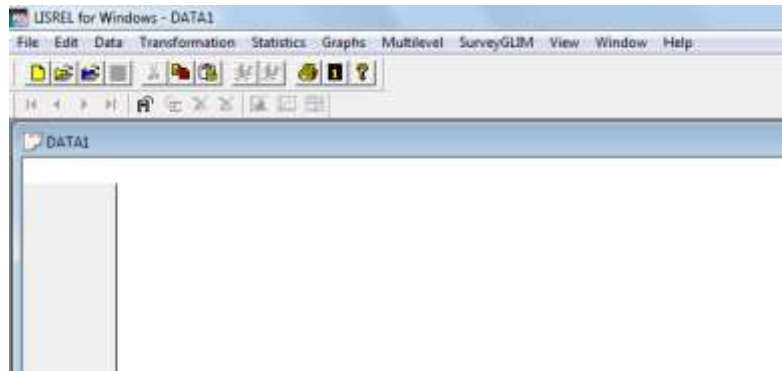
1. Entry Data

Bab ini akan menjelaskan langkah-langkah untuk memasukkan data secara langsung dengan menggunakan keyboard ke dalam file data dari LISREL yaitu PRELIS System File (*.PSF).

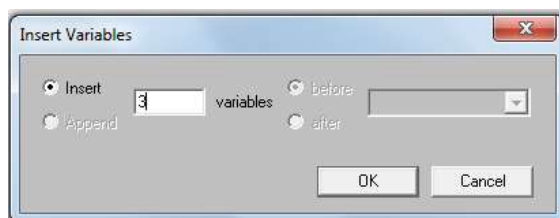
- Dari Menu Utama klik **File** dan klik **New**, maka akan ditampilkan **New window** di bawah ini :



- Pilih **PRELIS Data** seperti di atas dan klik **OK**, maka akan ditampilkan window dengan Menu PSF di bawah ini:



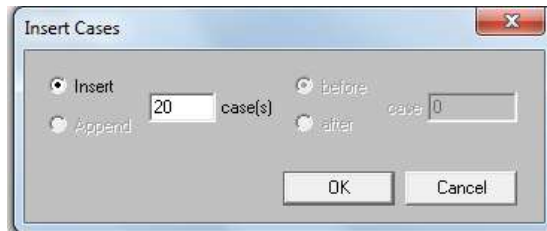
- Dari menu PSF klik **Data**, klik **Insert Variable**, maka ditampilkan Variabel window, kemudian ketikkan berapa jumlah variabel atau dimensi yang akan kita teliti, dalam contoh ini terdapat tiga variabel, untuk itu ketikkan 3 pada isian Insert seperti di bawah ini.



- Klik **OK**, maka akan diperoleh display di bawah ini.



- Dari Menu PSF di atas, Klik **Data**, kemudian klik **Insert Cases**, maka akan ditampilkan **Insert Cases window**. Ketikkan berapa indikator yang akan diteliti, dalam contoh ini digunakan 20 indikator, kemudian ketikkan angka 20 pada isian dari Insert seperti di bawah ini:



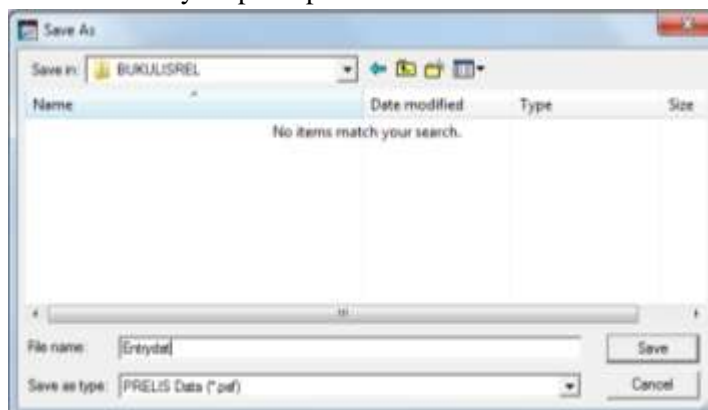
- Klik **OK**, maka akan kembali ke Menu PSF dengan DATA1.psf sebagai berikut:

	var1	var2	var3	
1	0.000	0.000	0.000	
2	0.000	0.000	0.000	
3	0.000	0.000	0.000	
4	0.000	0.000	0.000	
5	0.000	0.000	0.000	
6	0.000	0.000	0.000	
7	0.000	0.000	0.000	
8	0.000	0.000	0.000	
9	0.000	0.000	0.000	
10	0.000	0.000	0.000	
11	0.000	0.000	0.000	
12	0.000	0.000	0.000	
13	0.000	0.000	0.000	
14	0.000	0.000	0.000	
15	0.000	0.000	0.000	
16	0.000	0.000	0.000	
17	0.000	0.000	0.000	
18	0.000	0.000	0.000	
19	0.000	0.000	0.000	
20	0.000	0.000	0.000	

- Ketikkan angka pada setiap sel yang ada sesuai dengan data yang akan dimasukkan seperti di bawah ini.

	var1	var2	var3
1	4,000	3,000	4,000
2	5,000	2,000	4,000
3	1,000	3,000	4,000
4	3,000	4,000	3,000
5	4,000	4,000	3,000
6	5,000	4,000	3,000
7	4,000	5,000	2,000
8	3,000	5,000	2,000
9	3,000	4,000	1,000
10	3,000	4,000	2,000
11	4,000	4,000	2,000
12	3,000	3,000	1,000
13	3,000	3,000	5,000
14	2,000	4,000	5,000
15	3,000	4,000	5,000
16	4,000	3,000	4,000
17	5,000	4,000	4,000
18	5,000	4,000	3,000
19	4,000	4,000	3,000
20	4,000	4,000	2,000

- Pada Menu PSF, klik **File**, klik **Save**, akan ditampilkan **Save window**, Ketik **Entrydat** pada isian File name, kemudian klik **Save**, untuk menyimpan data yang dimasukkan ke dalam file Entrydat.psf seperti berikut.



2. Import Data

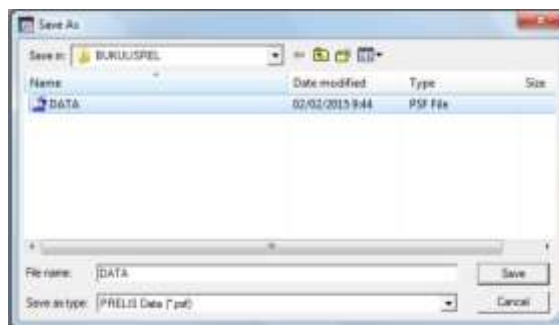
Sub bab ini menjelaskan langkah-langkah untuk melakukan import data yang telah ada tetapi tidak dalam format PRELIS System File (*.psf). Untuk Lisrel 8.80 pelaksana import data dapat dilakukan dari file dengan banyak format file (SPSS maupun Excel).

Dalam contoh ini akan dilakukan import data dari Excel for Windows (*.sav)

- Dari Menu Utama klik **File** dan pilih **Import Data**, maka akan ditampilkan Open window. Pada Open window akan muncul window seperti di bawah ini.



- Klik **Open** dan akan ditampilkan **Save As** window dan pada isian File name ketik DATA seperti di bawah ini.

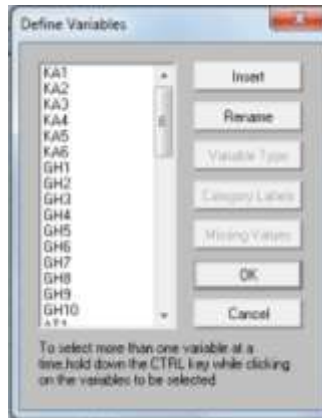


- Klik **Save**, maka akan ditampilkan Menu PSF seperti di bawah ini.

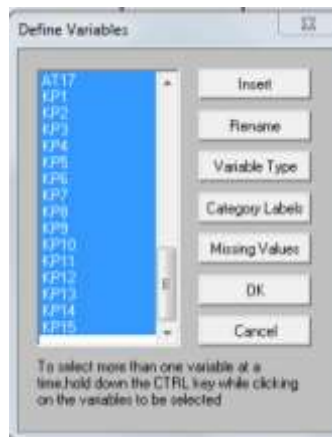
	KA1	KA2	KA3	KA4	KA5	KA6	GH1
1	2,000	1,000	2,000	3,000	1,000	2,000	5,000
2	3,000	2,000	1,000	2,000	1,000	3,000	4,000
3	1,000	2,000	2,000	1,000	2,000	2,000	4,000
4	3,000	2,000	2,000	1,000	2,000	4,000	5,000
5	1,000	2,000	2,000	2,000	3,000	4,000	4,000
6	4,000	1,000	1,000	3,000	5,000	2,000	4,000
7	2,000	2,000	1,000	3,000	2,000	2,000	4,000
8	3,000	2,000	2,000	5,000	3,000	4,000	5,000
9	2,000	1,000	2,000	5,000	4,000	3,000	4,000
10	1,000	1,000	2,000	3,000	5,000	4,000	2,000
11	3,000	4,000	4,000	3,000	3,000	3,000	3,000
12	4,000	4,000	4,000	4,000	5,000	2,000	3,000

3. Menentukan Jenis Data

Jenis data umumnya dibagi menjadi dua yaitu data *continous* dan data *ordinal*. Untuk mengubah data mentah menjadi data *continous* dan data *ordinal* pada program LISREL, maka dari **PRELIS Data** atau **Open Data**, klik menu utama **Data**, kemudian pilih submenu **Define Variables** sehingga muncul tampilan sebagai berikut.



Klik salah satu variabel atau indikator kemudian *di-drag* dengan cara menekan tombol *Shift* pada keyboard dan arahkan anak panah ke bawah pada keyboard sampai ter-**blok** semua variabel atau indikator tersebut (KA1 dst...), kemudian klik **Variabel Type** sehingga muncul tampilan sebagai berikut.



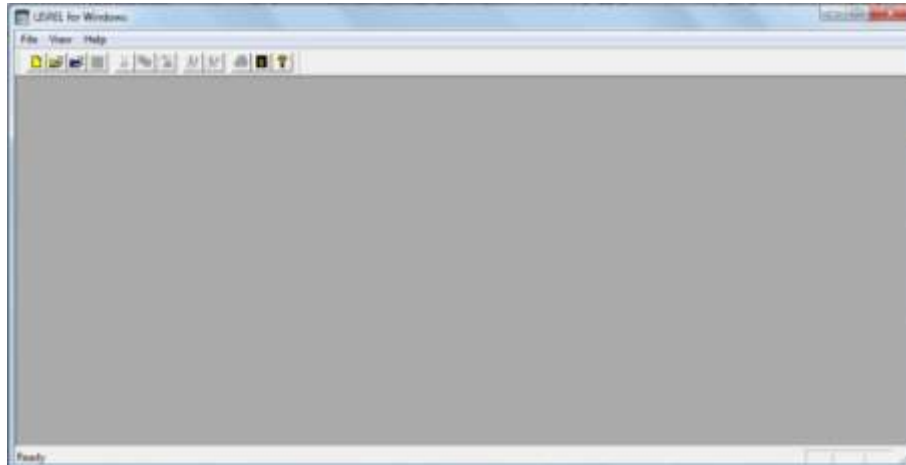
Tentukan jenis data yang kita inginkan, dalam hal ini kita memilih data *continuous*. Apabila kita menginginkan seluruh data diubah menjadi data *continuous* maka beri tanda *tick mark* pada **Apply To All** kemudian klik **OK**. Jika kita tidak melakukan hal ini, secara otomatis hanya data yang kita pilih tadi yang diubah menjadi data *continuous*.

4. Matrik *Covariance* dan *Correlation*

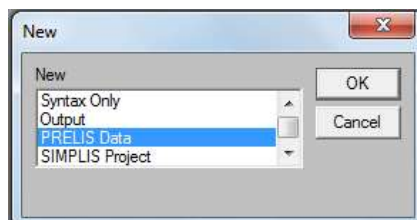
Pada program LISREL juga dapat mengubah data mentah menjadi matriks *covariance* atau matrik *correlations*. Perlu diketahui bahwa data matriks tidak dapat disimpan dalam bentuk PRELIS

data tetapi disimpan dalam bentuk text dokumen yang dapat dibaca melalui notepad. Berikut langkah-langkah mengubah data mentah menjadi matriks covariance atau correlations sebagai berikut:

- Double Klik icon **LISREL** akan muncul tampilan sebagai berikut:



- Buka menu utama file lalu klik submenu **New** kemudian pilih PRELIS Data lalu klik **OK** seperti tampak di bawah ini.



- Setelah itu buka menu utama file lalu klik submenu **Import Data** dan cari dimana data **Matriks Covariance** dan **Correlations.sav** disimpan lalu klik **Open**. Program LISREL akan meminta kita menyimpan data ini ke dalam bentuk PRELIS dengan memberi nama file matriks covariance dan correlations kemudian klik **Save**.
- Sekarang data kita sudah diubah ke dalam bentuk PRELIS data seperti tampak di bawah ini:

	KA1	KA2	KA3	KA4	KA5	KA6	GH1
1	3.000	1.000	2.000	3.000	1.000	2.000	5.000
2	3.000	2.000	1.000	2.000	1.000	3.000	4.000
3	1.000	2.000	2.000	1.000	2.000	2.000	4.000
4	3.000	2.000	2.000	1.000	2.000	4.000	5.000
5	1.000	2.000	2.000	2.000	3.000	4.000	4.000
6	4.000	1.000	1.000	3.000	5.000	2.000	4.000
7	2.000	2.000	1.000	3.000	2.000	2.000	4.000
8	3.000	2.000	2.000	5.000	3.000	4.000	5.000
9	2.000	1.000	2.000	5.000	4.000	3.000	4.000
10	1.000	1.000	2.000	3.000	5.000	4.000	2.000
11	3.000	4.000	4.000	3.000	3.000	3.000	3.000
12	4.000	4.000	4.000	4.000	5.000	2.000	3.000
13	1.000	2.000	1.000	2.000	3.000	2.000	3.000
14	4.000	4.000	4.000	5.000	4.000	3.000	3.000
15	3.000	4.000	4.000	5.000	5.000	2.000	3.000
16	2.000	1.000	2.000	2.000	1.000	2.000	4.000
17	5.000	4.000	5.000	3.000	3.000	4.000	5.000
18	5.000	4.000	3.000	4.000	4.000	2.000	3.000
19	3.000	4.000	4.000	3.000	3.000	4.000	5.000
20	3.000	5.000	4.000	6.000	5.000	4.000	3.000
	3.000	5.000	4.000	3.000	4.000	5.000	3.000

- Buka menu utama **Statistics** lalu pilih submenu **output options** akan muncul tampilan sebagai berikut:

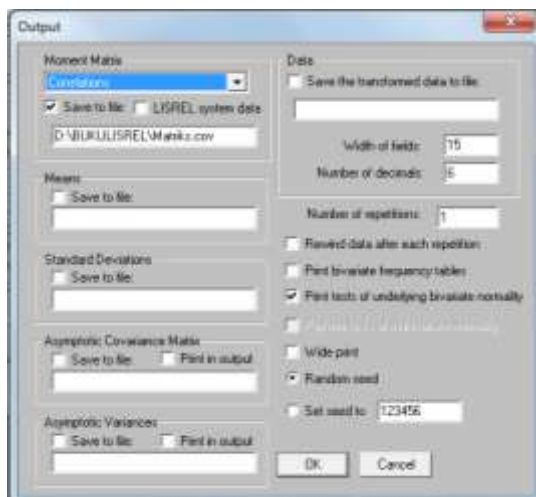
Pada moment matriks pilih **Covariance** lalu beri tanda *tick mark* pada **Save To File** kemudian isikan dimana data matriks covariance akan disimpan. Dalam contoh ini matriks covariance akan disimpan dalam drive D:\BUKULISREL\ dengan nama matriks.cov. Abaikan yang lain lalu klik **OK**.



Berikut hasil matriks covariance dalam bentuk notepad.

Matriks - Notepad						
File	Edit	Format	View	Help		
0.17819D+01	0.11276D+01	0.22336D+01	0.78778D+00	0.12088D+01	0.16728D+01	
0.52500D+00	0.48042D+00	0.53517D+00	0.12978D+01	0.66945D+00	0.70586D+00	
0.61709D+00	0.80121D+00	0.14296D+01	0.52559D+00	0.66592D+00	0.57822D+00	
0.59212D+00	0.79164D+00	0.11483D+01	-0.95042D-01	-0.14050D+00	-0.70831D-01	
-0.39843D-01	0.14305D-01	-0.24553D-02	0.44781D+00	-0.66155D-01	-0.70751D-01	
-0.79582D-01	-0.46719D-01	-0.23712D-01	0.68303D-02	0.29577D+00	0.31209D+00	

Tahapan-tahapan yang sama apabila ingin mengubah data mentah menjadi matriks correlations, pada moment matrix pilih **Correlations**, seperti tampak di bawah ini.



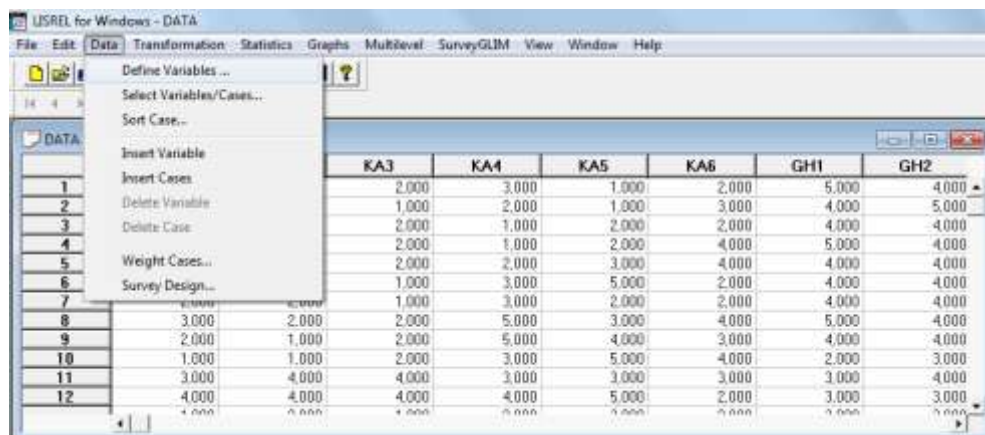
Berikut hasil matriks correlations dalam bentuk notepad.

Matriks - Notepad						
File	Edit	Format	View	Help		
0.10000D+01	0.56520D+00	0.10000D+01	0.45629D+00	0.62535D+00	0.10000D+01	0.10000D+01
0.34524D+00	0.28217D+00	0.36322D+00	0.10000D+01	0.41943D+00	0.39500D+00	0.39500D+00
0.39903D+00	0.58821D+00	0.10000D+01	0.36743D+00	0.41580D+00	0.41720D+00	0.41720D+00
0.48505D+00	0.61785D+00	0.10000D+01	-0.10640D+00	-0.14048D+00	-0.81838D-01	-0.81838D-01
-0.52264D-01	0.17878D-01	-0.34240D-02	0.10000D+01	-0.88712D-01	-0.84741D-01	-0.84741D-01
-0.11014D+00	-0.73411D-01	-0.35499D-01	0.11410D-01	0.79116D+00	0.10000D+01	0.10000D+01
-0.51405D-02	-0.94829D-01	-0.12128D+00	-0.74615D-01	0.37316D-01	-0.50167D-01	-0.50167D-01
0.24524D+00	0.29569D+00	0.10000D+01	0.56039D-02	-0.53664D-02	-0.91637D-02	-0.91637D-02
-0.28354D-01	0.12147D-01	0.63406D-01	0.20567D+00	0.29934D+00	0.74785D+00	0.74785D+00
0.10000D+01	0.19534D-02	0.32352D-02	-0.68620D-01	-0.30725D-01	0.11534D+00	0.11534D+00
0.57547D-01	0.25467D+00	0.32867D+00	0.78535D+00	0.71002D+00	0.10000D+01	0.10000D+01
-0.55860D-01	-0.11494D-01	-0.14203D+00	-0.58679D-01	0.57412D-01	0.56076D-02	0.56076D-02
0.27390D+00	0.30186D+00	0.65322D+00	0.63070D+00	0.90889D+00	0.10000D+01	0.10000D+01

5. Pendefinisian Variabel

Apabila skala data likert (1-5) dari kuesioner penelitian ini diasumsikan sebagai data kontinue, maka sebaiknya kita menentukan definisi skala data terlebih dahulu. Hal ini karena LISREL secara default akan mengkategorikan data input sebagai data ordinal. Langkah untuk pendefinisian variabel data, apabila skala data likert (1-5) dijadikan data kontinue adalah sebagai berikut.

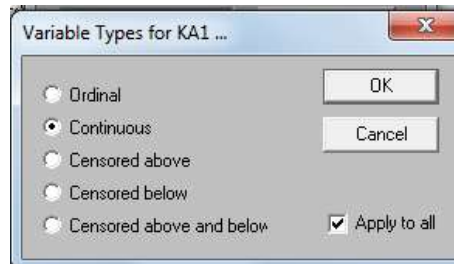
- Klik **Data** dan pilih **Define Variabel**.



- Selanjutnya, kotak dialog **Define Variabel** akan muncul.



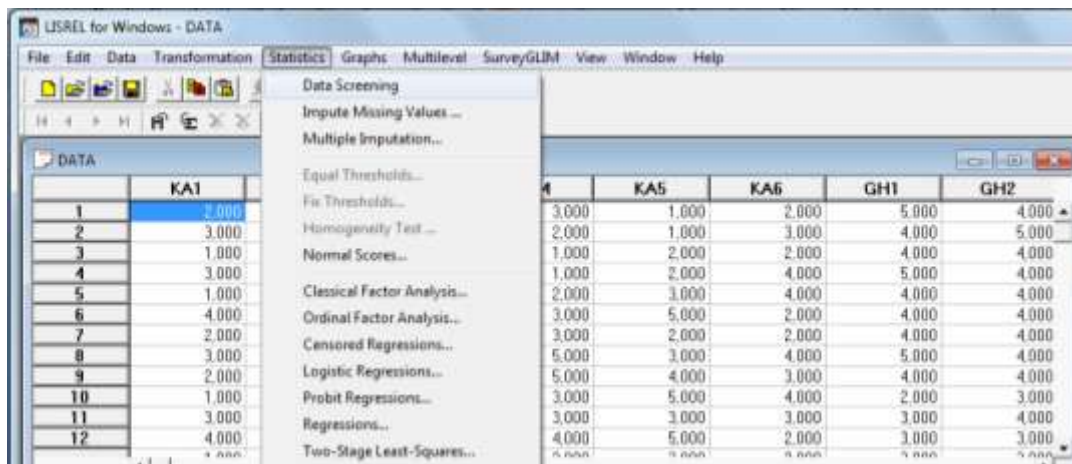
- Langkah selanjutnya blok semua indikator KA1 sd. Selesai. Dan klik **Variabel Type**. Klik atau beri tanda *tick mark* pada **Data Continuous** dan kotak **Apply To All**. Kemudian klik **OK** dua kali. Selanjutnya data akan dikategorikan sebagai data kontinue.



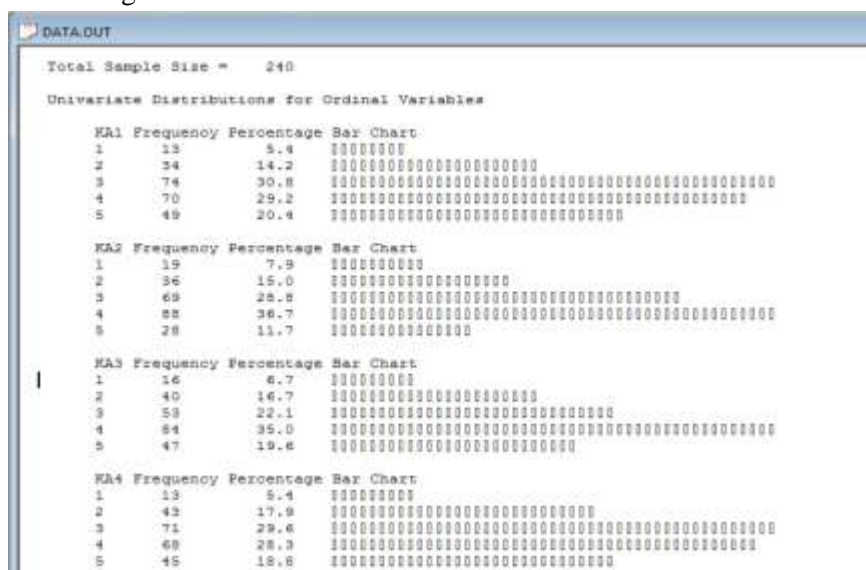
6. Screening Data

Setelah data di **import** dari Excel ke format LISRE (PRELIS), langkah selanjutnya adalah melakukan screening data (data screening). Salah satu fungsinya adalah untuk memeriksa ulang apakah terdapat kesalahan pengetikan data yang di-*input* atau apakah terdapat *missing value* (responden tidak memilih salah satu jawaban dari sebuah *item* pertanyaan). Sebagai contoh, *item* pertanyaan di kuesioner berskala *likert* (1-5). Kita bisa memeriksa *output screening* bila ada data yang lebih besar dari 5. Selain itu, *output screening* data akan menghasilkan distribusi frekuensi dari setiap *item* pertanyaan.

Langkah screening data : klik **Statistics** dan pilih **Data Screening**.



Output screening data.



Total sampel atau responden yang mengisi kuesioner sebanyak 240 responden (ukuran sampel penelitian). *Univariate Distribution for Ordinal Variables* menunjukkan distribusi data yang berskala ordinal. Secara default, LISREL akan menjustifikasi data yang kurang dari lima belas kategori sebagai data ordinal. Untuk item pertanyaan KA1, ada 13 responden yang memilih 1 (sangat tidak setuju), 34 responden memilih 2 (tidak setuju), dan seterusnya. Output dalam bentuk presentase : ada 5,4% dari total responden memilih 1 (sangat tidak setuju), 14,2% yang memilih item 2, dan seterusnya. Bar Chart menunjukkan distribusi item-item jawaban yang dipilih responden. Untuk item pertanyaan KA1, kesalahan pengetikan data atau missing value tidak ditemukan.

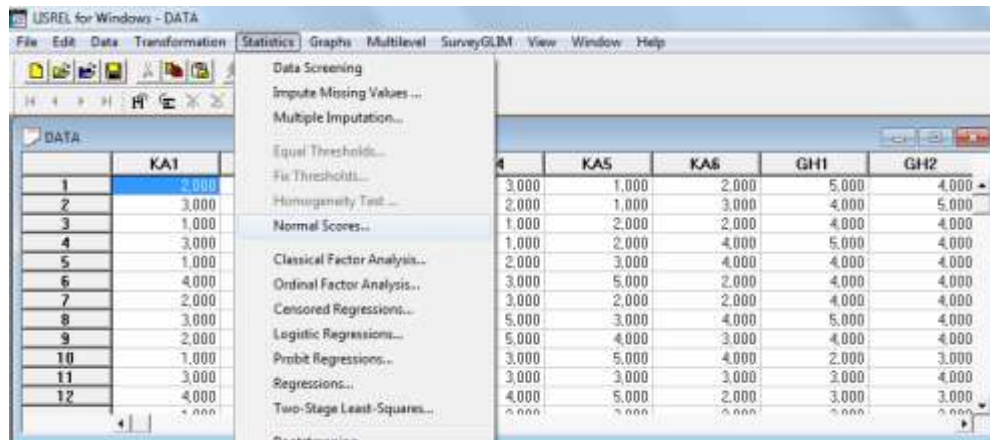
7. Uji Normalitas (*Normality Test*)

Salah satu asumsi dalam SEM adalah normalitas (*normality*) data. Normalitas data digunakan agar estimasi parameter yang dihasilkan tidak bias, sehingga kesimpulan yang diambil tepat. Berikut adalah langkah-langkah pengujian tingkat normalitas suatu data.

- Buka file data (**Prelis Data**).

	KA1	KA2	KA3	KA4	KA5	KA6	GH1	GH2
1	2.000	1.000	2.000	3.000	1.000	2.000	5.000	4.000
2	3.000	2.000	1.000	2.000	1.000	3.000	4.000	5.000
3	1.000	2.000	2.000	1.000	2.000	2.000	4.000	4.000
4	3.000	2.000	2.000	1.000	2.000	4.000	5.000	4.000
5	1.000	2.000	2.000	2.000	3.000	4.000	4.000	4.000
6	4.000	1.000	1.000	3.000	5.000	2.000	4.000	4.000
7	2.000	2.000	1.000	3.000	2.000	2.000	4.000	4.000
8	3.000	2.000	2.000	5.000	3.000	4.000	5.000	4.000
9	2.000	1.000	2.000	5.000	4.000	3.000	4.000	4.000
10	1.000	1.000	2.000	3.000	5.000	4.000	2.000	3.000
11	3.000	4.000	4.000	3.000	3.000	3.000	3.000	4.000
12	4.000	4.000	4.000	4.000	5.000	2.000	3.000	3.000

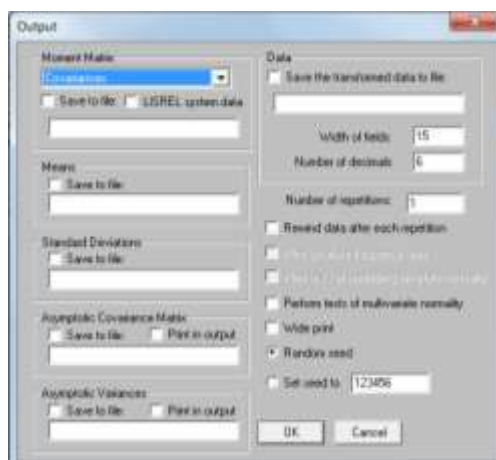
- Klik **Statistics** dan pilih option **Normal Score**



- Selanjutnya kotak dialog akan muncul.

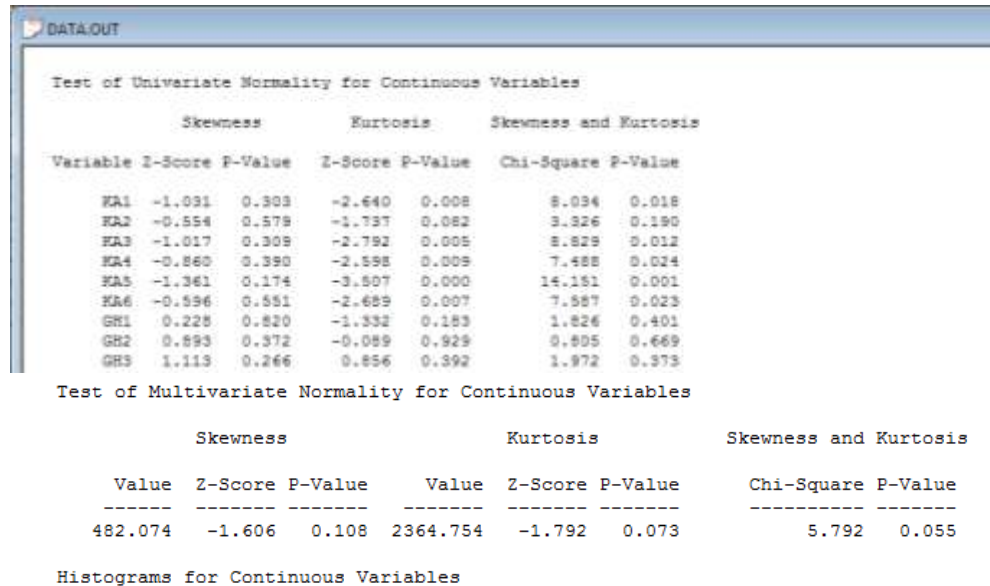


- Blok semua variabel yang ada pada **Variabel List** dan klik **Add**. Kemudian klik **Output Options** dan akan muncul kotak dialog output.



- Kemudian beri tanda tick mark pada **Perform test of multivariate normality**.
- Klik **OK** dan **Run**.

Output uji normalitas.



Ada dua *output* normalitas yang dihasilkan, yaitu **univariate normality** dan **multivariate normality**. Untuk univariate normality, p-value (nilai p) chi-kuadrat Skewness dan Kurtosis KA1 sebesar $0,01 \leq 0,05$. Hal ini berarti bahwa KA1 tidak mengikuti fungsi distribusi normal. Dalam uji normalitas, kita mengharapkan agar nilai p-value dari uji statistik normalitas lebih besar dari 0,05 sehingga menunjukkan bahwa data mengikuti fungsi distribusi normal. Sedangkan untuk uji multivariate normality, keseluruhan variabel dapat dikatakan mengikuti fungsi distribusi multivariate normality. Hal ini ditunjukkan oleh p-value untuk Skewness, Kurtosis dan Chi-kuadrat lebih besar dari $0,055 \geq 0,05$. Sehingga kesimpulan data pada contoh yang kita pakai ini adalah data berdistribusi normal.

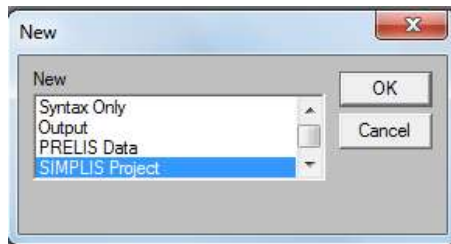
Jika data tidak normal maka analisis SEM dengan metode *Maksimum Likelihood* (ML) tidak dapat digunakan. Oleh karenanya, program Lisrel 8.80 mampu melakukan analisis dengan pendekatan *Robust Maximum Likelihood* (RML). Program Lisrel 8.80 saat ini sudah lebih canggih karena jika data yang akan diolah ternyata tidak berdistribusi normal, secara otomatis program Lisrel 8.80 akan *default* pada posisi analisis RML.

8. Program Simplis Project.

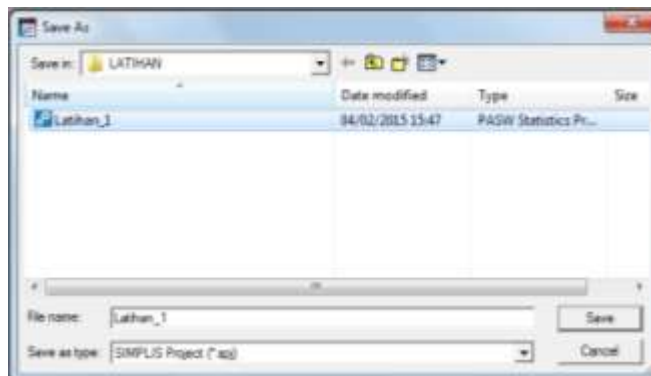
Adalah langkah lanjutan setelah selesai melakukan analisis data penelitian, kemudian dilanjutkan dengan membuat kalimat pemrograman atau kalimat perintah pada menu simplis project untuk menjalankan program LISREL. Langkah-langkahnya seperti terlihat berikut ini.

- Dengan catatan data penelitian sudah siap dan sudah melalui tahapan analisis data sebelumnya.
- Kemudian buka LISREL.

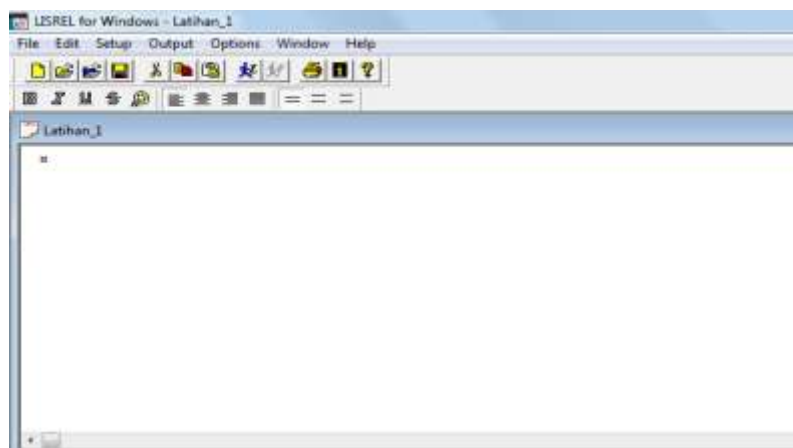
- Klik menu **File** kemudian pilih menu **New** sehingga muncul kotak dialog seperti di bawah ini.



- Pilih **Simplis Project** dan klik **OK**, yang kemudian akan muncul kotak dialog **Save As** yang memerintahkan untuk menyimpan project kita. Pada latihan ini project akan di **Save** pada D:\LATIHAN\Latihan_1 dengan tipe file *.spj.



- Kemudian klik **Save**, dan akan keluar sheet kosong.



- Langkah selanjutnya adalah mengetikkan kalimat program atau perintah LISREL.

```

LISREL for Windows - Latihan_1
File Edit Setup Output Options Window Help
Latihan_1
MODEL CFA : ATRIBUT
SYSTEM FILE from file 'D:\LATIHAN\DATA.def'
Latent Variables ATRIBUT
LOK BK HRG KAR LAY AF SUA
Relationships
AT1=1*LOK
AT2=LOK
AT3=1*HRG
AT4=BK
AT5=1*HRG
AT6=HRG
AT7=1*KAR
AT8-AT9=KAR
AT10=1*LAY
AT11=LAY
AT12=1*AF
AT13-AT15=AF
AT16=1*SUA
AT17=SUA
LOK-SUA=ATRIBUT
Options: SC SS EF AD=OFF
Path Diagram
End of Program

```

Baris pertama adalah judul analisis Lisrel untuk contoh kasus ini, yaitu MODEL CFA : ATRIBUT.

Baris kedua adalah sumber input data untuk dianalisis, dalam bentuk SYSTEM FILE from file.

Baris ketiga adalah laten variabel (ATRIBUT)

Baris keempat adalah susunan setiap indikator dari ATRIBUT (LOK sd SUA).


Baris kelima adalah *relationship* yang memerintahkan kita untuk menghubungkan antara konstruk laten dan indikatornya atau konstruk laten dengan konstruk laten lainnya. Untuk contoh kasus ini kita hanya menghubungkan konstruk laten dengan indikatornya.

Baris keenam s/d baris dua puluh adalah penulisan hubungan antara konstruk laten dan indikatornya dimana bagian kiri dari sama dengan adalah indikator sedangkan sebelah kanan dari sama dengan merupakan dimensi.

Baris ke dua puluh satu adalah OPTIONS yang memerintahkan kepada LISREL untuk mengeluarkan output dalam bentuk SC (*completely standardized solution*) dan SS (*standardized solution*)

Baris ke dua puluh dua adalah path diagram. Baris ini memerintahkan LISREL untuk mengeluarkan output hubungan antara konstruk laten dan indikatornya dalam bentuk diagram jalur.

Baris terakhir adalah end of program, yaitu program penutup.

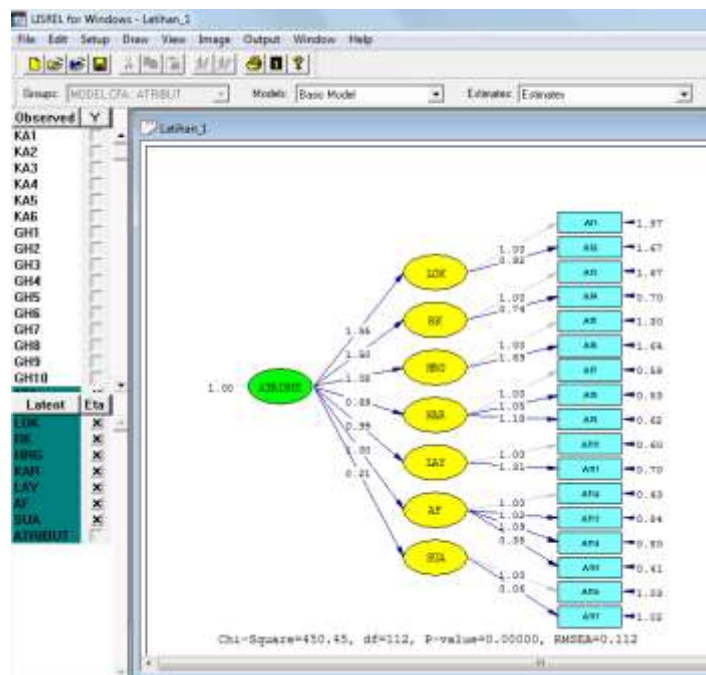
- Langkah selanjutnya adalah run Lisrel dengan meng-klik ikon “orang yang berlari” 


```

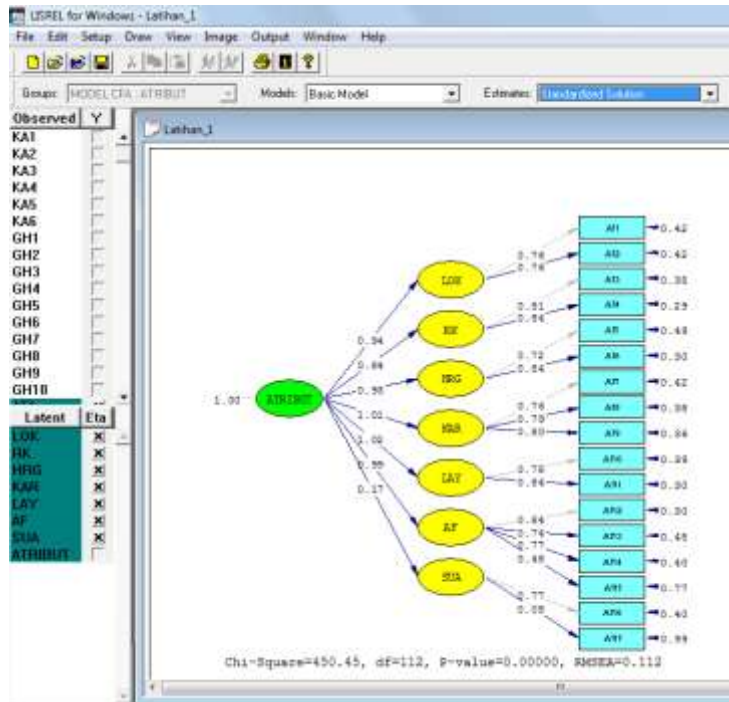
LISREL for Windows - Latihan_1
File Edit Setup Output Options Window Help
MODEL CFA : ATRIBUT
SYSTEM FILE from file 'D:\LATIHAN\DATA.daf'
Latent Variables ATRIBUT
LOK RK HRG KAR LAY AF SUA
Relationships
AT1=1*LOK
AT2=LOK
AT3=1*RK
AT4=RE
AT5=1*HRG
AT6=HRG
AT7=1*KAR
AT8-AT9=KAR
AT10=1*LAY
AT11=LAY
AT12=1*AF
AT13-AT15=AF
AT16=1*SUA
AT17=SUA
LOK-SUA=ATRIBUT
Options: SC SS EF AD=OFF
Path Diagram
End of Problem

```

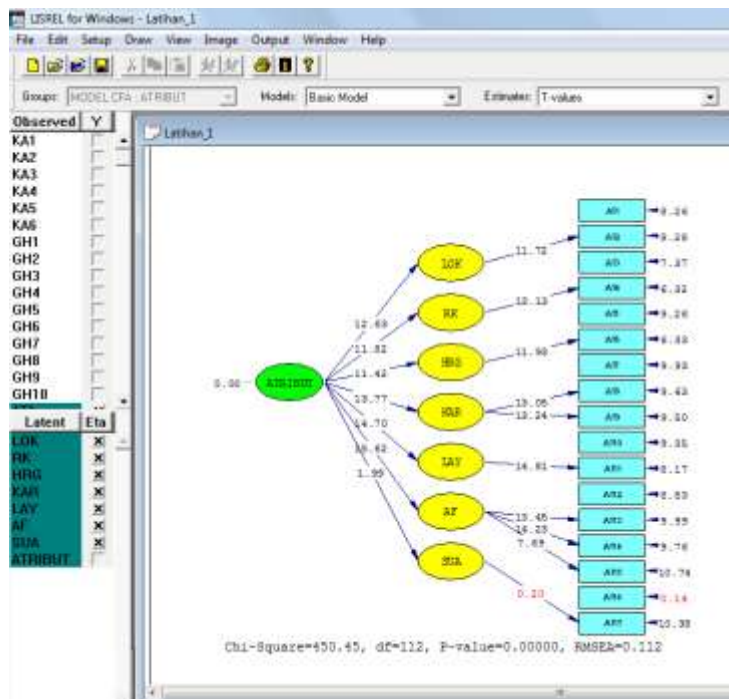
Output LISREL.



Output estimates menggambarkan *output path coefficient* yang tidak terstandarisasi dari hubungan antara konstruk dan variabel indikatornya.

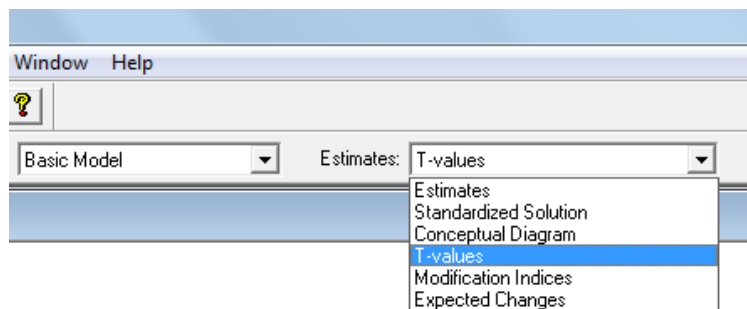


Output standardized solution adalah *output path coefficient* yang terstandarisasikan dan menggambarkan hubungan antara konstruk dan variabel indikatornya. *Output* ini disebut juga *output faktor loading*.



Gambar *output* berikut menunjukkan nilai t-statistik yang menunjukkan hubungan antara indikator dan konstruk latennya. Apabila nilai t-statistik ini berwarna merah, maka pengukuran konstruk oleh indikator tersebut tidak signifikan.

Selanjutnya selain *estimates*, *standardized solution* dan t-statistik, option lainnya yang dapat dilihat pada menu **Estimates** sebagai berikut.

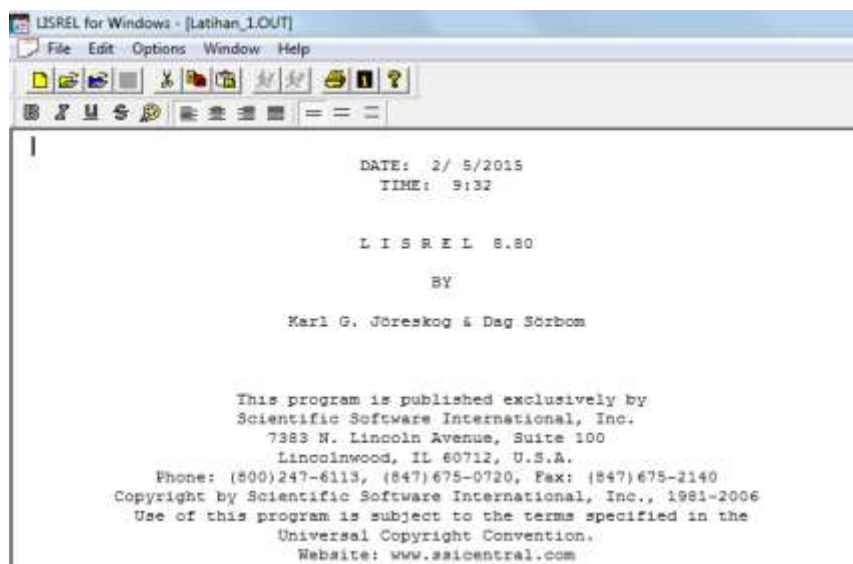


Adapun **Conceptual Diagram**: memberikan informasi tentang diagram dasar pola hubungan antara konstruk laten dan indikator-indikatornya.

Modification index: memberikan informasi tentang modifikasi-modifikasi yang harus dilakukan jika nilai kecocokan modelnya jelek.

Expected change: memberikan informasi nilai indeks modifikasi yang harus dilakukan bila nilai kecocokan modelnya buruk.

Kemudian untuk melihat hasil lengkap *output* Lisrel dalam output ATRIBUT, yaitu dengan meng-klik Window dan pilih option output **Atribut Out**.



Tampilan ini merupakan output program LISREL yang menunjukkan versi Lisrel yang digunakan dan nama organisasi pembuat peranti lunak (*software*) Lisrel.

```

LISREL for Windows - [Lathian_LOUT]
File Edit Options Window Help
[Icons]

The following lines were read from file D:\LATIHAN\Latihan_1.spj:

MODEL CFA : ATRIBUT
SYSTEM FILE from file 'D:\LATIHAN\DATA.ds1'
Latent Variables ATRIBUT
LOK RK HRG KAR LAY AF SUA
Relationships
AT1=1*LOK
AT2=LOK
AT3=1*RK
AT4=RK
AT5=1*HRG
AT6=HRG
AT7=1*KAR
AT8=AT9*KAR
AT10=1*LAY
AT11=LAY
AT12=1*AF
AT13=AT15*AF
AT16=1*SUA
AT17=SUA
LOK-SUA=ATRIBUT
Options: SC SS EF AD=OFF
Path Diagram
End of Problem

Sample Size = 240

```

Output ini merupakan program Lisrel yang dibuat untuk contoh berikutnya.

```

LISREL for Windows - [Lathian_LOUT]
File Edit Options Window Help
[Icons]

Sample Size = 240

MODEL CFA : ATRIBUT

Covariance Matrix
-----
          AT1      AT2      AT3      AT4      AT5      AT6
AT1      4.65
AT2      2.46      3.92
AT3      3.13      2.79      4.84
AT4      2.28      1.90      2.94      2.45
AT5      2.47      1.83      3.27      2.53      2.66
AT6      3.21      2.85      3.27      2.53      2.31      5.54
AT7      1.28      1.35      1.27      0.74      1.00      1.46
AT8      1.42      1.23      1.28      0.92      0.98      1.79
AT9      1.21      1.44      1.45      1.15      1.17      1.75
AT10     1.42      1.27      1.25      1.00      0.93      1.78
AT11     1.83      1.93      1.93      1.49      1.27      2.55
AT12     1.44      1.18      1.26      1.05      0.97      1.89
AT13     1.41      1.31      1.30      0.96      0.94      1.72
AT14     1.44      1.49      1.92      1.10      1.09      1.78
AT15     0.84      0.57      0.53      0.42      0.32      0.54
AT16     0.51      0.62      0.84      0.39      0.44      0.34
AT17     0.10      0.06      -0.02      0.09      0.01      0.15

Covariance Matrix
-----
          AT7      AT8      AT9      AT10     AT11
AT7      1.27
AT8      0.79      1.41
AT9      0.95      1.00      1.71
AT10     0.93      1.04      0.95      1.53
AT11     1.17      1.20      1.41      1.23      2.32

```

Output Lisrel ini menunjukkan ukuran sampel yang digunakan, yaitu 240 sampel data dan matriks kovarians antarindikator.

```

LISREL for Windows - [Latihan_1.OUTPUT]
File Edit Options Window Help
[Icons]
[Icons]

| MODEL CFA : ATRIBUT
Number of Iterations = 51
LISREL Estimates (Maximum Likelihood)
Measurement Equations

AT1 = 1.00*LOK, Errorvar.= 1.97, R² = 0.58
      (0.24)
      8.26

AT2 = 0.92*LOK, Errorvar.= 1.67, R² = 0.58
      (0.078)      (0.20)
      11.72      8.28

AT3 = 1.00*RK, Errorvar.= 1.67, R² = 0.65
      (0.23)
      7.37

AT4 = 0.74*RK, Errorvar.= 0.70, R² = 0.71
      (0.086)      (0.11)
      13.13      6.32

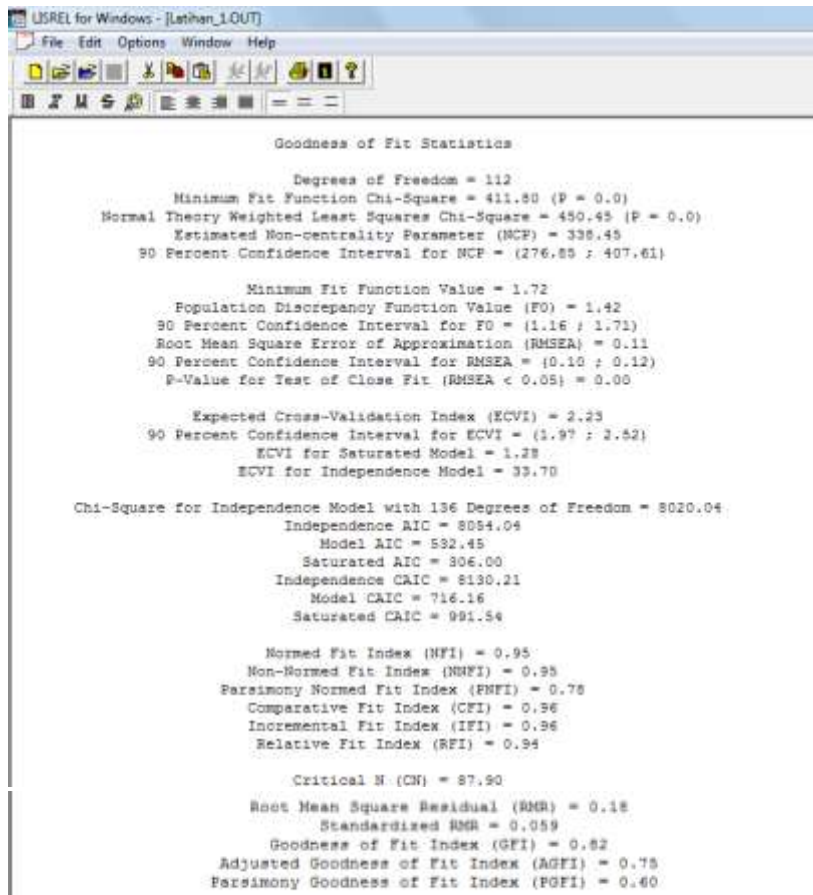
AT5 = 1.00*HRG, Errorvar.= 1.30, R² = 0.51
      (0.14)
      9.26

AT6 = 1.69*HRG, Errorvar.= 1.64, R² = 0.70
      (0.14)      (0.26)
      11.93      6.33

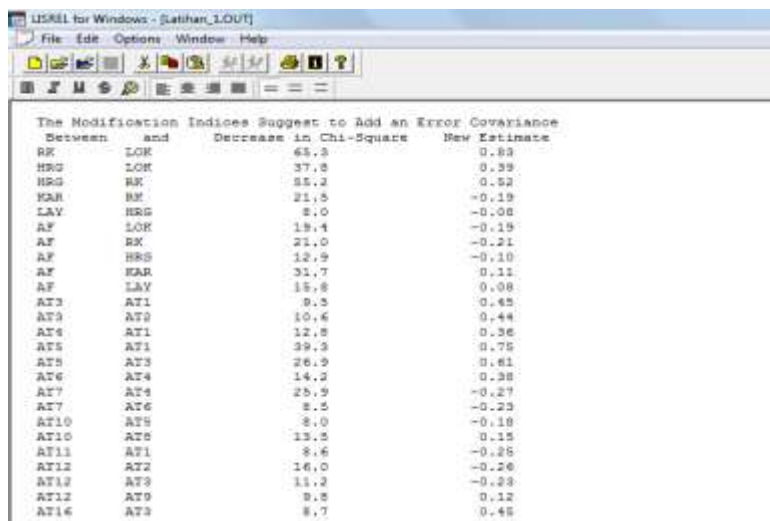
```

Output ini menjelaskan hasil model pengukuran produktivitas, dengan judul MODEL CFA: ATRIBUT. Model persamaan pengukuran, yaitu model persamaan matematis pola hubungan antara indikator dan konstruk laten.

Konstanta pola hubungan KA1 dengan konstruk laten LOK di tunjukkan pada KA1 yang tertulis 1,00. Nilai 1 sesuai dengan bobot yang kita berikan untuk KA1 (*variabel reference*). Nilai konstanta AT2 dan LOK adalah 0,92 sedangkan nilai t-statistik untuk AT2 adalah 11,72. *Standar error* untuk AT2 adalah 0,07. Nilai *error variance* untuk indikator AT2 adalah 1,67. Nilai R^2 (reliabilitas indikator) untuk AT2 adalah 0,58. Artinya adalah sebesar 58% konstruk laten LOK mampu menjelaskan indikator AT2, dan seterusnya.



Output ini menunjukkan hasil uji kecocokan model. P-value (nilai p) chi-kuadrat $0,0 \leq 0,05$, model tidak *fit*. Nilai RMSEA $0,11 \geq 0,08$ model tidak *fit*. Nilai RMR $0,18 \geq 0,05$ model tidak *fit*. Dengan demikian sebagian besar uji kecocokan model menunjukkan bahwa model tidak *fit*.



Output ini merupakan *output* indeks modifikasi. Apabila hasil uji kecocokan model tidak/kurang fit, maka dapat dilakukan perbaikan model yang dapat dilihat dalam *output* ini.

The screenshot shows the LISREL for Windows interface with a window titled 'Lisihan_1.0UT'. The main content area displays the following table:

MODEL CFA 1 ATRIBUT						
Completely Standardized Solution						
LAMBDA-Y						
	LOK	RK	HBO	KAR	LAY	AF
AT1	0.76	--	--	--	--	--
AT2	0.76	--	--	--	--	--
AT3	--	0.81	--	--	--	--
AT4	--	0.84	--	--	--	--
AT5	--	--	0.72	--	--	--
AT6	--	--	0.84	--	--	--
AT7	--	--	--	0.76	--	--
AT8	--	--	--	0.79	--	--
AT9	--	--	--	0.80	--	--
AT10	--	--	--	--	0.78	--
AT11	--	--	--	--	0.84	--
AT12	--	--	--	--	--	0.84
AT13	--	--	--	--	--	0.74
AT14	--	--	--	--	--	0.77
AT15	--	--	--	--	--	0.98
AT16	--	--	--	--	--	--
AT17	--	--	--	--	--	--

Output ini merupakan nilai *loading factor* (LF). Apabila terdapat *loading factor* lebih kecil dari 0.05 (sesuai dengan standar estimasi yang dipakai oleh peneliti) disarankan untuk *di-drop* atau dihilangkan dalam model selanjutnya.

CONTOH PENELITIAN MANAJEMEN MODEL JALUR DENGAN LISREL 8.80

- A. Judul Penelitian.**
 - B. Perumusan Masalah.**
 - C. Tujuan Penelitian.**
 - D. Kerangka Pemikiran.**
 - E. Hipotesis Penelitian.**
 - F. Pengukuran Instrumen Variabel Penelitian.**
 - G. Teknik Analisis Data.**
 - H. Uji Hipotesis.**
-

Kasus 1 : Manajemen Pemasaran

Contoh Analisis SEM dalam penelitian menggunakan LISREL 8.80 berikut ini menggunakan data dari *file DATA Fit.xls* yang terdapat dalam CD kerja buku ini.

A. Judul Penelitian.

Pengaruh Gaya Hidup, Kelompok Acuan dan Atribut Toko Terhadap Keputusan Pembelian Konsumen 7-Eleven.

B. Perumusan Masalah.

Berdasarkan identifikasi masalah dalam penelitian ini, maka dapat disusun sejumlah rumusan masalah sebagai berikut :

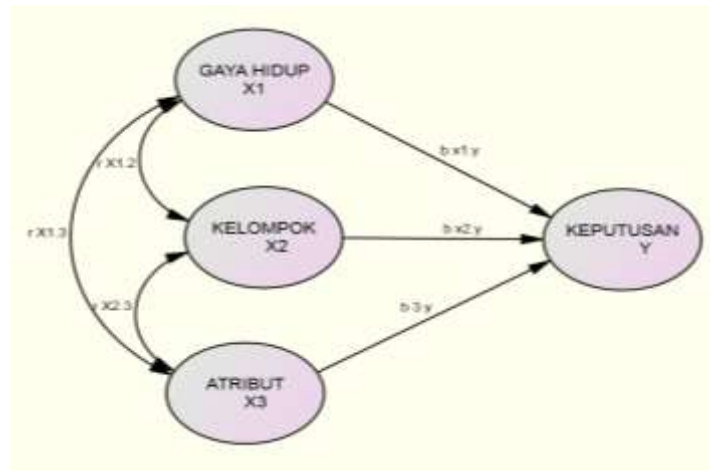
- 1) Apakah terdapat pengaruh antara variabel gaya hidup terhadap keputusan pembelian konsumen 7-Eleven.
- 2) Apakah terdapat pengaruh antara variabel kelompok acuan terhadap keputusan pembelian konsumen 7-Eleven.
- 3) Apakah terdapat pengaruh antara variabel atribut toko terhadap keputusan pembelian konsumen 7-Eleven.

C. Tujuan Penelitian.

Berdasarkan rumusan masalah di atas, maka dapat disusun sejumlah tujuan penelitian yaitu untuk mengetahui:

- 1) Pengaruh antara variabel gaya hidup terhadap keputusan pembelian konsumen 7-Eleven.
- 2) Pengaruh antara variabel kelompok acuan terhadap keputusan pembelian konsumen 7-Eleven.
- 3) Pengaruh antara variabel atribut toko terhadap keputusan pembelian konsumen 7-Eleven.

D. Kerangka Pemikiran.



Gambar 15.1. Model Teoritik Penelitian.

E. Hipotesis Penelitian.

Berdasarkan kerangka pemikiran di atas, maka hipotesis penelitian dapat ditentukan sebagai berikut :

- 1) $H_{01} : \beta_1 = 0$; Tidak ada pengaruh antara variabel **gaya hidup** terhadap **keputusan pembelian** konsumen 7-Eleven
 $H_{a1} : \beta_1 \neq 0$; Terdapat pengaruh antara variabel **gaya hidup** terhadap **keputusan pembelian** konsumen 7-Eleven
- 2) $H_{02} : \beta_2 = 0$; Tidak ada pengaruh antara variabel **kelompok acuan** terhadap **keputusan pembelian** konsumen 7-Eleven
 $H_{a2} : \beta_2 \neq 0$; Terdapat pengaruh antara variabel **kelompok acuan** terhadap **keputusan pembelian** konsumen 7-Eleven
- 3) $H_{03} : \beta_3 = 0$; Tidak ada pengaruh antara variabel **atribut toko** terhadap **keputusan pembelian** konsumen 7-Eleven
 $H_{a3} : \beta_3 \neq 0$; Terdapat pengaruh antara variabel **atribut toko** terhadap **keputusan pembelian** konsumen 7-Eleven

F. Pengukuran Instrumen Variabel Penelitian.

1) Gaya Hidup.

a. Kisi-kisi Instrumen.

Berdasarkan pendekatan penelitian yang digunakan, kisi-kisi variabel penelitian ini dapat diidentifikasi seperti dalam Tabel di bawah ini :

Tabel 15.1. Kisi-kisi Instrumen Gaya Hidup.

Variabel	Dimensi	Indikator / kuesioner	Kode
Gaya Hidup (Prasetijo & Ihalauw) (2005, p. 58)	Aktivitas (A)	Saya suka menghabiskan waktu di luar bersama teman-teman setelah melakukan aktivitas sehari-hari	GH1
		Kegiatan nongkrong dengan teman-teman adalah hobi Saya	GH2
		Frekuensi Saya untuk bertemu di luar dengan teman-teman bisa lebih dari 1x per minggu	GH3
		Bila bertemu di luar dengan teman-teman, biasanya menghabiskan waktu lebih dari 1 jam	GH4
	Minat (I)	Saya menyukai produk-produk makanan dan minuman siap saji yang segar (<i>fresh food</i>)	GH5
		Saya menyukai kebebasan dalam berkreasi	GH6
		Saya suka terlibat dalam komunitas	GH7
		Saya suka berbelanja	GH8
		Saya menyukai tempat belanja yang bersih dan nyaman.	GH9
	Opini (O)	Bagi Saya, pemilihan merek menjadi pertimbangan untuk memilih tempat nongkrong	GH10
		Menurut Saya, <i>convenience store</i> , seperti 7-Eleven dapat menjadi alternatif tempat untuk mengadakan pertemuan	GH11
		Menurut Saya, <i>convenience store</i> , seperti 7-Eleven sudah menjadi bagian dari gaya hidup masyarakat urban Jakarta	GH12

2) Kelompok Acuan.

a. Kisi-kisi Instrumen.

Berdasarkan pendekatan penelitian yang digunakan, kisi-kisi variabel penelitian ini dapat dikembangkan seperti pada di bawah ini :

Tabel 15.2. Kisi-kisi Instrumen Kelompok Acuan

Variabel	Dimensi	Indikator / kuesioner	Kode
Kelompok Acuan (Prasetijo & Ihalauw) (2005, p. 153-155)	<i>Social Power</i> (SP)	Teman Saya pernah merekomendasikan 7-Eleven	KA1
		Teman Saya pernah mengajak ke 7-Eleven dan kami menghabiskan waktu bersama	KA2
	<i>Referent Power</i> (RP)	Saya pernah terpengaruh perilaku teman yang pernah berkunjung ke 7-Eleven, sehingga termotivasi untuk mengikutinya	KA3
		Saya pernah terpengaruh bintang film atau tokoh terkenal yang pernah berkunjung ke 7-Eleven, sehingga termotivasi untuk mengikutinya	KA4

	<i>Informative Power</i> (IP)	Teman Saya mempunyai informasi yang cukup menarik pada saat merekomendasikan 7-Eleven	KA5
		Teman Saya mempunyai informasi yang cukup akurat pada saat merekomendasikan 7-Eleven	KA6

3) Atribut Toko.

a. Kisi-kisi Instrumen.

Berdasarkan pendekatan penelitian yang digunakan, kisi-kisi variabel penelitian ini dapat diidentifikasi seperti dalam Tabel di bawah ini :

Tabel 15.3. Kisi-kisi Instrumen Atribut Toko.

Variabel	Dimensi	Indikator / kuesioner	Kode
Atribut Toko (Engel & Blackwell) (1993, p. 586-593)	Lokasi	Lokasi 7-Eleven yang mudah dijangkau	AT1
		Lokasi 7-Eleven yang dekat dengan tempat saya beraktivitas sehari-hari	AT2
		Lokasi 7-Eleven yang ramai	AT3
		Lokasi 7-Eleven strategis	AT4
	Kayawan	Karyawan 7-Eleven sangat ramah	AT5
		Karyawan 7-Eleven cekatan dalam membantu konsumen	AT6
		Karyawan 7-Eleven mempunyai pengetahuan yang cukup baik tentang produk 7-Eleven	AT7
		Karyawan 7-Eleven menarik	AT8
		Karyawan 7-Eleven suka membantu	AT9
	Atribut Fisik	Layanan parkir memadai	AT10
		Tersedia layanan wifi gratis	AT11
		Konsep self-service yang menyenangkan	AT12

4) Keputusan Pembelian.

a. Kisi-kisi Instrumen.

Berdasarkan pendekatan penelitian yang digunakan, kisi-kisi variabel penelitian ini dapat dikembangkan seperti pada tabel di bawah ini :

Tabel 15.4. Kisi-kisi Instrumen Keputusan Pembelian.

Variabel	Dimensi	Indikator / kuesioner	Kode
Keputusan Pembelian (Kotler) (2005, p. 224-229)	Pengenalan Masalah	7-Eleven akan dapat memenuhi kebutuhan untuk nongkrong dengan suasana nyaman	KP1
		7-Eleven akan dapat memenuhi kebutuhan untuk nongkrong dengan harga terjangkau	KP2
		7-Eleven akan dapat memenuhi kebutuhan untuk mendapatkan makanan dan minuman siap saji yang segar (<i>fresh food</i>)	KP3
	Pencarian	Sebelum Saya memutuskan untuk berkunjung	KP4

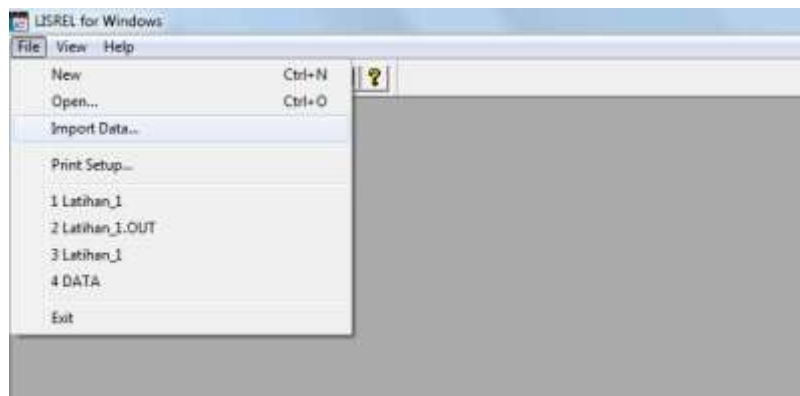
Variabel	Dimensi	Indikator / kuesioner	Kode
	Informasi	ke 7-Eleven, Saya akan mencari informasi promosi terlebih dahulu kepada teman atau keluarga	
		Sebelum Saya memutuskan untuk berkunjung ke 7-Eleven, Saya akan mencari informasi promosi terlebih dahulu di media <i>online</i> (Facebook, Twitter)	KP5
		Merek produk 7-Eleven menjadi pertimbangan utama Saya sebelum melakukan keputusan pembelian	KP6
		Saya mencari informasi tentang pelayanan yang diberikan oleh pegawai di 7-Eleven.	KP7
	Keputusan Pembelian	Keputusan pembelian Saya di 7-Eleven karena terdorong oleh kualitas yang baik	KP8
		Keputusan pembelian Saya di 7-Eleven karena terdorong oleh harga yang terjangkau	KP9
		Keputusan pembelian Saya di 7-Eleven karena terdorong oleh suasana toko	KP10
		Saya membeli produk di 7-Eleven karena merek 7-Eleven dapat meningkatkan gengsi	KP11
		Saya membeli produk di 7-Eleven karena menarik dan memiliki kekhasan tersendiri	KP12

G. Teknik Analisis Data

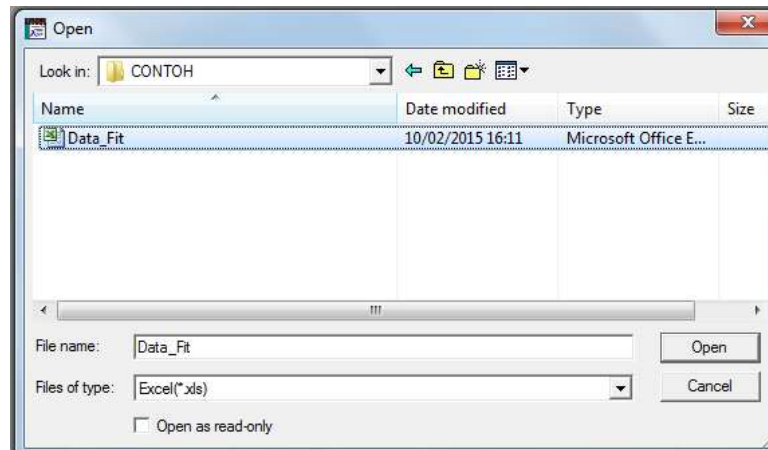
Analisis hasil pengolahan data tahap *full model* SEM dilakukan dengan melakukan uji kesesuaian dan uji statistik. Adapun pengujiannya merujuk pada kriteria *model fit* yang terdapat pada tabel ***Goodness Of Fit Index*** yang sudah dijelaskan pada bab sebelumnya.

Tahapan tahapan pengolahan data untuk analisis Model CFA (awal) sampai dengan *full model_1 (awal)* sampai dengan *full model fit* SEM dengan program LISREL ditampilkan pada uraian-uraian di bawah ini:

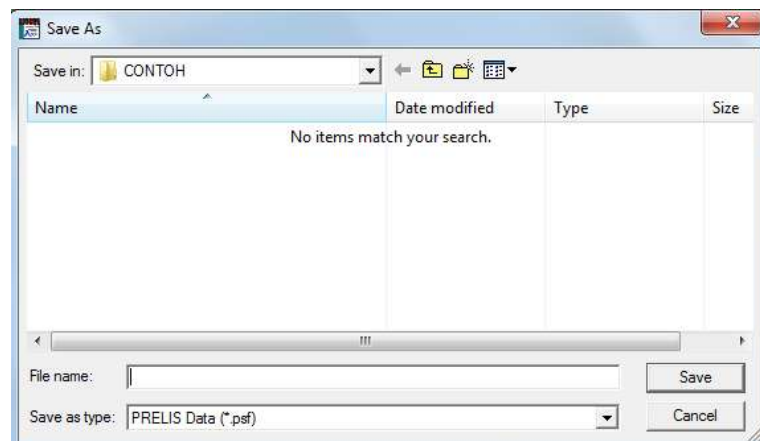
Langkah 1 : *Klik File* kemudian pilih ***Import Data***.



Langkah 2 : cari sumber data yang di-input dalam excel.
Dalam contoh ini Sumber Data : D:\CONTOH\Data Fit.xls



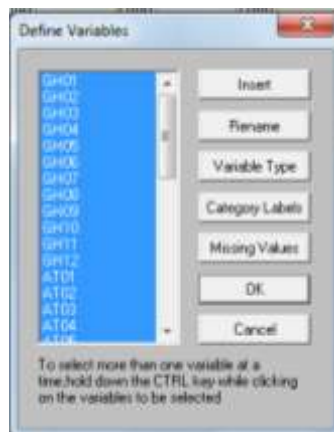
Klik **Open**, kotak dialog seperti berikut akan muncul.



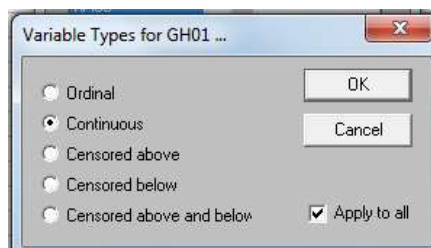
Beri nama file pada **File Name**: ketikkan DATA. Kemudian, Klik **Save** sehingga input data seperti berikut akan muncul.

	GH01	GH02	GH03	GH04	GH05	GH06	GH07	GH08	GH09
1	4.000	5.000	5.000	5.000	4.000	2.000	4.000	4.000	5.000
2	3.000	2.000	3.000	3.000	3.000	3.000	3.000	3.000	3.000
3	3.000	3.000	2.000	2.000	2.000	3.000	2.000	2.000	2.000
4	2.000	2.000	3.000	4.000	4.000	3.000	3.000	3.000	3.000
5	4.000	4.000	5.000	5.000	3.000	4.000	4.000	5.000	5.000
6	4.000	3.000	3.000	3.000	3.000	3.000	4.000	4.000	3.000
7	3.000	3.000	4.000	3.000	4.000	2.000	3.000	3.000	3.000
8	4.000	4.000	5.000	4.000	4.000	2.000	5.000	5.000	4.000
9	4.000	4.000	5.000	4.000	4.000	2.000	4.000	5.000	5.000
10	5.000	5.000	4.000	5.000	5.000	2.000	4.000	5.000	5.000
11	3.000	3.000	3.000	3.000	4.000	4.000	3.000	4.000	4.000
12	3.000	3.000	5.000	5.000	5.000	3.000	5.000	4.000	4.000
13	4.000	5.000	4.000	4.000	3.000	5.000	3.000	4.000	3.000
14	4.000	4.000	5.000	3.000	3.000	2.000	4.000	4.000	3.000
15	4.000	4.000	5.000	4.000	4.000	5.000	4.000	4.000	4.000
16	1.000	3.000	3.000	1.000	1.000	4.000	3.000	1.000	1.000
17	4.000	4.000	4.000	4.000	5.000	4.000	4.000	4.000	4.000
18	5.000	5.000	5.000	4.000	5.000	4.000	5.000	4.000	4.000
19	3.000	3.000	3.000	3.000	2.000	3.000	3.000	3.000	3.000
20	4.000	4.000	3.000	3.000	4.000	2.000	4.000	3.000	3.000
	2.000	3.000	3.000	3.000	2.000	2.000	2.000	3.000	3.000

Langkah 3 : Klik **Data** pada toolbar. Pilih **Define Variabel** sehingga kotak dialog seperti berikut akan muncul.



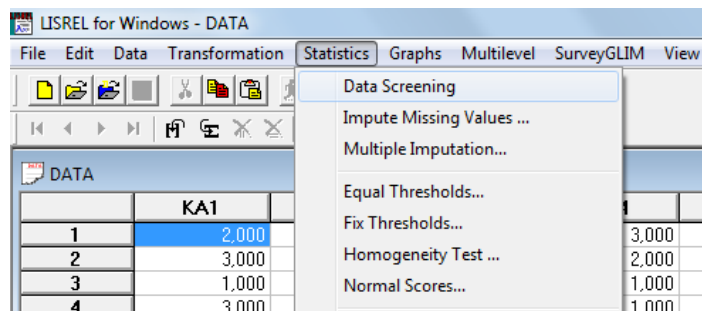
Selanjutnya lakukan blok pada **Variabel List:** GH1 s/ddengan cara klik GH1 pada variabel list kemudian tekan tombol Shift pada keyboard dan sambil di tekan geserkan tanda panah di keyboar ke arah bawah. Setelah selesai di blok kemudian klik **Variable Type**. Kemudian akan muncul kotak dialog seperti berikut:



Beri tanda *tick mark* pada **Continuous** dan **Apply to All**, kemudian klik **OK** sebanyak 2 kali. Dan akan muncul tampilan seperti ini.

	KA1	KA2	KA3	KA4	KA5	KA6
1	1.000	1.000	2.000	3.000	1.000	2.000
2	3.000	2.000	1.000	2.000	1.000	3.000
3	1.000	2.000	2.000	1.000	2.000	2.000
4	3.000	2.000	2.000	1.000	2.000	4.000
5	1.000	2.000	2.000	2.000	3.000	4.000
6	4.000	1.000	1.000	3.000	5.000	2.000
7	2.000	2.000	1.000	3.000	2.000	2.000
8	1.000	2.000	2.000	5.000	3.000	4.000

Langkah 4 : Klik **Statistics** pada toolbar. Pilih **Data Screening** sehingga kotak dialog seperti berikut akan muncul.



Sehingga kemudian keluar output sebagai berikut.

```


Total Sample Size = 240

Univariate Distributions for Ordinal Variables

KA1 Frequency Percentage Bar Chart
1 13 5.4
2 34 14.2
3 74 30.8
4 70 29.2
5 49 20.4

KA2 Frequency Percentage Bar Chart
1 19 7.9
2 36 15.0
3 69 28.8
4 88 36.7
5 28 11.7

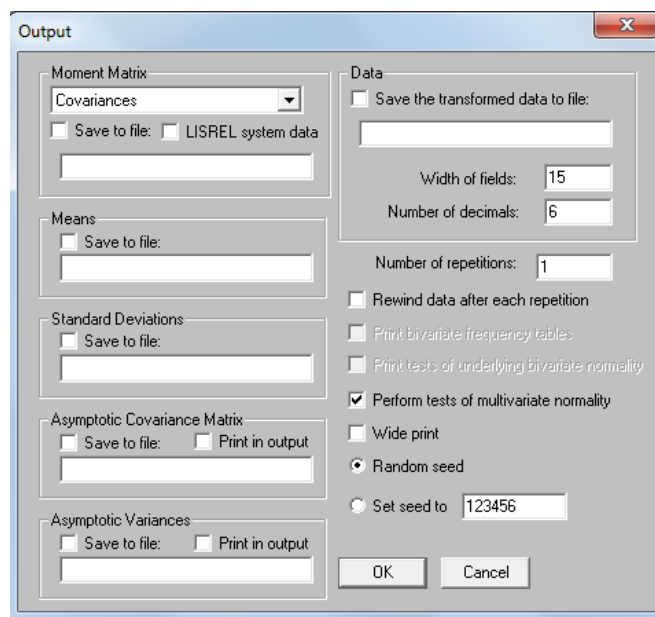
```

Kemudian di Close  saja *output* dari **Screening Data** tersebut, dengan otomatis *output screening* data sudah disimpan oleh program Lisrel ke folder dimana kita bekerja seperti yang sudah disebutkan di atas.

Langkah 5 : Klik **Statistics** pada toolbar. Pilih **Normal Score** sehingga kotak dialog seperti berikut akan muncul.



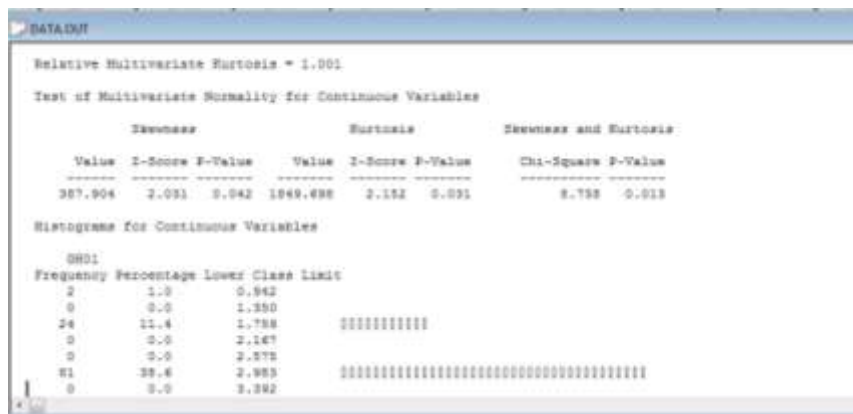
Selanjutnya lakukan blok pada Variabel List: GH1 s/ddengan cara klik GH1 pada variabel list kemudian tekan tombol Shift pada keyboard dan sambil di tekan geserkan tanda panah di keyboard ke arah bawah. Setelah selesai di blok kemudian klik **Add**. Kemudian klik **Output Options** sehingga muncul kotak dialog seperti berikut:



Kemudian **Moment Matrix Covariances** beri tanda tick mark pada **Save to File**, lalu tuliskan dimana file akan disimpan tuliskan D:\LATIHAN\LATIHANLISREL\DATA selanjutnya beri tanda *tick mark* pada **Perform test of multivariate normality** dan klik **OK**. Kemudian klik **Run**. Seperti pada tampilan di bawah ini.

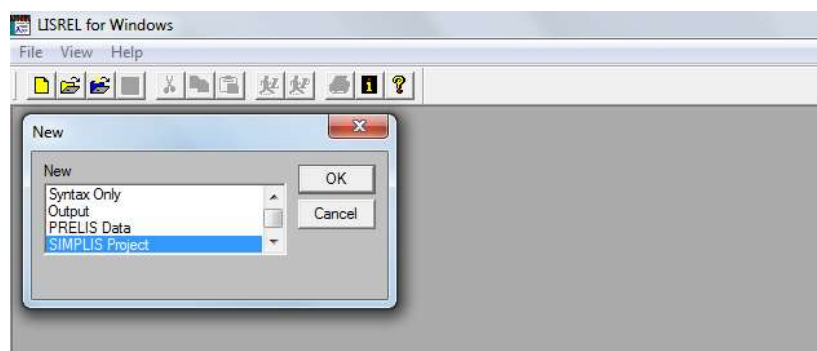


Selanjutnya akan muncul *output* seperti berikut.

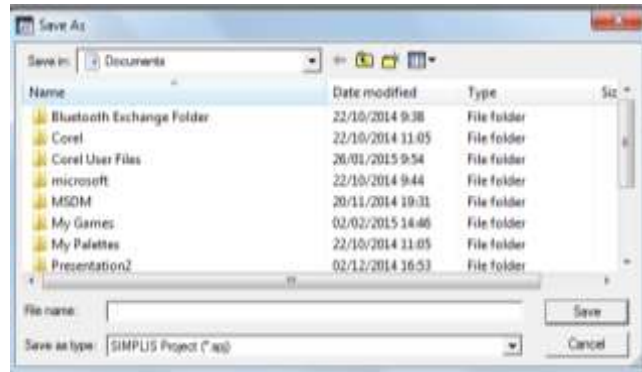


Output di atas kemudian di *Close* bebas saja.

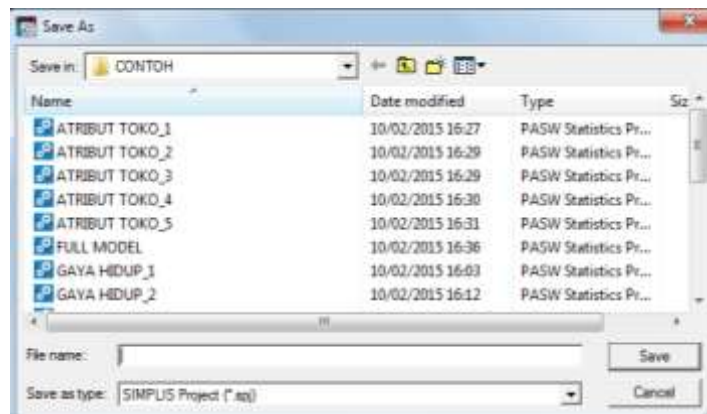
Langkah 6 : Klik **File** dan pilih **New** sehingga kotak dialog seperti berikut akan muncul.



Pilih **SIMPLIS Project** dan klik **OK** sehingga kotak dialog seperti berikut akan muncul.



Kotak dialog **Save As** yang tampil ini adalah bermaksud untuk menanyakan mau di simpan dimanakah file project yang akan kita kerjakan. Dalam hal ini akan di simpan pada folder D:\CONTOH. Seperti terlihat pada output berikut.



Langkah 7 : Klik **File** dan pilih **Open** dengan tujuan untuk membuka project yang telah kita simpan sesuai langkah nomor 6 di atas. Kemudian klik **Open**, dan akan terbuka kotak dialog seperti berikut.



Langkah 8 : Langkah berikutnya adalah tuliskan kalimat perintah seperti yang sudah diuraikan pada halaman sebelumnya di atas. Seperti terlihat pada gambar berikut.

```

CFA ONE STEP
SYSTEM FILE from file 'D:\CONTOH\DATA.dsf'
Latent Variables GAYA KELOMPOK ATRIBUT KEPUTUSA X1 X2 X3 X4 X5
X6 Y1 Y2 Y3 Y4 Y5 Y6
Relationships
GH01=1*X1
GH02-GH04=X1
GH05=1*X2
GH06-GH09=X2
GH10=1*X3
GH11-GH12=X3
X1-X3=GAYA
AT01=1*X4
AT02-AT04=X4
AT05=1*X5
AT06-AT09=X5
AT10=1*X6
AT11-AT12=X6
X4-X6=ATRIBUT
KA01=1*Y1
KA02=Y1
KA03=1*Y2
KA04=Y2
KA05=1*Y3
KA06=Y3
Y1-Y3=KELOMPOK
KP01=1*Y4
KP02-KP03=Y4
KP04=1*Y5
KP05-KP07=Y5
KP08=1*Y6
KP09-KP12=Y6
Y4-Y6=KEPUTUSA
KEPUTUSA = GAYA ATRIBUT KELOMPOK
Options: SC SS EF AD=OFF
Path Diagram

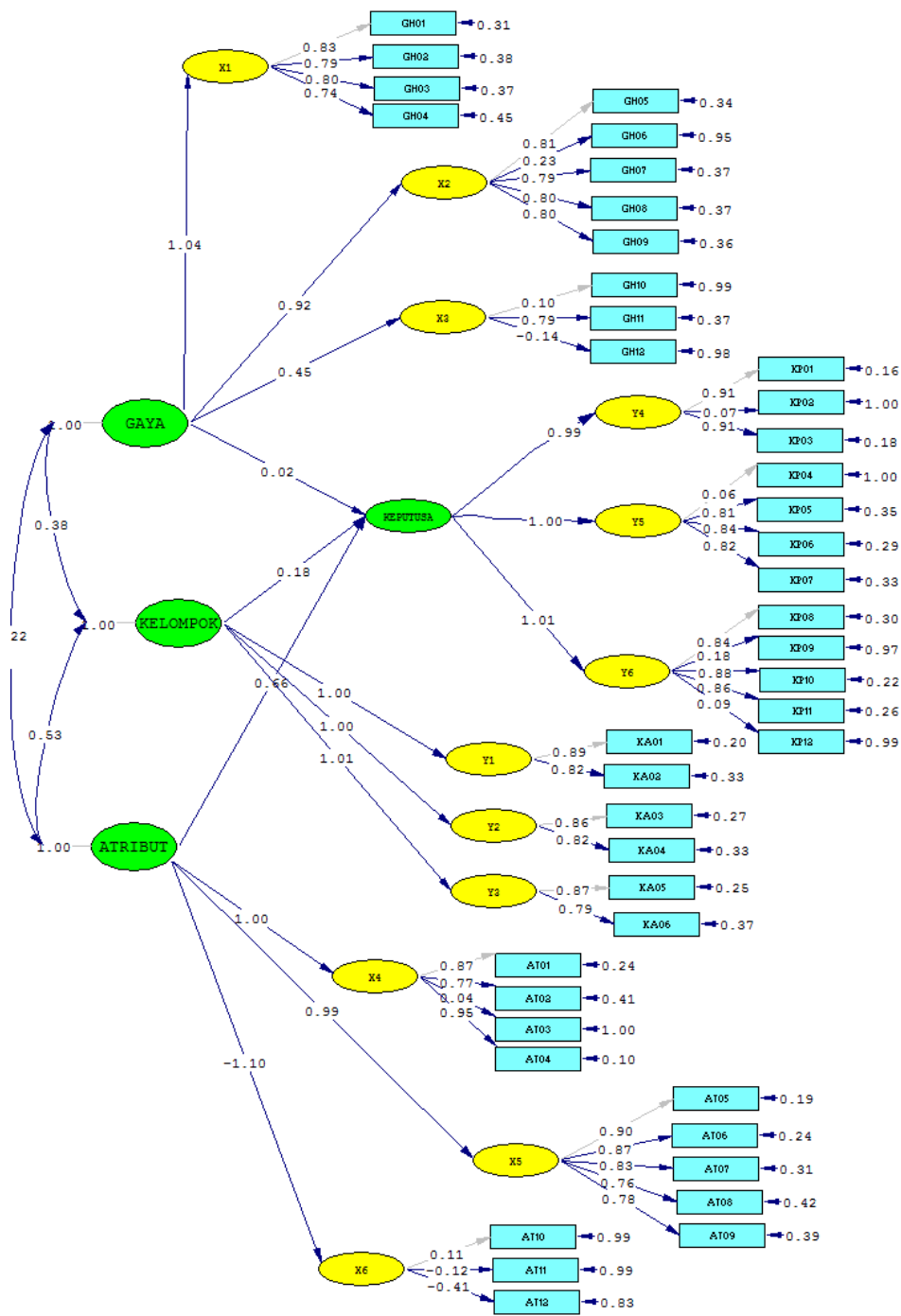
```

Diagram illustrating the relationships between latent variables and observed variables:

- variabel gaya**: GH01=1*X1, GH02-GH04=X1, GH05=1*X2, GH06-GH09=X2, GH10=1*X3, GH11-GH12=X3
- variabel atribut**: X1-X3=GAYA, AT01=1*X4, AT02-AT04=X4, AT05=1*X5, AT06-AT09=X5, AT10=1*X6, AT11-AT12=X6
- variabel kelompok**: X4-X6=ATRIBUT, KA01=1*Y1, KA02=Y1, KA03=1*Y2, KA04=Y2, KA05=1*Y3, KA06=Y3
- variabel keputusan**: Y1-Y3=KELOMPOK, KP01=1*Y4, KP02-KP03=Y4, KP04=1*Y5, KP05-KP07=Y5, KP08=1*Y6, KP09-KP12=Y6

KEPUTUSA = GAYA ATRIBUT KELOMPOK
Options: SC SS EF AD=OFF
Path Diagram

Kemudian di lakukan **run** dan akan terlihat output seperti di bawah ini.



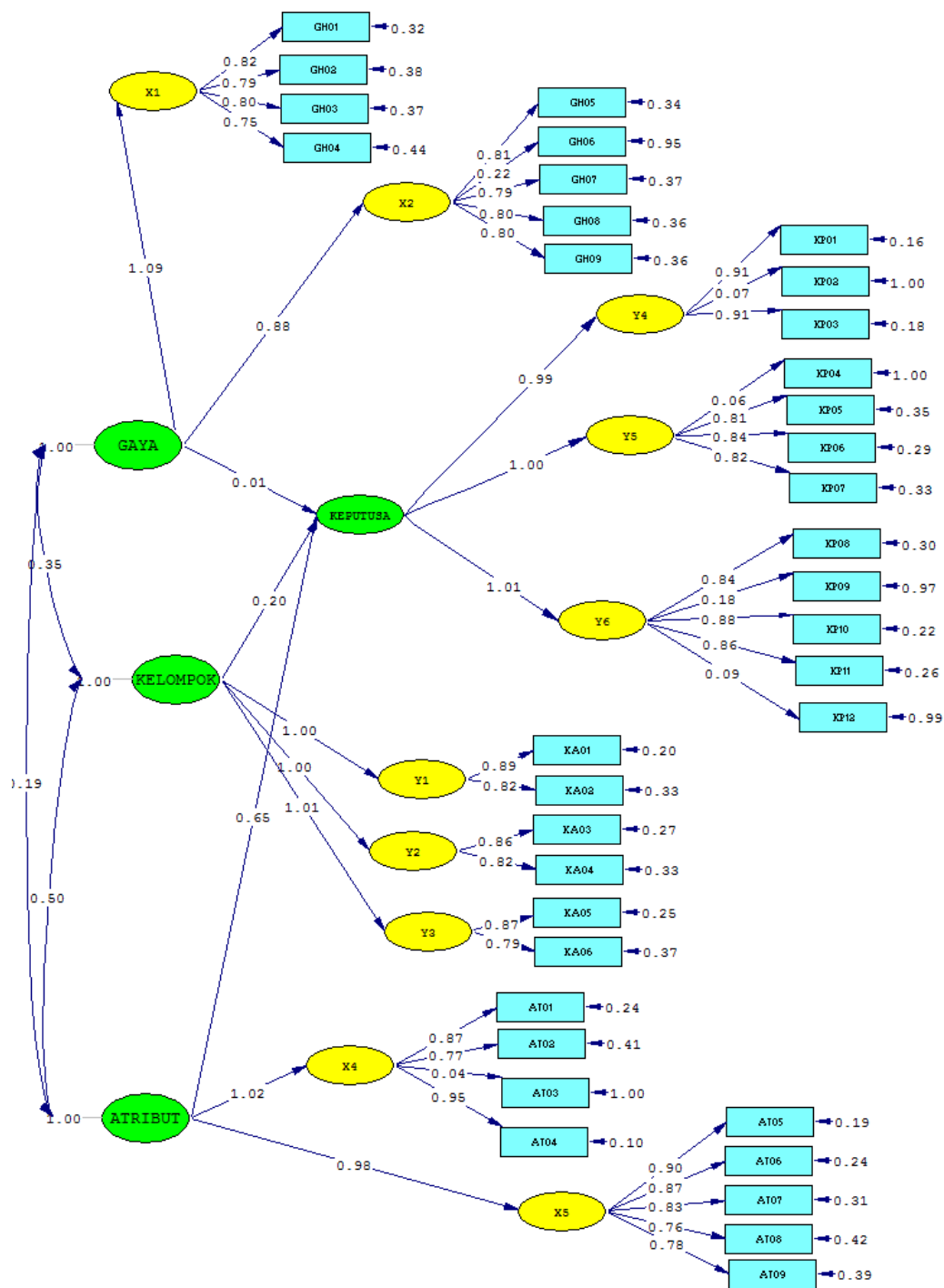
Chi-Square=1279.82, df=801, P-value=0.00000, RMSEA=0.053

Dari gambar di atas terlihat *loading factor* (*lf*) pada dimensi X3 (0,45) dan X6 (-1,10), dimana *loading factor* $\geq 0,5$.

Langkah 9 : Langkah berikutnya adalah membuang atau di-drop dimensi **X3 dan X6** karena memiliki loading factor $\leq 0,5$. Sehingga operasi perintah pada program Lisrel seperti terlihat berikut.

```
CFA ONE STEP
SYSTEM FILE from file 'D:\CONTOH\DATA.dsf'
Latent Variables GAYA KELOMPOK ATRIBUT KEPUTUSA X1 X2 X3 X4 X5
X6 Y1 Y2 Y3 Y4 Y5 Y6
Relationships
GH01=1*X1
GH02-GH04=X1
GH05=1*X2
GH06-GH09=X2
X1-X2=GAYA
AT01=1*X4
AT02-AT04=X4
AT05=1*X5
AT06-AT09=X5
X4-X5=ATRIBUT
KA01=1*Y1
KA02=Y1
KA03=1*Y2
KA04=Y2
KA05=1*Y3
KA06=Y3
Y1-Y3=KELOMPOK
KP01=1*Y4
KP02-KP03=Y4
KP04=1*Y5
KP05-KP07=Y5
KP08=1*Y6
KP09-KP12=Y6
Y4-Y6=KEPUTUSA
KEPUTUSA = GAYA ATRIBUT KELOMPOK
Options: SC SS EF AD=OFF
Path Diagram
End of Problem
```

Kemudian di lakukan *run* dan akan terlihat *output* seperti di bawah ini.



Chi-Square=666.57, df=578, P-value=0.00617, RMSEA=0.027

Dari hasil output etimasi Lisrel di atas dapat dilihat bahwa semua dimensi sudah mempunyai *loading factor* $\geq 0,5$. Sementara itu pada indikator masih terdapat beberapa yang mempunyai *loading factor* $\leq 0,5$, yaitu GH06, KP02, KP04, KP09, KP12, dan AT03.

Langkah 10 : Langkah berikutnya adalah membuang atau di-drop indikator **GH06, KP02, KP04, KP09, KP12, dan AT03** karena memiliki loading factor $\leq 0,5$. Sehingga operasi perintah pada program Lisrel seperti terlihat berikut.

```
CFA ONE STEP
SYSTEM FILE from file 'D:\CONTOH\DATA.dsf'
Latent Variables GAYA KELOMPOK ATRIBUT KEPUTUSA X1 X2 X3 X4 X5
X6 Y1 Y2 Y3 Y4 Y5 Y6
Relationships
GH01=1*X1
GH02-GH04=X1
GH05=1*X2
GH07-GH09=X2
X1-X2=GAYA
AT01=1*X4
AT02=1*X4
AT04=X4
AT05=1*X5
AT06-AT09=X5
X4-X5=ATRIBUT
KA01=1*Y1
KA02=Y1
KA03=1*Y2
KA04=Y2
KA05=1*Y3
KA06=Y3
Y1-Y3=KELOMPOK
KP01=1*Y4
KP03=Y4
KP05=1*Y5
KP06-KP07=Y5
KP08=1*Y6
KP10-KP11=Y6
Y4-Y6=KEPUTUSA
KEPUTUSA = GAYA ATRIBUT KELOMPOK
Options: SC SS EF AD=OFF
Path Diagram
End of Problem
```

Kemudian di lakukan **run** dan akan terlihat *output* seperti di bawah ini.


```

LISREL for Windows - [CONTOH ONE STEP2.OUT]
File Edit Options Window Help
[Icons]
B I U S [Icons] = = =
|
DATE: 2/12/2015
TIME: 10:16

L I S R E L 8.80

BY

Karl G. Jöreskog & Dag Sörbom

This program is published exclusively by
Scientific Software International, Inc.
7383 N. Lincoln Avenue, Suite 100
Lincolnwood, IL 60712, U.S.A.
Phone: (800)247-6113, (847)675-0720, Fax: (847)675-2140
Copyright by Scientific Software International, Inc., 1981-2006
Use of this program is subject to the terms specified in the
Universal Copyright Convention.
Website: www.ssicentral.com

```

```

KEPUTUSA = 0.0086*GAYA + 0.20*KELOMPOK + 0.65*ATRIBUT, Errorvar.= 0.40, R² = 0.60
(0.048) (0.061) (0.078)
0.12 3.22 2.62

X1 = 0.81*GAYA, Errorvar.= -0.12 , R² = 1.21
(0.073) (0.083)
11.23 -1.27

W_A_R_N_I_N_G : Error variance is negative.

X2 = 0.61*GAYA, Errorvar.= 0.11 , R² = 0.76
(0.063) (0.051)
9.63 2.24

X4 = 0.86*ATRIBUT, Errorvar.= -0.024 , R² = 1.03
(0.051) (0.020)
16.99 -1.20

W_A_R_N_I_N_G : Error variance is negative.

X5 = 0.85*ATRIBUT, Errorvar.= 0.030 , R² = 0.96
(0.053) (0.020)
15.92 1.42

Y1 = 0.83*KELOMPOK, Errorvar.= -0.0037, R² = 1.01
(0.050) (0.022)
16.43 -0.17

W_A_R_N_I_N_G : Error variance is negative.

Y2 = 0.72*KELOMPOK, Errorvar.= 0.0032, R² = 0.99
(0.047) (0.019)
15.15 0.17

```

```

Y2 = 0.72*KELOMPOK, Errorvar.= 0.0032, R² = 0.99
(0.047) (0.019)
15.15 0.17

Y3 = 0.76*KELOMPOK, Errorvar.= -0.013 , R² = 1.02
(0.048) (0.021)
15.79 -0.61

W_A_R_N_I_N_G : Error variance is negative.

Y4 = 0.90*KEPUTUSA, Errorvar.= 0.013 , R² = 0.98
(0.057) (0.017)
15.69 0.78

Y5 = 0.79*KEPUTUSA, Errorvar.= 0.0062, R² = 0.99
(0.059) (0.015)
13.24 0.41

Y6 = 0.92*KEPUTUSA, Errorvar.= -0.014 , R² = 1.02
(0.065) (0.016)
14.08 -0.88

W_A_R_N_I_N_G : Error variance is negative.

```

Reduced Form Equations

```

KEPUTUSA = 0.0086*GAYA + 0.20*KELOMPOK + 0.65*ATRIBUT, Errorvar.= 0.40, R² = 0.60
(0.048) (0.061) (0.075)
0.18 3.29 8.62

X1 = 0.81*GAYA + 0.0*KELOMPOK + 0.0*ATRIBUT, Errorvar.= -0.12, R² = 1.21
(0.073)
11.23

```

Dari hasil *output* Lisrel di atas dapat dilihat bahwa terdapat dimensi yang mempunyai *variance error* yang bernilai negatif yang dalam beberapa buku disebut sebagai Heywood cases (W_A_R_N_I_N_G : Error variance is negative) yaitu pada **X1, X4, Y1, Y3 dan Y6**. Heywood cases dapat diatasi dengan menetapkan *variance error* yang bernilai negatif dengan nilai positif kecil misalnya 0.05, 0.005, 0.01 atau 0.001 (dikembangkan dari beberapa sumber).

Langkah 11 : Langkah selanjutnya akan kita estimasi model di atas kembali dengan input sebagai berikut:

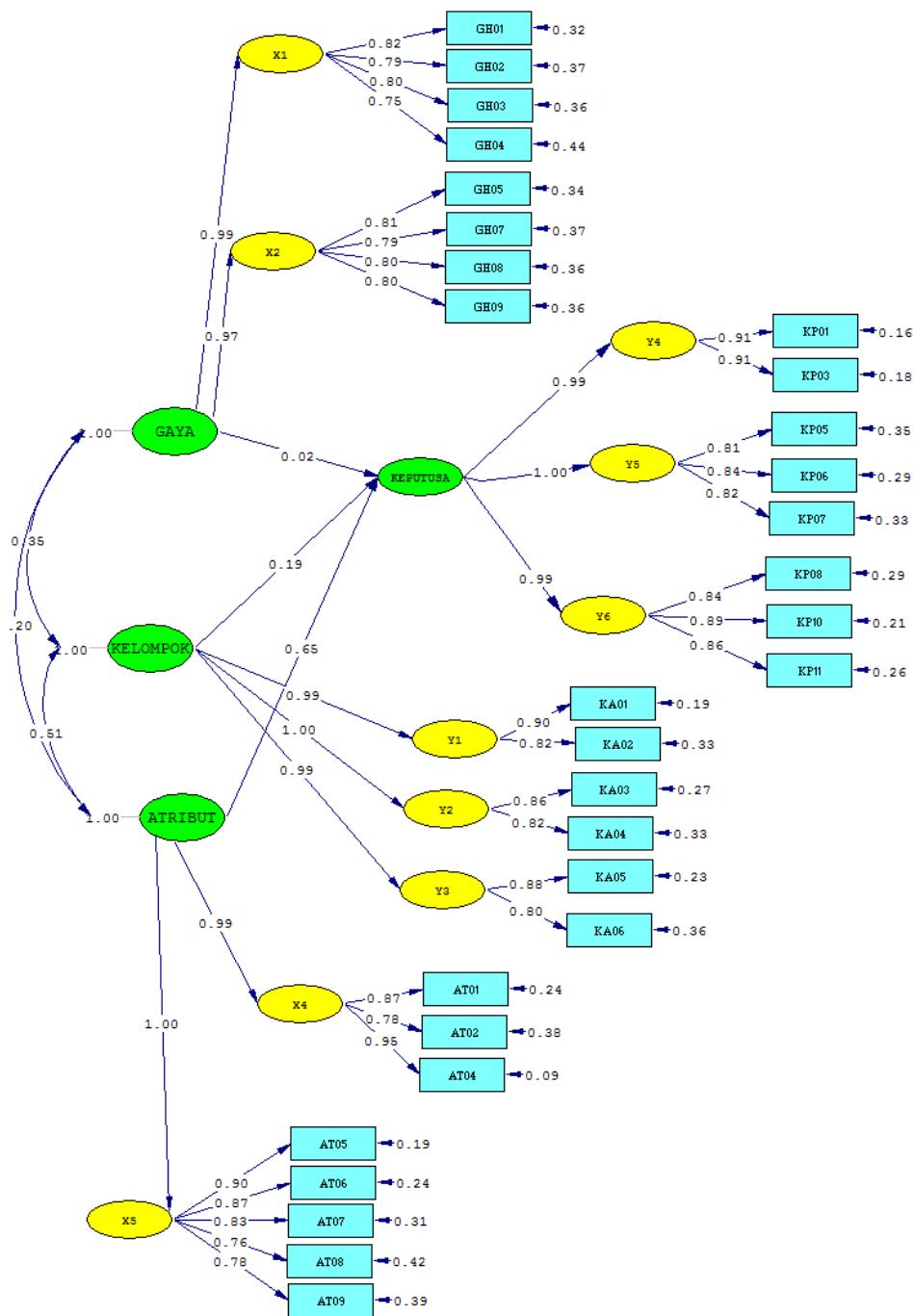
```

CFA ONE STEP
SYSTEM FILE from file 'D:\CONTOH\DATA.dsf'
Latent Variables GAYA KELOMPOK ATRIBUT KEPUTUSA X1 X2 X3 X4 X5
X6 Y1 Y2 Y3 Y4 Y5 Y6
Relationships
GH01=1*X1
GH02-GH04=X1
GH05=1*X2
GH07-GH09=X2
X1-X2=GAYA
AT01=1*X4
AT02=1*X4
AT04=X4
AT05=1*X5
AT06-AT09=X5
X4-X5=ATRIBUT

```

```
KA01=1*Y1
KA02=Y1
KA03=1*Y2
KA04=Y2
KA05=1*Y3
KA06=Y3
Y1-Y3=KELOMPOK
KP01=1*Y4
KP03=Y4
KP05=1*Y5
KP06-KP07=Y5
KP08=1*Y6
KP10-KP11=Y6
Y4-Y6=KEPUTUSA
KEPUTUSA = GAYA ATRIBUT KELOMPOK
Set Error Variance of X1 to 0.01
Set Error Variance of X4 to 0.01
Set Error Variance of Y1 to 0.01
Set Error Variance of Y3 to 0.01
Set Error Variance of Y6 to 0.01
Options: SC SS EF AD=OFF
Path Diagram
End of Problem
```

Kemudian di lakukan *run* dan akan terlihat *output* seperti di bawah ini.



Chi-Square=471.67, df=395, P-value=0.00477, RMSEA=0.030

Kemudian kita lihat pada output *Goodness of Fit Statistics* dengan me-klik menu **Window** lalu klik **OUT**. Sehingga akan keluar tampilan sebagai berikut.

```

Y1 = 0.83*KELOMPOK, Errorvar.= 0.0100, R² = 0.99
(0.050)
16.45

Y2 = 0.72*KELOMPOK, Errorvar.= -0.00035, R² = 1.00
(0.047) (0.019)
15.21 -0.018

W_A_R_N_I_N_G : Error variance is negative.

Y3 = 0.76*KELOMPOK, Errorvar.= 0.0100, R² = 0.98
(0.048)
15.73

Y4 = 0.90*KEPUTUSA, Errorvar.= 0.0082, R² = 0.99
(0.058) (0.017)
15.63 0.49

```

Dari hasil *output* Lisrel di atas dapat dilihat bahwa terdapat dimensi yang mempunyai variance error yang bernilai negatif yang dalam beberapa buku disebut sebagai Heywood cases (W_A_R_N_I_N_G : Error variance is negative) yaitu pada **Y2**. Heywood cases dapat diatasi dengan menetapkan variance error yang bernilai negatif dengan nilai positif kecil misalnya 0.05, 0.005, 0.01 atau 0.001 (dikembangkan dari beberapa sumber).

Langkah 12 : Langkah selanjutnya akan kita estimasi model di atas kembali dengan input sebagai berikut:

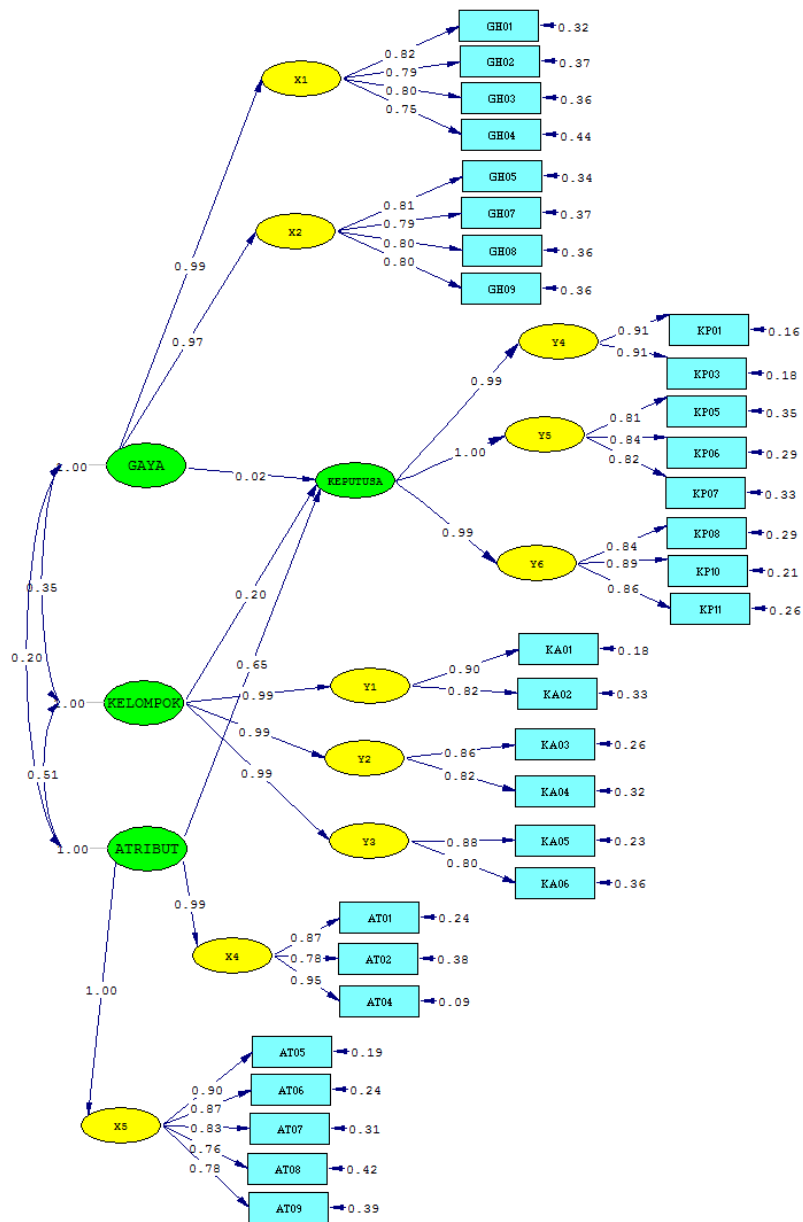
```

CFA ONE STEP
SYSTEM FILE from file 'D:\CONTOH\DATA.dsf'
Latent Variables GAYA KELOMPOK ATRIBUT KEPUTUSA X1 X2 X3 X4 X5
X6 Y1 Y2 Y3 Y4 Y5 Y6
Relationships
GH01=1*X1
GH02-GH04=X1
GH05=1*X2
GH07-GH09=X2
X1-X2=GAYA
AT01=1*X4
AT02=1*X4
AT04=X4
AT05=1*X5
AT06-AT09=X5
X4-X5=ATRIBUT
KA01=1*Y1
KA02=Y1
KA03=1*Y2
KA04=Y2
KA05=1*Y3
KA06=Y3
Y1-Y3=KELOMPOK

```

```
KP01=1*Y4
KP03=Y4
KP05=1*Y5
KP06-KP07=Y5
KP08=1*Y6
KP10-KP11=Y6
Y4-Y6=KEPUTUSA
KEPUTUSA = GAYA ATRIBUT KELOMPOK
Set Error Variance of X1 to 0.01
Set Error Variance of X4 to 0.01
Set Error Variance of Y1 to 0.01
Set Error Variance of Y3 to 0.01
Set Error Variance of Y6 to 0.01
Set Error Variance of Y2 to 0.01
Options: SC SS EF AD=OFF
Path Diagram
End of Problem
```

Kemudian di lakukan *run* dan akan terlihat *output* seperti di bawah ini.



Chi-Square=472.36, df=396, P-value=0.00495, RMSEA=0.030

Kita lihat pada *output Goodness of Fit Statistics* dengan me-klik menu **Window** lalu klik **OUT**. Sehingga akan keluar tampilan sebagai berikut.

Structural Equations

$$\text{KEPUTUSA} = 0.021 \cdot \text{GAYA} + 0.20 \cdot \text{KELOMPOK} + 0.65 \cdot \text{ATRIBUT}, \text{ Errorvar.} = 0.40, R^2 = 0.60$$

(0.053)	(0.063)	(0.076)
0.40	3.11	8.53

$$\text{X1} = 0.73 \cdot \text{GAYA}, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.98$$

(0.053)
13.90

$$X2 = 0.67 * GAYA, \text{ Errorvar.} = 0.032, R^2 = 0.93$$

(0.051)	(0.018)
13.22	1.77

$$X4 = 0.84 * ATRIBUT, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.99$$

(0.050)
16.79

$$X5 = 0.86 * ATRIBUT, \text{ Errorvar.} = 0.0046, R^2 = 0.99$$

(0.052)	(0.013)
16.61	0.35

$$Y1 = 0.83 * KELOMPOK, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.99$$

(0.050)
16.47

$$Y2 = 0.72 * KELOMPOK, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.98$$

(0.047)
15.17

$$Y3 = 0.76 * KELOMPOK, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.98$$

(0.048)
15.74

$$Y4 = 0.90 * KEPUTUSA, \text{ Errorvar.} = 0.0082, R^2 = 0.99$$

(0.058)	(0.017)
15.63	0.49

$$Y5 = 0.78 * KEPUTUSA, \text{ Errorvar.} = 0.0050, R^2 = 0.99$$

(0.060)	(0.015)
13.15	0.33

$$Y6 = 0.92 * KEPUTUSA, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.99$$

(0.066)
13.90

Reduced Form Equations

$$KEPUTUSA = 0.021 * GAYA + 0.20 * KELOMPOK + 0.65 * ATRIBUT, \text{ Errorvar.} = 0.40, R^2 = 0.60$$

(0.053)	(0.063)	(0.076)
0.40	3.11	8.53

$$X1 = 0.73 * GAYA + 0.0 * KELOMPOK + 0.0 * ATRIBUT, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.98$$

(0.053)
13.90

$$X2 = 0.67 * GAYA + 0.0 * KELOMPOK + 0.0 * ATRIBUT, \text{ Errorvar.} = 0.032, R^2 = 0.93$$

(0.051)
13.22

$$X4 = 0.0 * GAYA + 0.0 * KELOMPOK + 0.84 * ATRIBUT, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.99$$

(0.050)
16.79

$$X5 = 0.0 * GAYA + 0.0 * KELOMPOK + 0.86 * ATRIBUT, \text{ Errorvar.} = 0.0046, R^2 = 0.99$$

(0.052)
16.61

$$Y1 = 0.0 * GAYA + 0.83 * KELOMPOK + 0.0 * ATRIBUT, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.99$$

(0.050)
16.47

$$Y2 = 0.0 * GAYA + 0.72 * KELOMPOK + 0.0 * ATRIBUT, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.98$$

(0.047)
15.17

$$Y3 = 0.0 \cdot GAYA + 0.76 \cdot KELOMPOK + 0.0 \cdot ATRIBUT, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.98$$

(0.048)
15.74

$$Y4 = 0.019 \cdot GAYA + 0.18 \cdot KELOMPOK + 0.58 \cdot ATRIBUT, \text{ Errorvar.} = 0.33, R^2 = 0.59$$

(0.048) (0.056) (0.061)
0.40 3.14 9.59

$$Y5 = 0.017 \cdot GAYA + 0.15 \cdot KELOMPOK + 0.51 \cdot ATRIBUT, \text{ Errorvar.} = 0.25, R^2 = 0.59$$

(0.042) (0.049) (0.057)
0.40 3.12 8.91

$$Y6 = 0.020 \cdot GAYA + 0.18 \cdot KELOMPOK + 0.59 \cdot ATRIBUT, \text{ Errorvar.} = 0.35, R^2 = 0.59$$

(0.049) (0.057) (0.065)
0.40 3.13 9.13

Correlation Matrix of Independent Variables

	GAYA	KELOMPOK	ATRIBUT
GAYA	1.00		
KELOMPOK	0.35 (0.07)	1.00	
ATRIBUT	5.30 0.20 (0.07)	0.51 (0.05)	1.00
	2.78	9.39	

Covariance Matrix of Latent Variables

	KEPUTUSA	X1	X2	X4	X5	Y1
KEPUTUSA	1.00					
X1	0.16	0.55				
X2	0.15	0.49	0.48			
X4	0.63	0.12	0.11	0.72		
X5	0.65	0.12	0.11	0.73	0.74	
Y1	0.44	0.21	0.20	0.36	0.37	0.70
Y2	0.38	0.18	0.17	0.31	0.32	0.60
Y3	0.41	0.19	0.18	0.33	0.33	0.63
Y4	0.90	0.14	0.13	0.57	0.58	0.40
Y5	0.78	0.13	0.11	0.50	0.51	0.35
Y6	0.92	0.15	0.13	0.58	0.59	0.41
GAYA	0.22	0.73	0.67	0.17	0.17	0.29
KELOMPOK	0.54	0.26	0.24	0.43	0.44	0.83
ATRIBUT	0.75	0.14	0.13	0.84	0.86	0.43

Covariance Matrix of Latent Variables

	Y2	Y3	Y4	Y5	Y6	GAYA
Y2	0.53					
Y3	0.54	0.58				
Y4	0.35	0.36	0.82			
Y5	0.30	0.32	0.71	0.62		
Y6	0.35	0.37	0.82	0.72	0.85	
GAYA	0.25	0.27	0.20	0.17	0.20	1.00
KELOMPOK	0.72	0.76	0.48	0.42	0.49	0.35
ATRIBUT	0.37	0.39	0.68	0.59	0.69	0.20

Covariance Matrix of Latent Variables

	KELOMPOK	ATRIBUT
KELOMPOK	1.00	
ATRIBUT	0.51	1.00

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 396
 Minimum Fit Function Chi-Square = 499.10 (P = 0.00033)
 Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 472.36 (P = 0.0049)
 Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 76.36
 90 Percent Confidence Interval for NCP = (25.95 ; 134.99)

Minimum Fit Function Value = 2.39
 Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.37
 90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.12 ; 0.65)
 Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.030
 90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.018 ; 0.040)
 P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 1.00

Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 2.92
 90 Percent Confidence Interval for ECVI = (2.68 ; 3.20)
 ECVI for Saturated Model = 4.45
 ECVI for Independence Model = 85.69

Chi-Square for Independence Model with 435 Degrees of Freedom = 17849.72
 Independence AIC = 17909.72
 Model AIC = 610.36
 Saturated AIC = 930.00
 Independence CAIC = 18040.13
 Model CAIC = 910.31
 Saturated CAIC = 2951.41

Normed Fit Index (NFI) = 0.97
 Non-Normed Fit Index (NNFI) = 0.99
 Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.88
 Comparative Fit Index (CFI) = 0.99
 Incremental Fit Index (IFI) = 0.99
 Relative Fit Index (RFI) = 0.97

Critical N (CN) = 195.47

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.035
 Standardized RMR = 0.042
 Goodness of Fit Index (GFI) = 0.87
 Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.85
 Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.74

The Modification Indices Suggest to Add the

Path to	from	Decrease in Chi-Square	New Estimate
GH01	Y1	12.2	0.18
GH01	Y2	12.9	0.22
GH01	Y3	11.8	0.20
GH04	X2	20.4	2.24

The Modification Indices Suggest to Add an Error Covariance

Between	and	Decrease in Chi-Square	New Estimate
GH04	GH01	10.4	-0.08
GH09	GH04	12.9	0.08
KA05	KA03	12.2	0.06
KP03	AT04	8.0	0.03

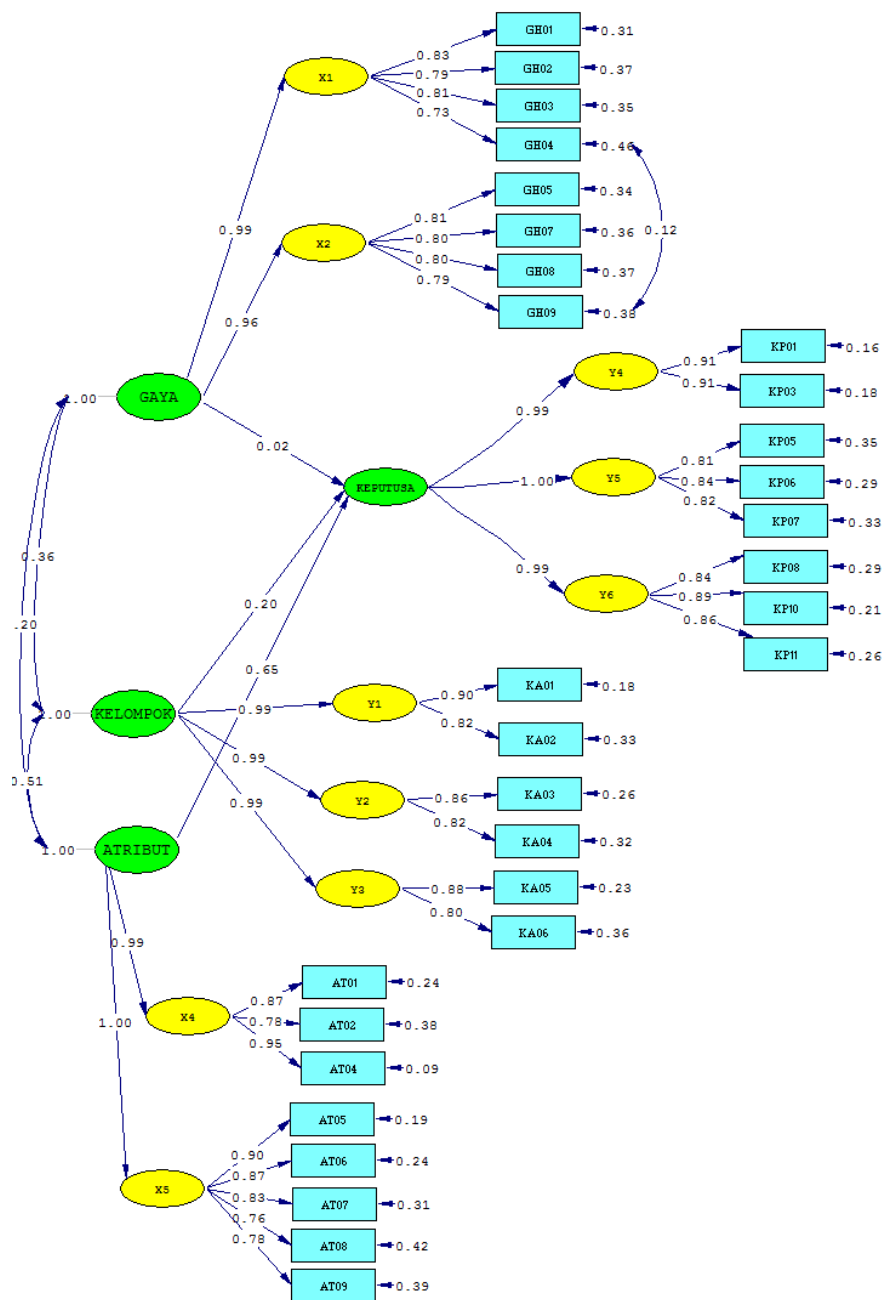
Dari hasil *output* Lisrel di atas dapat dilihat bahwa *goodness of fit* model yang dihasilkan masih kurang baik dengan nilai chi-square 472.36 dan probabilitas $0.00 < 0.05$. Begitu juga dengan

kriteria *goodness of fit* yang lainnya masih jauh dari yang dipersyaratkan. Terutama syarat untuk Probabilitas, GFI dan AGFI.

Langkah 13 : Langkah selanjutnya adalah me-respesifikasi model dengan melihat “*The Modification Indices Suggest to Add an Error Covariance*” dengan input sebagai berikut:

```
CFA ONE STEP
SYSTEM FILE from file 'D:\CONTOH\DATA.dsf'
Latent Variables GAYA KELOMPOK ATRIBUT KEPUTUSA X1 X2 X3 X4 X5
X6 Y1 Y2 Y3 Y4 Y5 Y6
Relationships
GH01=1*X1
GH02-GH04=X1
GH05=1*X2
GH07-GH09=X2
X1-X2=GAYA
AT01=1*X4
AT02=1*X4
AT04=X4
AT05=1*X5
AT06-AT09=X5
X4-X5=ATRIBUT
KA01=1*Y1
KA02=Y1
KA03=1*Y2
KA04=Y2
KA05=1*Y3
KA06=Y3
Y1-Y3=KELOMPOK
KP01=1*Y4
KP03=Y4
KP05=1*Y5
KP06-KP07=Y5
KP08=1*Y6
KP10-KP11=Y6
Y4-Y6=KEPUTUSA
KEPUTUSA = GAYA ATRIBUT KELOMPOK
Set Error Variance of X1 to 0.01
Set Error Variance of X4 to 0.01
Set Error Variance of Y1 to 0.01
Set Error Variance of Y3 to 0.01
Set Error Variance of Y6 to 0.01
Set Error Variance of Y2 to 0.01
Set Error Covariance of GH09 and GH04 Free
Options: SC SS EF AD=OFF
Path Diagram
End of Problem
```

Kemudian di lakukan *run* dan akan terlihat *output* seperti di bawah ini.



Chi-Square=461.91, df=395, P-value=0.01126, RMSEA=0.028

Kita lihat pada *output Goodness of Fit Statistics* dengan me-klik menu **Window** lalu klik **OUT**. Sehingga akan keluar tampilan sebagai berikut.

Structural Equations

$$\text{KEPUTUSA} = 0.020 \cdot \text{GAYA} + 0.20 \cdot \text{KELOMPOK} + 0.65 \cdot \text{ATRIBUT}, \text{ Errorvar.} = 0.40, R^2 = 0.60$$

(0.054)	(0.063)	(0.076)
0.37	3.11	8.53

$$\text{X1} = 0.74 \cdot \text{GAYA}, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.98$$

(0.053)
14.04

$$\text{X2} = 0.67 \cdot \text{GAYA}, \text{ Errorvar.} = 0.034, R^2 = 0.93$$

(0.051)	(0.017)
13.15	1.95

$$\text{X4} = 0.84 \cdot \text{ATRIBUT}, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.99$$

(0.050)
16.79

$$\text{X5} = 0.86 \cdot \text{ATRIBUT}, \text{ Errorvar.} = 0.0047, R^2 = 0.99$$

(0.052)	(0.013)
16.61	0.35

$$\text{Y1} = 0.83 \cdot \text{KELOMPOK}, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.99$$

(0.050)
16.47

$$\text{Y2} = 0.72 \cdot \text{KELOMPOK}, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.98$$

(0.047)
15.17

$$\text{Y3} = 0.76 \cdot \text{KELOMPOK}, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.98$$

(0.048)
15.74

$$\text{Y4} = 0.90 \cdot \text{KEPUTUSA}, \text{ Errorvar.} = 0.0082, R^2 = 0.99$$

(0.058)	(0.017)
15.63	0.49

$$\text{Y5} = 0.78 \cdot \text{KEPUTUSA}, \text{ Errorvar.} = 0.0050, R^2 = 0.99$$

(0.060)	(0.015)
13.15	0.33

$$\text{Y6} = 0.92 \cdot \text{KEPUTUSA}, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.99$$

(0.066)
13.90

Reduced Form Equations

$$\text{KEPUTUSA} = 0.020 \cdot \text{GAYA} + 0.20 \cdot \text{KELOMPOK} + 0.65 \cdot \text{ATRIBUT}, \text{ Errorvar.} = 0.40, R^2 = 0.60$$

(0.054)	(0.063)	(0.076)
0.37	3.11	8.53

$$\text{X1} = 0.74 \cdot \text{GAYA} + 0.0 \cdot \text{KELOMPOK} + 0.0 \cdot \text{ATRIBUT}, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.98$$

(0.053)
14.04

$X2 = 0.67 \cdot GAYA + 0.0 \cdot KELOMPOK + 0.0 \cdot ATRIBUT$, Errorvar.= 0.034, $R^2 = 0.93$
 (0.051)
 13.15

$X4 = 0.0 \cdot GAYA + 0.0 \cdot KELOMPOK + 0.84 \cdot ATRIBUT$, Errorvar.= 0.0100, $R^2 = 0.99$
 (0.050)
 16.79

$X5 = 0.0 \cdot GAYA + 0.0 \cdot KELOMPOK + 0.86 \cdot ATRIBUT$, Errorvar.= 0.0047, $R^2 = 0.99$
 (0.052)
 16.61

$Y1 = 0.0 \cdot GAYA + 0.83 \cdot KELOMPOK + 0.0 \cdot ATRIBUT$, Errorvar.= 0.0100, $R^2 = 0.99$
 (0.050)
 16.47

$Y2 = 0.0 \cdot GAYA + 0.72 \cdot KELOMPOK + 0.0 \cdot ATRIBUT$, Errorvar.= 0.0100, $R^2 = 0.98$
 (0.047)
 15.17

$Y3 = 0.0 \cdot GAYA + 0.76 \cdot KELOMPOK + 0.0 \cdot ATRIBUT$, Errorvar.= 0.0100, $R^2 = 0.98$
 (0.048)
 15.74

$Y4 = 0.018 \cdot GAYA + 0.18 \cdot KELOMPOK + 0.58 \cdot ATRIBUT$, Errorvar.= 0.33, $R^2 = 0.59$
 (0.048) (0.056) (0.061)
 0.37 3.15 9.59

$Y5 = 0.015 \cdot GAYA + 0.15 \cdot KELOMPOK + 0.51 \cdot ATRIBUT$, Errorvar.= 0.25, $R^2 = 0.59$
 (0.042) (0.049) (0.057)
 0.37 3.12 8.91

$Y6 = 0.018 \cdot GAYA + 0.18 \cdot KELOMPOK + 0.59 \cdot ATRIBUT$, Errorvar.= 0.35, $R^2 = 0.59$
 (0.049) (0.057) (0.065)
 0.37 3.13 9.13

Correlation Matrix of Independent Variables

	GAYA	KELOMPOK	ATRIBUT
GAYA	1.00		
KELOMPOK	0.36 (0.07) 5.37	1.00	
ATRIBUT	0.20 (0.07) 2.82	0.51 (0.05) 9.39	1.00

Covariance Matrix of Latent Variables

	KEPUTUSA	X1	X2	X4	X5	Y1
KEPUTUSA	1.00					
X1	0.16	0.55				
X2	0.15	0.49	0.48			
X4	0.63	0.13	0.11	0.72		
X5	0.65	0.13	0.12	0.73	0.74	
Y1	0.44	0.22	0.20	0.36	0.37	0.70

Y2	0.38	0.19	0.17	0.31	0.32	0.60
Y3	0.41	0.20	0.18	0.33	0.33	0.63
Y4	0.90	0.15	0.13	0.57	0.58	0.40
Y5	0.78	0.13	0.12	0.50	0.51	0.35
Y6	0.92	0.15	0.13	0.58	0.59	0.41
GAYA	0.22	0.74	0.67	0.17	0.17	0.29
KELOMPOK	0.54	0.26	0.24	0.43	0.44	0.83
ATRIBUT	0.75	0.15	0.13	0.84	0.86	0.43

Covariance Matrix of Latent Variables

	Y2	Y3	Y4	Y5	Y6	GAYA
Y2	0.53					
Y3	0.54	0.58				
Y4	0.35	0.36	0.82			
Y5	0.30	0.32	0.71	0.62		
Y6	0.35	0.37	0.82	0.72	0.85	
GAYA	0.26	0.27	0.20	0.17	0.20	1.00
KELOMPOK	0.72	0.76	0.48	0.42	0.49	0.36
ATRIBUT	0.37	0.39	0.68	0.59	0.69	0.20

Covariance Matrix of Latent Variables

	KELOMPOK	ATRIBUT
KELOMPOK	1.00	
ATRIBUT	0.51	1.00

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 395
 Minimum Fit Function Chi-Square = 486.42 (P = 0.0011)
 Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 461.91 (P = 0.011)
 Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 66.91
 90 Percent Confidence Interval for NCP = (17.51 ; 124.56)

Minimum Fit Function Value = 2.33
 Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.32
 90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.084 ; 0.60)
 Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.028
 90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.015 ; 0.039)
 P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 1.00

Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 2.88
 90 Percent Confidence Interval for ECVI = (2.64 ; 3.16)
 ECVI for Saturated Model = 4.45
 ECVI for Independence Model = 85.69

Chi-Square for Independence Model with 435 Degrees of Freedom = 17849.72
 Independence AIC = 17909.72
 Model AIC = 601.91
 Saturated AIC = 930.00
 Independence CAIC = 18040.13
 Model CAIC = 906.21
 Saturated CAIC = 2951.41

Normed Fit Index (NFI) = 0.97
 Non-Normed Fit Index (NNFI) = 0.99
 Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.88
 Comparative Fit Index (CFI) = 0.99
 Incremental Fit Index (IFI) = 0.99
 Relative Fit Index (RFI) = 0.97

Critical N (CN) = 200.07

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.035
 Standardized RMR = 0.042
 Goodness of Fit Index (GFI) = 0.87
 Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.85
 Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.74

The Modification Indices Suggest to Add the

Path to	from	Decrease in Chi-Square	New Estimate
GH01	Y1	11.7	0.18
GH01	Y2	12.5	0.21
GH01	Y3	11.4	0.19
GH04	X2	13.8	1.84

The Modification Indices Suggest to Add an Error Covariance

Between	and	Decrease in Chi-Square	New Estimate
GH04	GH01	8.3	-0.07
GH08	GH04	9.7	0.07
KA05	KA03	12.2	0.06
KP03	AT04	8.0	0.03

Dari hasil *output* Lisrel di atas dapat dilihat bahwa *goodness of fit* model yang dihasilkan masih kurang baik dengan nilai chi-square 461.91 dan probabilitas $0.01 \leq 0.05$. Begitu juga dengan kriteria *goodness of fit* yang lainnya masih jauh dari yang dipersyaratkan.

Langkah 14 : Langkah selanjutnya adalah masih me-respesifikasi model dengan melihat “*The Modification Indices Suggest to Add an Error Covariance*” dengan input sebagai berikut:

```

CFA ONE STEP
SYSTEM FILE from file 'D:\CONTOH\DATA.dsf'
Latent Variables GAYA KELOMPOK ATRIBUT KEPUTUSA X1 X2 X3 X4 X5
X6 Y1 Y2 Y3 Y4 Y5 Y6
Relationships
GH01=1*X1
GH02-GH04=X1
GH05=1*X2
GH07-GH09=X2
X1-X2=GAYA
AT01=1*X4
AT02=1*X4
AT04=X4
AT05=1*X5
AT06-AT09=X5
X4-X5=ATRIBUT
KA01=1*Y1
  
```

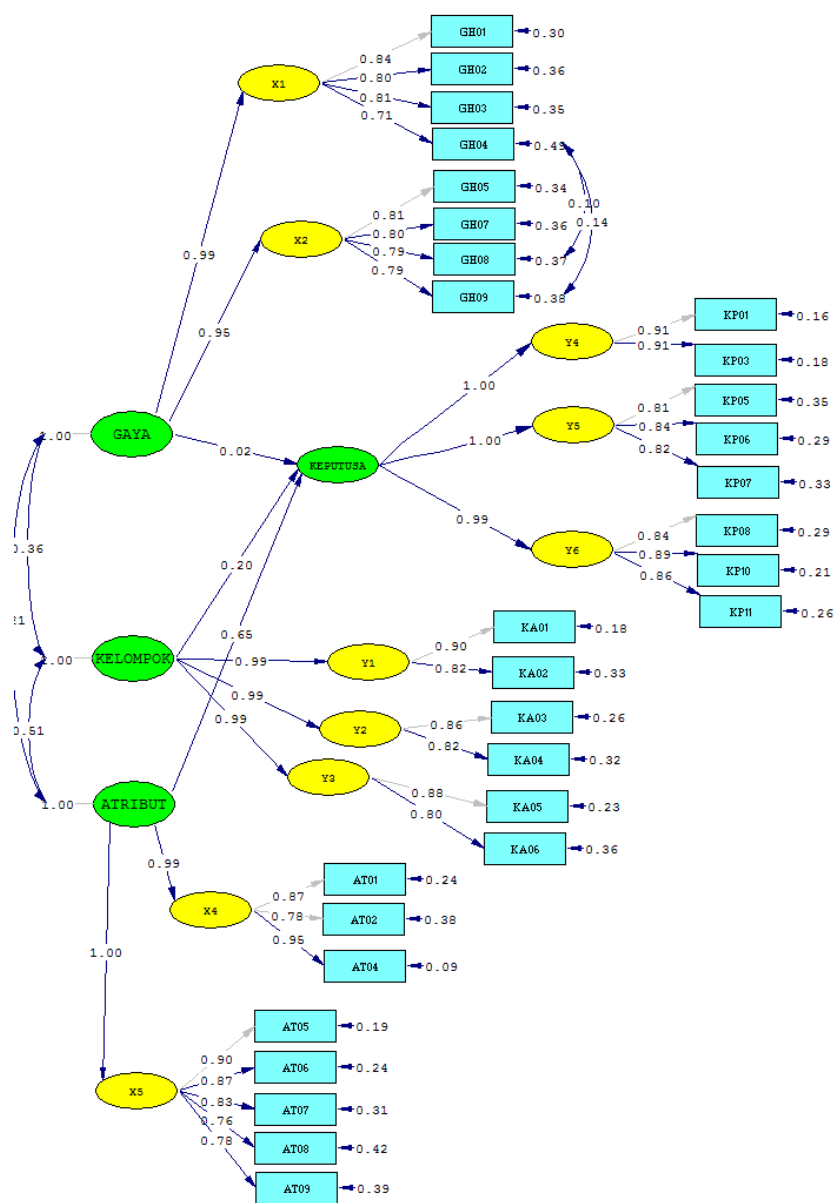


```

KA02=Y1
KA03=1*Y2
KA04=Y2
KA05=1*Y3
KA06=Y3
Y1-Y3=KELOMPOK
KP01=1*Y4
KP03=Y4
KP05=1*Y5
KP06-KP07=Y5
KP08=1*Y6
KP10-KP11=Y6
Y4-Y6=KEPUTUSA
KEPUTUSA = GAYA ATRIBUT KELOMPOK
Set Error Variance of X1 to 0.01
Set Error Variance of X4 to 0.01
Set Error Variance of Y1 to 0.01
Set Error Variance of Y3 to 0.01
Set Error Variance of Y6 to 0.01
Set Error Variance of Y2 to 0.01
Set Error Covariance of GH09 and GH04 Free
Set Error Covariance of GH08 and GH04 Free
Options: SC SS EF AD=OFF
Path Diagram
End of Problem

```

Kemudian di lakukan *run* dan akan terlihat *output* seperti di bawah ini.



Chi-Square=448.67, df=394, P-value=0.02954, RMSEA=0.026

Kemudian lihat pada *output Goodness of Fit Statistics* dengan me-klik menu **Window** lalu klik **OUT**. Sehingga akan keluar tampilan sebagai berikut.

Structural Equations

$$\text{KEPUTUSA} = 0.019 \cdot \text{GAYA} + 0.20 \cdot \text{KELOMPOK} + 0.65 \cdot \text{ATRIBUT}, \text{ Errorvar.} = 0.40, R^2 = 0.60$$

(0.054)	(0.063)	(0.076)
0.35	3.10	8.53

$$\text{X1} = 0.75 \cdot \text{GAYA}, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.98$$

(0.052)
14.24

$$X2 = 0.66 * GAYA, \text{ Errorvar.} = 0.043, R^2 = 0.91$$

(0.051)	(0.018)
12.94	2.46

$$X4 = 0.84 * ATRIBUT, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.99$$

(0.050)
16.79

$$X5 = 0.86 * ATRIBUT, \text{ Errorvar.} = 0.0047, R^2 = 0.99$$

(0.052)	(0.013)
16.61	0.36

$$Y1 = 0.83 * KELOMPOK, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.99$$

(0.050)
16.47

$$Y2 = 0.72 * KELOMPOK, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.98$$

(0.047)
15.17

$$Y3 = 0.76 * KELOMPOK, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.98$$

(0.048)
15.74

$$Y4 = 0.90 * KEPUTUSA, \text{ Errorvar.} = 0.0081, R^2 = 0.99$$

(0.058)	(0.017)
15.63	0.49

$$Y5 = 0.78 * KEPUTUSA, \text{ Errorvar.} = 0.0050, R^2 = 0.99$$

(0.060)	(0.015)
13.15	0.33

$$Y6 = 0.92 * KEPUTUSA, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.99$$

(0.066)
13.90

Reduced Form Equations

$$KEPUTUSA = 0.019 * GAYA + 0.20 * KELOMPOK + 0.65 * ATRIBUT, \text{ Errorvar.} = 0.40, R^2 = 0.60$$

(0.054)	(0.063)	(0.076)
0.35	3.10	8.53

$$X1 = 0.75 * GAYA + 0.0 * KELOMPOK + 0.0 * ATRIBUT, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.98$$

(0.052)
14.24

$$X2 = 0.66 * GAYA + 0.0 * KELOMPOK + 0.0 * ATRIBUT, \text{ Errorvar.} = 0.043, R^2 = 0.91$$

(0.051)
12.94

$$X4 = 0.0 * GAYA + 0.0 * KELOMPOK + 0.84 * ATRIBUT, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.99$$

(0.050)
16.79

$$X5 = 0.0 * GAYA + 0.0 * KELOMPOK + 0.86 * ATRIBUT, \text{ Errorvar.} = 0.0047, R^2 = 0.99$$

(0.052)
16.61

$$Y1 = 0.0 \cdot \text{GAYA} + 0.83 \cdot \text{KELOMPOK} + 0.0 \cdot \text{ATRIBUT}, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.99$$

(0.050)
16.47

$$Y2 = 0.0 \cdot \text{GAYA} + 0.72 \cdot \text{KELOMPOK} + 0.0 \cdot \text{ATRIBUT}, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.98$$

(0.047)
15.17

$$Y3 = 0.0 \cdot \text{GAYA} + 0.76 \cdot \text{KELOMPOK} + 0.0 \cdot \text{ATRIBUT}, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.98$$

(0.048)
15.74

$$Y4 = 0.017 \cdot \text{GAYA} + 0.18 \cdot \text{KELOMPOK} + 0.58 \cdot \text{ATRIBUT}, \text{ Errorvar.} = 0.33, R^2 = 0.59$$

(0.049) (0.056) (0.061)
0.35 3.14 9.59

$$Y5 = 0.015 \cdot \text{GAYA} + 0.15 \cdot \text{KELOMPOK} + 0.51 \cdot \text{ATRIBUT}, \text{ Errorvar.} = 0.25, R^2 = 0.59$$

(0.042) (0.049) (0.057)
0.35 3.11 8.91

$$Y6 = 0.017 \cdot \text{GAYA} + 0.18 \cdot \text{KELOMPOK} + 0.59 \cdot \text{ATRIBUT}, \text{ Errorvar.} = 0.35, R^2 = 0.59$$

(0.049) (0.057) (0.065)
0.35 3.12 9.13

Correlation Matrix of Independent Variables

	GAYA	KELOMPOK	ATRIBUT
	-----	-----	-----
GAYA	1.00		
KELOMPOK	0.36 (0.07) 5.51	1.00	
ATRIBUT	0.21 (0.07) 2.92	0.51 (0.05) 9.39	1.00

Covariance Matrix of Latent Variables

	KEPUTUSA	X1	X2	X4	X5	Y1
	-----	-----	-----	-----	-----	-----
KEPUTUSA	1.00					
X1	0.17	0.57				
X2	0.15	0.49	0.48			
X4	0.63	0.13	0.12	0.72		
X5	0.65	0.13	0.12	0.73	0.74	
Y1	0.44	0.22	0.20	0.36	0.37	0.70
Y2	0.38	0.19	0.17	0.31	0.32	0.60
Y3	0.41	0.21	0.18	0.33	0.33	0.63
Y4	0.90	0.15	0.13	0.57	0.58	0.40
Y5	0.78	0.13	0.12	0.50	0.51	0.35
Y6	0.92	0.15	0.14	0.58	0.59	0.41
GAYA	0.23	0.75	0.66	0.18	0.18	0.30
KELOMPOK	0.54	0.27	0.24	0.43	0.44	0.83
ATRIBUT	0.75	0.16	0.14	0.84	0.86	0.43

Covariance Matrix of Latent Variables

	Y2	Y3	Y4	Y5	Y6	GAYA
Y2	0.53					
Y3	0.54	0.58				
Y4	0.35	0.36	0.82			
Y5	0.30	0.32	0.71	0.62		
Y6	0.35	0.37	0.82	0.72	0.85	
GAYA	0.26	0.28	0.20	0.18	0.21	1.00
KELOMPOK	0.72	0.76	0.48	0.42	0.49	0.36
ATRIBUT	0.37	0.39	0.68	0.59	0.69	0.21

Covariance Matrix of Latent Variables

	KELOMPOK	ATRIBUT
KELOMPOK	1.00	
ATRIBUT	0.51	1.00

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 394
 Minimum Fit Function Chi-Square = 476.53 (P = 0.0027)
 Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 448.67 (P = 0.030)
 Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 54.67
 90 Percent Confidence Interval for NCP = (6.60 ; 111.03)

Minimum Fit Function Value = 2.28
 Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.26
 90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.032 ; 0.53)
 Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.026
 90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.0090 ; 0.037)
 P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 1.00

Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 2.83
 90 Percent Confidence Interval for ECVI = (2.60 ; 3.10)
 ECVI for Saturated Model = 4.45
 ECVI for Independence Model = 85.69

Chi-Square for Independence Model with 435 Degrees of Freedom = 17849.72
 Independence AIC = 17909.72
 Model AIC = 590.67
 Saturated AIC = 930.00
 Independence CAIC = 18040.13
 Model CAIC = 899.31
 Saturated CAIC = 2951.41

Normed Fit Index (NFI) = 0.97
 Non-Normed Fit Index (NNFI) = 0.99
 Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.88
 Comparative Fit Index (CFI) = 1.00
 Incremental Fit Index (IFI) = 1.00
 Relative Fit Index (RFI) = 0.97

Critical N (CN) = 203.73

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.034
 Standardized RMR = 0.041
 Goodness of Fit Index (GFI) = 0.87
 Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.85
 Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.74

The Modification Indices Suggest to Add the

Path to	from	Decrease in Chi-Square	New Estimate
GH01	Y1	10.7	0.17
GH01	Y2	11.5	0.21
GH01	Y3	10.4	0.19

The Modification Indices Suggest to Add an Error Covariance

Between	and	Decrease in Chi-Square	New Estimate
KA05	KA03	12.2	0.06
KP03	AT04	8.0	0.03

Dari hasil *output* Lisrel di atas dapat dilihat bahwa *goodness of fit* model yang dihasilkan masih kurang baik dengan nilai chi-square 448.67 dan probabilitas $0.03 \leq 0.05$. Begitu juga dengan kriteria *goodness of fit* yang lainnya masih kurang dari yang dipersyaratkan.

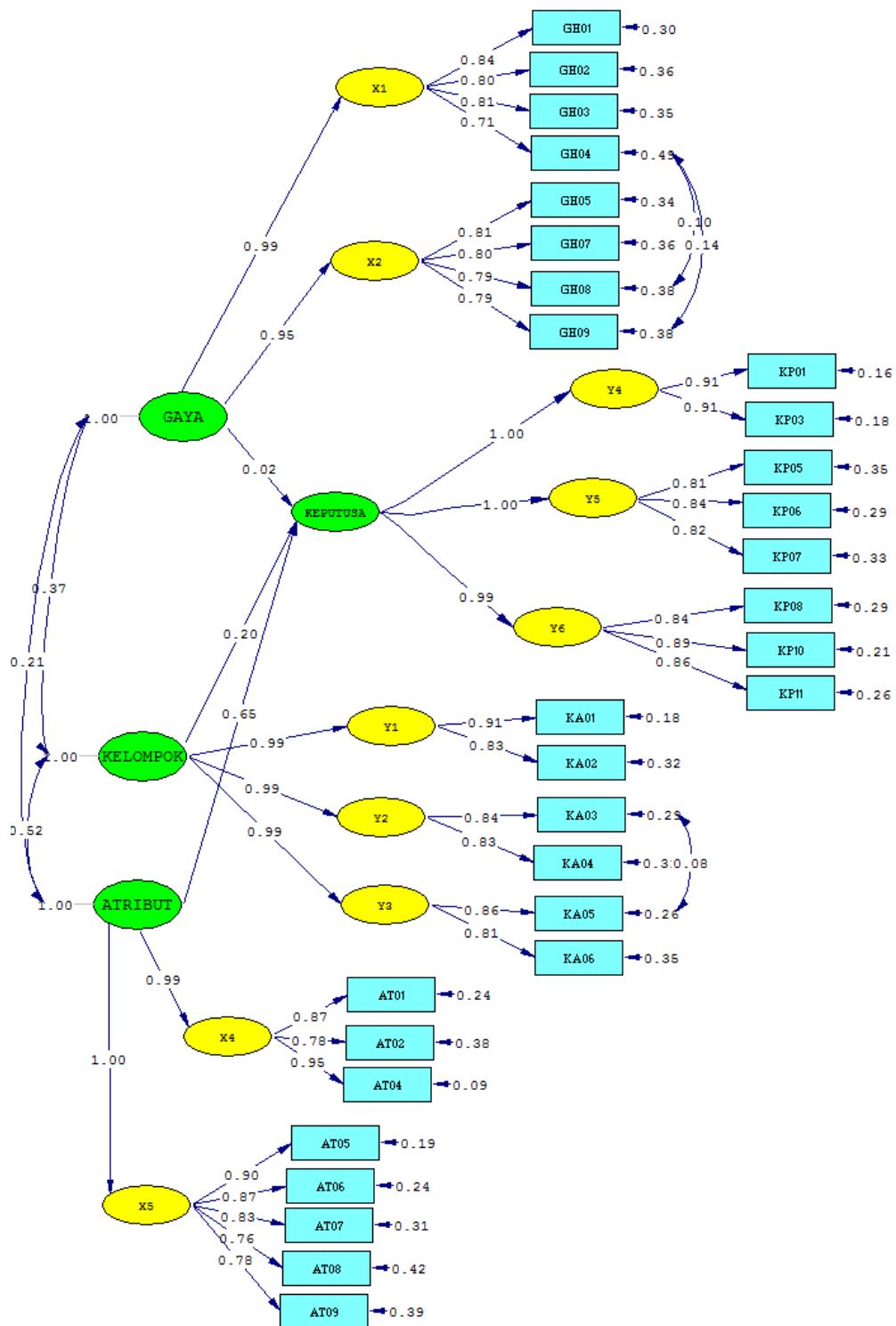
Langkah 15 : Langkah selanjutnya adalah masih me-respesifikasi model dengan melihat “*The Modification Indices Suggest to Add an Error Covariance*” dengan input sebagai berikut:

```

CFA ONE STEP
SYSTEM FILE from file 'D:\CONTOH\DATA.dsf'
Latent Variables GAYA KELOMPOK ATRIBUT KEPUTUSA X1 X2 X3 X4 X5
X6 Y1 Y2 Y3 Y4 Y5 Y6
Relationships
GH01=1*X1
GH02-GH04=X1
GH05=1*X2
GH07-GH09=X2
X1-X2=GAYA
AT01=1*X4
AT02=1*X4
AT04=X4
AT05=1*X5
AT06-AT09=X5
X4-X5=ATRIBUT
KA01=1*Y1
KA02=Y1
KA03=1*Y2
KA04=Y2
KA05=1*Y3
KA06=Y3
Y1-Y3=KELOMPOK
KP01=1*Y4
KP03=Y4
KP05=1*Y5
KP06-KP07=Y5
  
```

```
KP08=1*Y6
KP10-KP11=Y6
Y4-Y6=KEPUTUSA
KEPUTUSA = GAYA ATRIBUT KELOMPOK
Set Error Variance of X1 to 0.01
Set Error Variance of X4 to 0.01
Set Error Variance of Y1 to 0.01
Set Error Variance of Y3 to 0.01
Set Error Variance of Y6 to 0.01
Set Error Variance of Y2 to 0.01
Set Error Covariance of GH09 and GH04 Free
Set Error Covariance of GH08 and GH04 Free
Set Error Covariance of KA05 and KA03 Free
Options: SC SS EF AD=OFF
Path Diagram
End of Problem
```

Lakukan *run* kembali dan akan terlihat *output* seperti di bawah ini.



Chi-Square=435.76, df=393, P-value=0.06724, RMSEA=0.023

Kemudian lihat pada *output Goodness of Fit Statistics* dengan me-klik menu **Window** lalu klik **OUT**. Sehingga akan keluar tampilan sebagai berikut.

DATE: 2/15/2015

TIME: 6:38

L I S R E L 8.80

BY

Karl G. Jöreskog & Dag Sörbom

This program is published exclusively by
Scientific Software International, Inc.
7383 N. Lincoln Avenue, Suite 100
Lincolnwood, IL 60712, U.S.A.

Phone: (800)247-6113, (847)675-0720, Fax: (847)675-2140

Copyright by Scientific Software International, Inc., 1981-2006

Use of this program is subject to the terms specified in the
Universal Copyright Convention.

Website: www.ssicentral.com

The following lines were read from file D:\CONTOH\CONTOH ONE STEP.a7.spj:

```
CFA ONE STEP
SYSTEM FILE from file 'D:\CONTOH\DATA.dsf'
Latent Variables GAYA KELOMPOK ATRIBUT KEPUTUSA X1 X2 X3 X4 X5
X6 Y1 Y2 Y3 Y4 Y5 Y6
Relationships
GH01=1*X1
GH02-GH04=X1
GH05=1*X2
GH07-GH09=X2
X1-X2=GAYA
AT01=1*X4
AT02=1*X4
AT04=X4
AT05=1*X5
AT06-AT09=X5
X4-X5=ATRIBUT
KA01=1*Y1
KA02=Y1
KA03=1*Y2
KA04=Y2
KA05=1*Y3
KA06=Y3
Y1-Y3=KELOMPOK
KP01=1*Y4
KP03=Y4
KP05=1*Y5
KP06-KP07=Y5
KP08=1*Y6
KP10-KP11=Y6
Y4-Y6=KEPUTUSA
KEPUTUSA = GAYA ATRIBUT KELOMPOK
Set Error Variance of X1 to 0.01
Set Error Variance of X4 to 0.01
Set Error Variance of Y1 to 0.01
Set Error Variance of Y3 to 0.01
Set Error Variance of Y6 to 0.01
Set Error Variance of Y2 to 0.01
Set Error Covariance of GH09 and GH04 Free
Set Error Covariance of GH08 and GH04 Free
```

Set Error Covariance of KA05 and KA03 Free

Options: SC SS EF AD=OFF

Path Diagram

End of Problem

Sample Size = 210

CFA ONE STEP

Structural Equations

KEPUTUSA = 0.018*GAYA + 0.20*KELOMPOK + 0.65*ATRIBUT, Errorvar.= 0.40, R² = 0.60
(0.054) (0.064) (0.076)
0.33 3.07 8.50

X1 = 0.75*GAYA, Errorvar.= 0.0100, R² = 0.98
(0.052)
14.24

X2 = 0.66*GAYA, Errorvar.= 0.043, R² = 0.91
(0.051) (0.018)
12.94 2.46

X4 = 0.84*ATRIBUT, Errorvar.= 0.0100, R² = 0.99
(0.050)
16.79

X5 = 0.86*ATRIBUT, Errorvar.= 0.0048, R² = 0.99
(0.052) (0.013)
16.61 0.36

Y1 = 0.83*KELOMPOK, Errorvar.= 0.0100, R² = 0.99
(0.050)
16.54

Y2 = 0.70*KELOMPOK, Errorvar.= 0.0100, R² = 0.98
(0.048)
14.48

Y3 = 0.74*KELOMPOK, Errorvar.= 0.0100, R² = 0.98
(0.049)
15.11

Y4 = 0.90*KEPUTUSA, Errorvar.= 0.0080, R² = 0.99
(0.058) (0.017)
15.62 0.48

Y5 = 0.78*KEPUTUSA, Errorvar.= 0.0051, R² = 0.99
(0.060) (0.015)
13.15 0.33

Y6 = 0.92*KEPUTUSA, Errorvar.= 0.0100, R² = 0.99
(0.066)
13.90

Reduced Form Equations

$$\text{KEPUTUSA} = 0.018 \cdot \text{GAYA} + 0.20 \cdot \text{KELOMPOK} + 0.65 \cdot \text{ATRIBUT}, \text{ Errorvar.} = 0.40, R^2 = 0.60$$

(0.054)	(0.064)	(0.076)
0.33	3.07	8.50

$$\text{X1} = 0.75 \cdot \text{GAYA} + 0.0 \cdot \text{KELOMPOK} + 0.0 \cdot \text{ATRIBUT}, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.98$$

(0.052)
14.24

$$\text{X2} = 0.66 \cdot \text{GAYA} + 0.0 \cdot \text{KELOMPOK} + 0.0 \cdot \text{ATRIBUT}, \text{ Errorvar.} = 0.043, R^2 = 0.91$$

(0.051)
12.94

$$\text{X4} = 0.0 \cdot \text{GAYA} + 0.0 \cdot \text{KELOMPOK} + 0.84 \cdot \text{ATRIBUT}, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.99$$

(0.050)
16.79

$$\text{X5} = 0.0 \cdot \text{GAYA} + 0.0 \cdot \text{KELOMPOK} + 0.86 \cdot \text{ATRIBUT}, \text{ Errorvar.} = 0.0048, R^2 = 0.99$$

(0.052)
16.61

$$\text{Y1} = 0.0 \cdot \text{GAYA} + 0.83 \cdot \text{KELOMPOK} + 0.0 \cdot \text{ATRIBUT}, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.99$$

(0.050)
16.54

$$\text{Y2} = 0.0 \cdot \text{GAYA} + 0.70 \cdot \text{KELOMPOK} + 0.0 \cdot \text{ATRIBUT}, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.98$$

(0.048)
14.48

$$\text{Y3} = 0.0 \cdot \text{GAYA} + 0.74 \cdot \text{KELOMPOK} + 0.0 \cdot \text{ATRIBUT}, \text{ Errorvar.} = 0.0100, R^2 = 0.98$$

(0.049)
15.11

$$\text{Y4} = 0.016 \cdot \text{GAYA} + 0.18 \cdot \text{KELOMPOK} + 0.58 \cdot \text{ATRIBUT}, \text{ Errorvar.} = 0.34, R^2 = 0.59$$

(0.049)	(0.057)	(0.061)
0.33	3.10	9.54

$$\text{Y5} = 0.014 \cdot \text{GAYA} + 0.15 \cdot \text{KELOMPOK} + 0.51 \cdot \text{ATRIBUT}, \text{ Errorvar.} = 0.25, R^2 = 0.59$$

(0.043)	(0.050)	(0.057)
0.33	3.08	8.87

$$\text{Y6} = 0.016 \cdot \text{GAYA} + 0.18 \cdot \text{KELOMPOK} + 0.59 \cdot \text{ATRIBUT}, \text{ Errorvar.} = 0.35, R^2 = 0.59$$

(0.050)	(0.058)	(0.065)
0.33	3.09	9.09

Correlation Matrix of Independent Variables

	GAYA	KELOMPOK	ATRIBUT
	-----	-----	-----
GAYA	1.00		
KELOMPOK	0.37 (0.07)	1.00	
	5.61		
ATRIBUT	0.21 (0.07)	0.52 (0.05)	1.00
	2.92	9.49	

Covariance Matrix of Latent Variables

	KEPUTUSA	X1	X2	X4	X5	Y1
KEPUTUSA	1.00					
X1	0.17	0.57				
X2	0.15	0.49	0.48			
X4	0.63	0.13	0.12	0.72		
X5	0.65	0.13	0.12	0.73	0.74	
Y1	0.45	0.23	0.20	0.36	0.37	0.70
Y2	0.38	0.19	0.17	0.31	0.31	0.58
Y3	0.40	0.20	0.18	0.32	0.33	0.62
Y4	0.90	0.15	0.13	0.57	0.58	0.40
Y5	0.78	0.13	0.12	0.50	0.51	0.35
Y6	0.92	0.15	0.14	0.58	0.59	0.41
GAYA	0.23	0.75	0.66	0.18	0.18	0.31
KELOMPOK	0.54	0.28	0.24	0.44	0.45	0.83
ATRIBUT	0.75	0.16	0.14	0.84	0.86	0.43

Covariance Matrix of Latent Variables

	Y2	Y3	Y4	Y5	Y6	GAYA
Y2	0.50					
Y3	0.52	0.56				
Y4	0.34	0.36	0.82			
Y5	0.30	0.31	0.71	0.62		
Y6	0.34	0.36	0.82	0.72	0.85	
GAYA	0.26	0.27	0.20	0.18	0.21	1.00
KELOMPOK	0.70	0.74	0.48	0.42	0.49	0.37
ATRIBUT	0.36	0.38	0.68	0.59	0.69	0.21

Covariance Matrix of Latent Variables

	KELOMPOK	ATRIBUT
KELOMPOK	1.00	
ATRIBUT	0.52	1.00

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 393
 Minimum Fit Function Chi-Square = 465.15 (P = 0.0071)
 Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 435.76 (P = 0.067)
 Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 42.76
 90 Percent Confidence Interval for NCP = (0.0 ; 97.84)

Minimum Fit Function Value = 2.23
 Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.20
 90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.0 ; 0.47)
 Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.023
 90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.0 ; 0.035)
 P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 1.00

Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 2.77
 90 Percent Confidence Interval for ECVI = (2.57 ; 3.04)
 ECVI for Saturated Model = 4.45
 ECVI for Independence Model = 85.69

Chi-Square for Independence Model with 435 Degrees of Freedom = 17849.72
Independence AIC = 17909.72
Model AIC = 579.76
Saturated AIC = 930.00
Independence CAIC = 18040.13
Model CAIC = 892.75
Saturated CAIC = 2951.41

Normed Fit Index (NFI) = 0.97
Non-Normed Fit Index (NNFI) = 1.00
Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.88
Comparative Fit Index (CFI) = 1.00
Incremental Fit Index (IFI) = 1.00
Relative Fit Index (RFI) = 0.97

Critical N (CN) = 208.20

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.034
Standardized RMR = 0.041
Goodness of Fit Index (GFI) = 0.88
Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.86
Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.74

Dari hasil *output* Lisrel di atas dapat dilihat bahwa *goodness of fit* model yang dihasilkan sudah baik dengan nilai chi-square 435.76 dan probabilitas 0.06 > 0.05. Begitu juga dengan kriteria *goodness of fit* sudah terdapat beberapa yang memenuhi persyaratan diantaranya seperti terlihat pada tabel di bawah berikut ini.

Tabel Goodness of-fit Indeks (GOF) Model_Fit

Goodness of fit index	Cut-off Value	Hasil	Kesimpulan
χ^2 - Chi-square (df =393, p = 0,05)	< 440,22	435,76	Fit
Sign.Probability	≥ 0.05	0,06	Fit
df	≥ 0	393	Fit
GFI	≥ 0.90	0.88	Marginal Fit
AGFI	≥ 0.90	0.86	Marginal Fit
CFI	≥ 0.90	1.00	Fit
TLI/NNFI	≥ 0.90	1.00	Fit
NFI	≥ 0,90	0.97	Fit
IFI	≥ 0,90	1.00	Fit
RMSEA	≤ 0,08	0,02	Fit
RMR	≤ 0,05	0,03	Fit

Untuk mencari *Cut-off Value* dari χ^2 atau *Chi-square* dengan koefisien *df* sebesar **393** menggunakan program Excel, sebagai berikut; buka program Excel kemudian tuliskan rumus = CHIINV(probability;deg_freedom). Pada probability tuliskan standar koefisien p yaitu 0,05, sedangkan pada *deg-freedom* tuliskan koefisien *df* yaitu sebesar 393. Setelah itu tekan ENTER pada

keyboard dan akan dihasilkan angka 440,2233. Kemudian dibandingkan dengan hasil dari **Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 435.76 (P = 0.067)**. sehingga dapat disimpulkan bahwa hasil *Cut-off Value* sebesar $440,22 \leq 435,76$.

H. Pengujian Hipotesis.

Selanjutnya akan dilakukan pengujian hipotesis penelitian. Pengujian dilakukan terhadap 3 hipotesis yang diajukan. Pengujian hipotesis dilakukan dengan menggunakan nilai *t-value* dengan tingkat signifikansi 0,05. Apabila nilai *t-value* $\geq 1,96$ atau nilai *probabilitas* (P) $\leq 0,05$ maka H_0 ditolak (hipotesis penelitian diterima). Hasil pengolahan oleh LISREL terhadap *Model Fit* tampak pada tabel berikut :

Structural Equations

$$\text{KEPUTUSA} = 0.018 \cdot \text{GAYA} + 0.20 \cdot \text{KELOMPOK} + 0.65 \cdot \text{ATRIBUT}, \text{ Errorvar.} = 0.40, R^2 = 0.60$$

(0.054)	(0.064)	(0.076)
0.33	3.07	8.50

Output *Structural Equations* di atas dijadikan sebagai acuan utama untuk melakukan uji hipotesis dalam penelitian ini. Kriteria pengujian adalah tolak H_0 jika nilai *t-value* $\geq 1,96$. Adapun hasil pengujian terhadap seluruh hipotesis yang diajukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Pengujian Hipotesis 1

H_0 : Tidak terdapat pengaruh variabel **gaya hidup terhadap keputusan pembelian** konsumen 7-Eleven.

H_1 : Terdapat pengaruh variabel **gaya hidup terhadap keputusan pembelian** konsumen 7-Eleven

Kesimpulan : Karena nilai *t-value* sebesar $0,333 \leq 1,967$ maka H_0 diterima, yang berarti Tidak terdapat pengaruh **gaya hidup terhadap keputusan pembelian** konsumen 7-Eleven.

2. Pengujian Hipotesis 2

H_0 : Tidak terdapat pengaruh variabel **kelompok acuan terhadap keputusan pembelian** konsumen 7-Eleven.

H_2 : Terdapat pengaruh variabel **kelompok acuan terhadap keputusan pembelian** konsumen 7-Eleven.

Kesimpulan : Karena nilai *t-value* sebesar $3,07 \geq 1,96$ maka H_0 ditolak, yang berarti terdapat pengaruh **kelompok acuan terhadap keputusan pembelian** konsumen 7-Eleven.

3. Pengujian Hipotesis 3

H_0 : Tidak terdapat pengaruh variabel **atribut toko terhadap keputusan pembelian** konsumen 7-Eleven.

H_3 : Terdapat pengaruh variabel **atribut toko terhadap keputusan pembelian** konsumen 7-Eleven.

Kesimpulan : Karena nilai *t-value* sebesar $8,50 \geq 1,96$ maka H_0 ditolak, yang berarti terdapat pengaruh **atribut toko terhadap keputusan pembelian** konsumen 7-Eleven.

CONTOH PENELITIAN MANAJEMEN MODEL MEDIASI DENGAN LISREL 8.80

-
- A. Judul Penelitian.**
 - B. Hipotesis Penelitian.**
 - C. Kisi-kisi Instrumen.**
 - D. Solusi.**
-

A. Judul :

“Pengaruh Kepemimpinan dan Motivasi Kerja Terhadap Kompetensi Kerja Serta Implikasinya Pada Kinerja Pegawai PT. XY”

B. Hipotesis Penelitian.

1. Terdapat pengaruh positif dan signifikan kepemimpinan terhadap kompetensi kerja pegawai PT. XY.
2. Terdapat pengaruh positif dan signifikan motivasi kerja terhadap kompetensi kerja pegawai PT. XY.
3. Terdapat pengaruh positif dan signifikan kepemimpinan dan motivasi kerja secara bersama-sama terhadap kompetensi kerja pada pegawai PT. XY.
4. Terdapat pengaruh positif dan signifikan kepemimpinan terhadap kinerja pegawai PT. XY.
5. Terdapat pengaruh positif dan signifikan motivasi kerja terhadap kinerja pegawai PT. XY.
6. Terdapat pengaruh positif dan signifikan kompetensi kerja terhadap kinerja pegawai PT. XY.
7. Terdapat pengaruh positif dan signifikan kepemimpinan, motivasi kerja dan kompetensi kerja terhadap kinerja pegawai PT. XY.

C. Kisi-kisi Instrumen.

Tabel 16.1. Kisi-kisi Instrumen Penelitian.

Variabel	Dimensi	Indikator	Kode Kuesioner
Kepemimpinan	Perilaku Kepemimpinan (X1)	Menjadi Teladan.	KM01
		Menjadi Inspirator.	KM02
		Menjadi Pemandu Arah.	KM03
		Mudah Dimengerti.	KM04
	Kemampuan Manajerial (X2)	<i>Resources Allocator.</i>	KM05
		Tepat mengatasi masalah.	KM06
		Partisipatif.	KM07
		Penempatan SDM yang tepat.	KM08
		Memberikan evaluasi	KM09
	Pemberi Motivasi (X3)	Menerima ide bawahan.	KM10
		Memberi bimbingan.	KM11

Variabel	Dimensi	Indikator	Kode Kuesioner
		Menciptakan kondisi kerja yang baik.	KM12
Motivasi Kerja	Kebutuhan untuk berprestasi (X4)	Upaya menjadi yang terbaik	MK01
		Upaya memenangkan persaingan dengan pegawai lain	MK02
		Upaya mengembangkan potensi diri	MK03
		Menunjukkan prestasi terbaik untuk peningkatan jenjang karir.	MK04
	Kebutuhan untuk berafiliasi (X5)	Semangat untuk berafiliasi dengan lingkungan.	MK05
		Memberi kritik dan saran untuk kemajuan bersama.	MK06
		Menjaga hubungan baik dengan pegawai lain,	MK07
		Menghormati dan menghargai pegawai lain.	MK08
		Beradaptasi dengan lingkungan.	MK09
	Kebutuhan Kekuasaan (X6)	Berusaha tampil di depan.	
		Menjaga wibawa dan karismatik.	
		Berhubungan baik dengan pusat kekuasaan.	
Kompetensi Kerja	Pengetahuan (Y1)	Orientasi pencapaian standar kinerja,	KK01
		Perhatian terhadap kualitas dan efisiensi kerja	KK02
	Keterampilan (Y2)	Keahlian dan Profesionalisme individu,	KK03
		Kecepatan pelayanan kepada pengunjung.	KK04
	Kemampuan (Y3)	Kemauan mengembangkan kemampuan pribadi,	KK05
		Tanggung jawab individu,	KK06
Kinerja	Kualitas Kerja (Y4)	Kerja cepat dan akurat	KP01
		Keramahan pelayanan.	KP02
		Bekerja penuh tanggungjawab	KP03
	Kuantitas Kerja (Y5)	Hasil kerja sesuai target,	KP04
		Kesalahan kerja minimal	KP05
		Memiliki inisiatif dalam bekerja.	KP06
		Memberikan pelayanan lebih dari yang diharapkan	KP07
	Sikap Kerja (Y6)	Loyal dalam bekerja.	KP08
		Senang membantu pegawai lain.	KP09
		Gembira saat bekerja.	KP10
		Senang bekerjasama dengan pegawai lain.	KP11
		Hormat menghormati antar pegawai lain.	KP12

D. Solusi

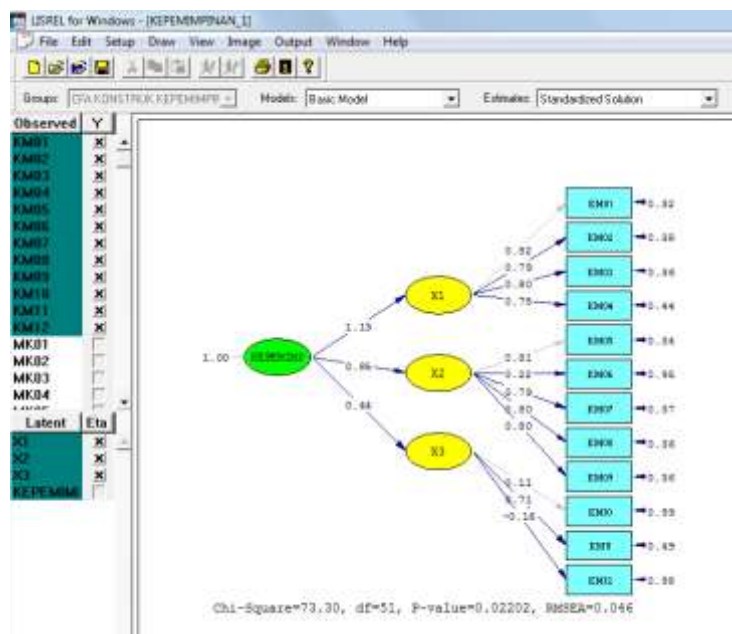
Pada Kasus 2 Manajemen SDM ini para pembaca sekalian sudah disiapkan baik Data mentah (*xls), Data Prelis (*pls) serta Simplis Project, sehingga para pembaca tinggal mengikuti tahapan demi tahapan analisis pada Kasus 2, seperti yang akan diuraikan di bawah ini.

CFA Variabel Kepemimpinan

Iterasi 1.

Buka File :KEPEMIMPINAN_1

```
CFA KONSTRUK KEPEMIMPINAN
SYSTEM FILE from file 'D:\Kasus_2\DATA.dsf'
Latent Variables KEPEMIMP MOTIVASI KOMPETEN KINERJA X1 X2 X3 X4 X5
X6 Y1 Y2 Y3 Y4 Y5 Y6
Relationships
KM01=1*X1
KM02-KM04=X1
KM05=1*X2
KM06-KM09=X2
KM10=1*X3
KM11-KM12=X3
X1-X3=KEPEMIMP
Options: SC SS EF AD=OFF
Path Diagram
End of Problem
```



Gambar 16.1. Out Put Diagram Kepemimpinan_1 (Standardized Solution)

Berdasarkan Gambar di atas nilai probabilitas (p) = 0,02202, kemudian terdapat *loading factor* (lf) dimensi X1 = 1,13, X2 = 0,85, X3 = 0,44. Karena X1 mempunyai *Loading Factor* > 1 sehingga bisa dikatakan mengalami *offending estimates*, solusinya adalah dengan dikalikan 0,01.

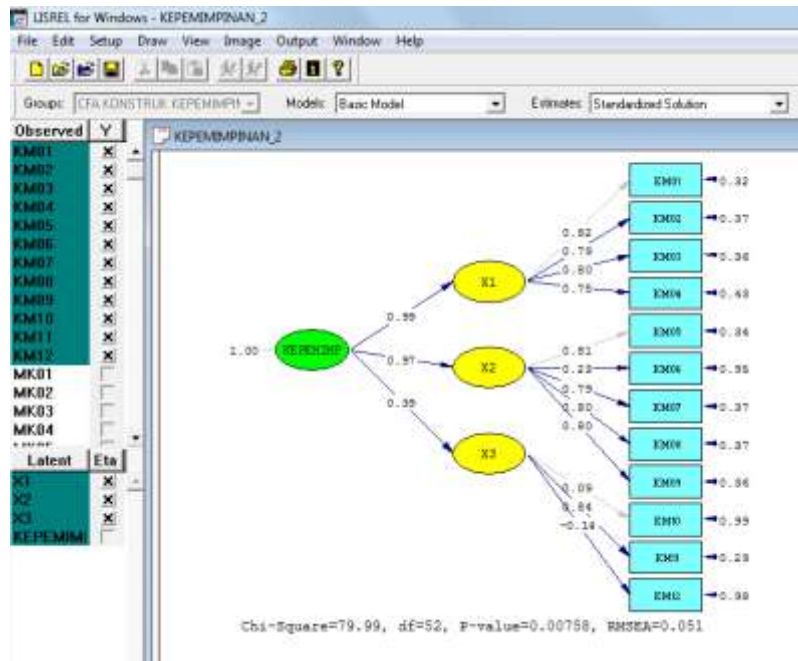
Langkah selanjutnya adalah melakukan respesifikasi atau modifikasi variabel **Kepemimpinan** dengan mengganti koefisien dari dimensi X1 (1,13) menjadi (0,01) dengan perintah : **“Set Error Variance of X1 to 0.01”**

Iterasi 2.

Buka File : KEPEMIMPINAN_2.

```
CFA KONSTRUK KEPEMIMPINAN
SYSTEM FILE from file 'D:\Kasus_2\DATA.dsf'
Latent Variables KEPEMIMP MOTIVASI KOMPETEN KINERJA X1 X2 X3 X4 X5
X6 Y1 Y2 Y3 Y4 Y5 Y6
Relationships
KM01=1*X1
KM02-KM04=X1
KM05=1*X2
KM06-KM09=X2
KM10=1*X3
KM11-KM12=X3
X1-X3=KEPEMIMP
Set Error Variance of X1 to 0.01
Options: SC SS EF AD=OFF
Path Diagram
End of Problem
```

Setelah ditambahkan perintah **Set Error Variance of X1 to 0.01”**, lalu klik **Run** untuk menampilkan diagram KEPEMIMPINAN_2 sehingga muncul tampilan sebagai berikut :



Gambar 16.2. Out Put Diagram Kepemimpinan_2

Berdasarkan gambar di atas terdapat *loading factor* daripada indikator KM06, KM10 dan KM12 < 0,7 sehingga indikator KM06, KM10 dan KM12 **dibuang** atau di-**dropped** dari model variable Kepemimpinan berikutnya.

Iterasi 3.

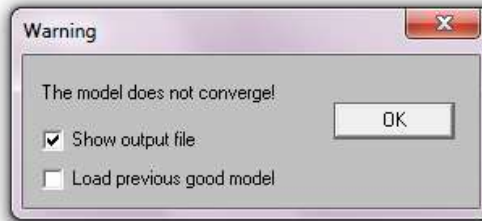
Buka File : KEPEMIMPINAN_3.

```

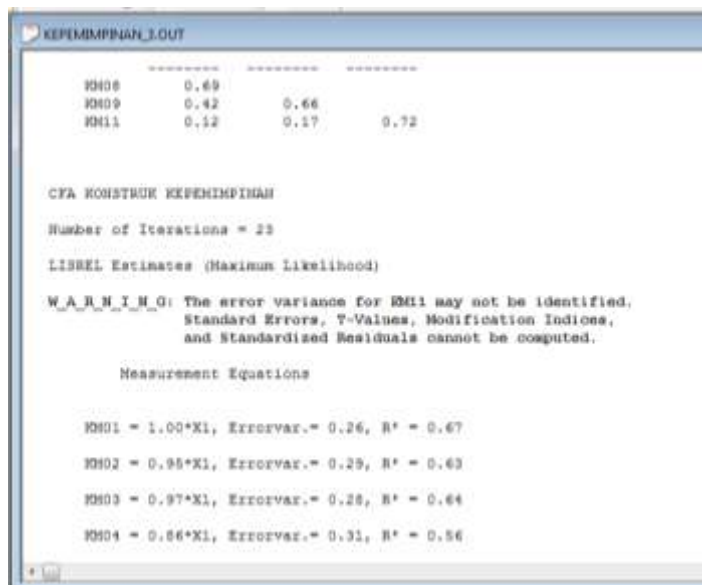
CFA KONSTRUK KEPEMIMPINAN
SYSTEM FILE from file 'D:\Kasus_2\DATA.dsf'
Latent Variables KEPEMIMP MOTIVASI KOMPETEN KINERJA X1 X2 X3 X4 X5
X6 Y1 Y2 Y3 Y4 Y5 Y6
Relationships
KM01=1*X1
KM02-KM04=X1
KM05=1*X2
KM07-KM09=X2
KM11=1*X3
X1-X3=KEPEMIMP
Set Error Variance of X1 to 0.01
Options: SC SS EF AD=OFF
Path Diagram
End of Problem

```

Setelah indikator KM06, KM10 dan KM12 dibuang atau di-*dropped* dari model variable Kepemimpinan kemudian di **Run Lisrel**, muncul kotak dialog **Warning** seperti di bawah ini.



Kalau menemukan kotak dialog **Warning** seperti di atas langkah selanjutnya adalah **Klik** pada kotak perintah **OK**, kemudian keluar **window** seperti di bawah ini, cari dimana terdapat **W_A_R_N_I_N_G** :



Perhatikan pada kalimat **W_A_R_N_I_N_G** : **The error variance for KM11 may not be identified** ini mempunyai pengertian bahwa indikator **KM11** yang merupakan satu-satunya indikator yang tersisa dari dimensi **X3** tidak dapat diidentifikasi, atau bisa juga dikatakan mengalami **offending estimates**, dan solusinya adalah harus dikalikan 0,01.

Langkah selanjutnya adalah melakukan respesifikasi atau modifikasi variabel **KEPEMIMPINAN_3** dengan mengganti koefisien dari dimensi **X3** dengan perintah : **“Set Error Variance of X3 to 0.01”**

Iterasi 4.

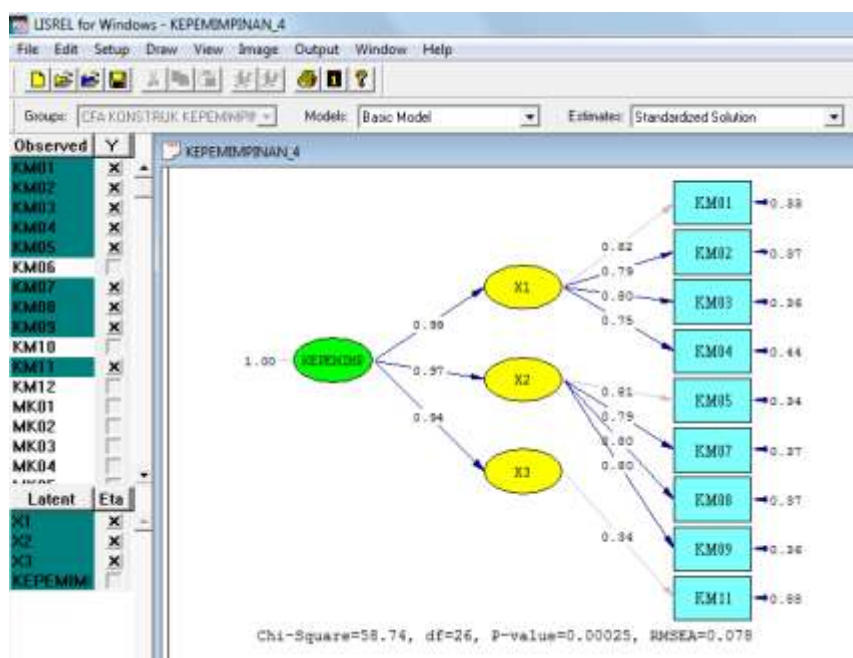
Buka File : KEPEMIMPINAN_4.

```

CFA KONSTRUK KEPEMIMPINAN
SYSTEM FILE from file 'D:\Kasus_2\DATA.dsf'
Latent Variables KEPEMIMP MOTIVASI KOMPETEN KINERJA X1 X2 X3 X4 X5
X6 Y1 Y2 Y3 Y4 Y5 Y6
  
```

Relationships
 KM01=1*X1
 KM02-KM04=X1
 KM05=1*X2
 KM07-KM09=X2
 KM11=1*X3
 X1-X3=KEPEMIMP
 Set Error Variance of X1 to 0.01
Set Error Variance of X3 to 0.01
 Options: SC SS EF AD=OFF
 Path Diagram
 End of Problem

Setelah ditambahkan perintah “Set Error Variance of X3 to 0.01”, lalu klik *Run* untuk menampilkan diagram KEPEMIMPINAN_4 sehingga muncul tampilan sebagai berikut :



Gambar 16.3. Out Put Diagram Kepemimpinan_4

Berdasarkan gambar di atas *loading factor* atau koefisien indikator KM11 < 0,7 sehingga kemudian indikator KM11 atau Dimensi X3 harus **dibuang** atau di-*dropped* dari model variabel Kepemimpinan selanjutnya.

Iterasi 5.

Buka File : KEPEMIMPINAN_5.

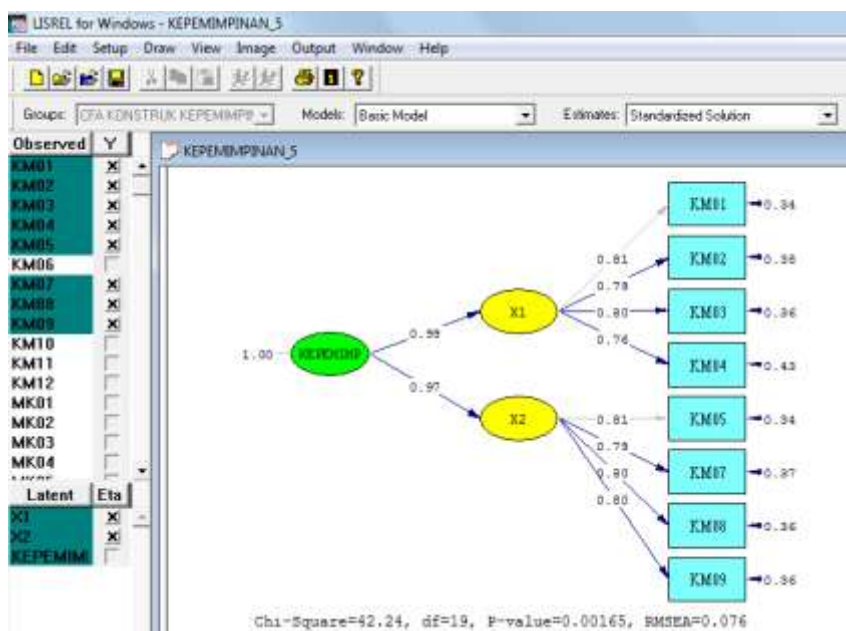
```
CFA KONSTRUK KEPEMIMPINAN
SYSTEM FILE from file 'D:\YUSNA_LISREL\DATA.dsf'
Latent Variables KEPEMIMP MOTIVASI KOMPETEN KINERJA X1 X2 X3 X4 X5
```

```

X6 Y1 Y2 Y3 Y4 Y5 Y6
Relationships
KM01=1*X1
KM02-KM04=X1
KM05=1*X2
KM07-KM09=X2
X1-X2=KEPEMIMP
Set Error Variance of X1 to 0.01
Options: SC SS EF AD=OFF
Path Diagram
End of Problem

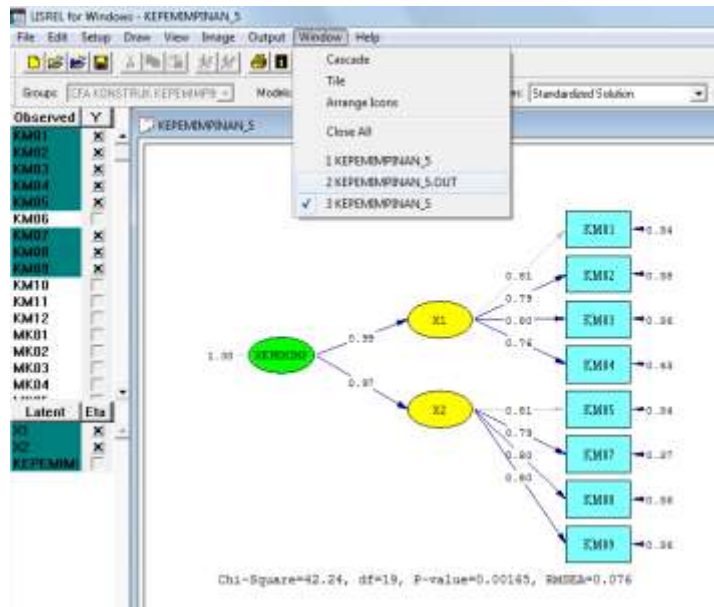
```

Setelah indikator KM11 atau Dimensi X3 **dibuang** atau di-*dropped* pada program **Syntax** lalu klik **Run** sehingga muncul tampilan sebagai berikut :



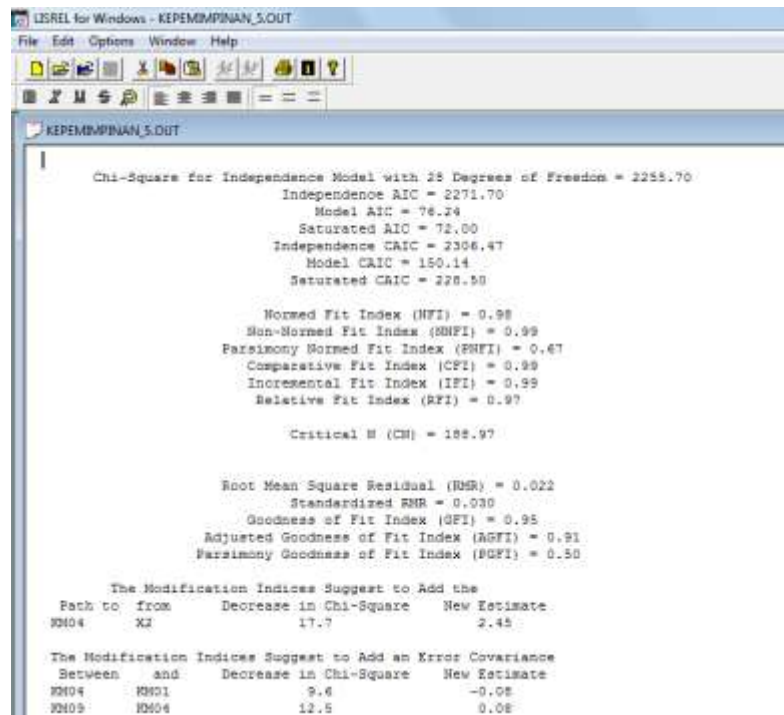
Gambar 16.4. Out Put Diagram Kepemimpinan_5

Berdasarkan Gambar di atas dapat dibaca, baik dimensi maupun indikator sudah sesuai dengan kriteria persyaratan yaitu Dimensi ≤ 1 dan indikator $\geq 0,7$. Karena nilai probabilitas (p) pada gambar = 0,00165 masih $\leq 0,05$ maka langkah selanjutnya adalah melakukan respesifikasi dengan melihat Modification Indices (MI). Untuk melihat melihat *Modification Indices* **Klik** menu **Window**, pilih **KEPEMIMPINAN_5 OUT**, dan **Klik**. Kemudian akan muncul output seperti terlihat pada gambar di bawah ini :



Gambar 16.5. Out Put Menu Window.

Sehingga didapatkan out put seperti di bawah ini :



Gambar 16.6. Potongan Out Put Modification Indices (MI)

Dari potongan *output* MI di atas diketahui nilai MI tertinggi adalah 12,5 yaitu antara **KM09** – **KM04**. Dengan demikian pada iterasi berikutnya (iterasi ke-6) dihubungkan covariance antara **KM09** dengan **KM04** dengan perintah : “**Set Error Covariance of KM09 and KM04 Free**”.

Iterasi 6.

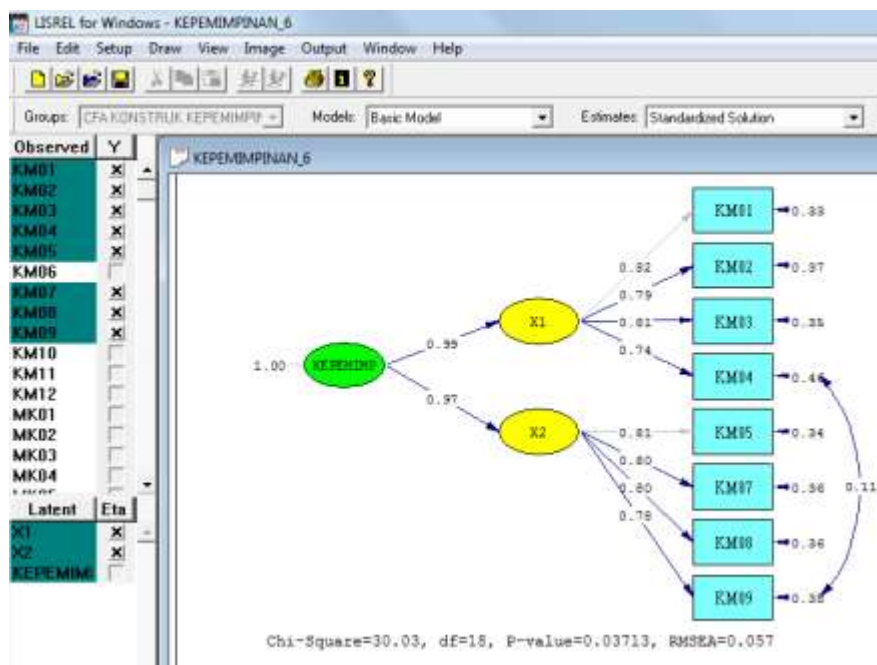
Buka File : KEPEMIMPINAN_6.

```

CFA KONSTRUK KEPEMIMPINAN
SYSTEM FILE from file 'D:\YUSNA_LISREL\DATA.dsf'
Latent Variables KEPEMIMP MOTIVASI KOMPETEN KINERJA X1 X2 X3 X4 X5
X6 Y1 Y2 Y3 Y4 Y5 Y6
Relationships
KM01=1*X1
KM02-KM04=X1
KM05=1*X2
KM07-KM09=X2
X1-X2=KEPEMIMP
Set Error Variance of X1 to 0.01
Set Error Covariance of KM09 and KM04 Free
Options: SC SS EF AD=OFF
Path Diagram
End of Problem

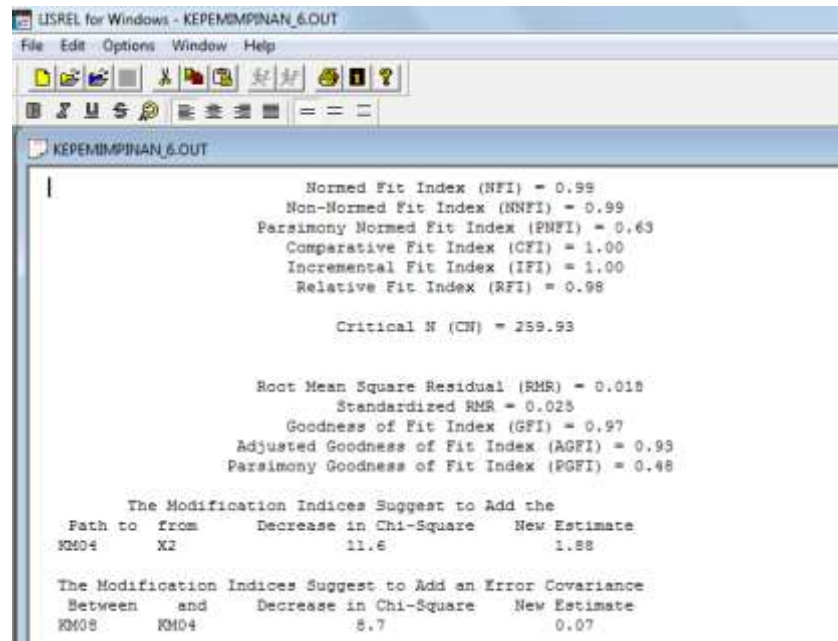
```

Setelah ditambahkan perintah “**Set Error Covariance of KM09 and KM04 Free**”, lalu klik **Run** sehingga muncul tampilan sebagai berikut :



Gambar 16.7. Out Put Diagram Kepemimpinan_6

Perhatikan Gambar di atas, terdapat panah yang menghubungkan **KM09 dan KM04** sebagai hasil dari perintah **“Set Error Covariance of KM09 and KM04 Free”**. Karena nilai p pada gambar = 0,037 masih $\leq 0,05$ maka perlu dilihat MI seperti pada tahap sebelumnya sampai dengan mendapatkan nilai p yang $\geq 0,05$.



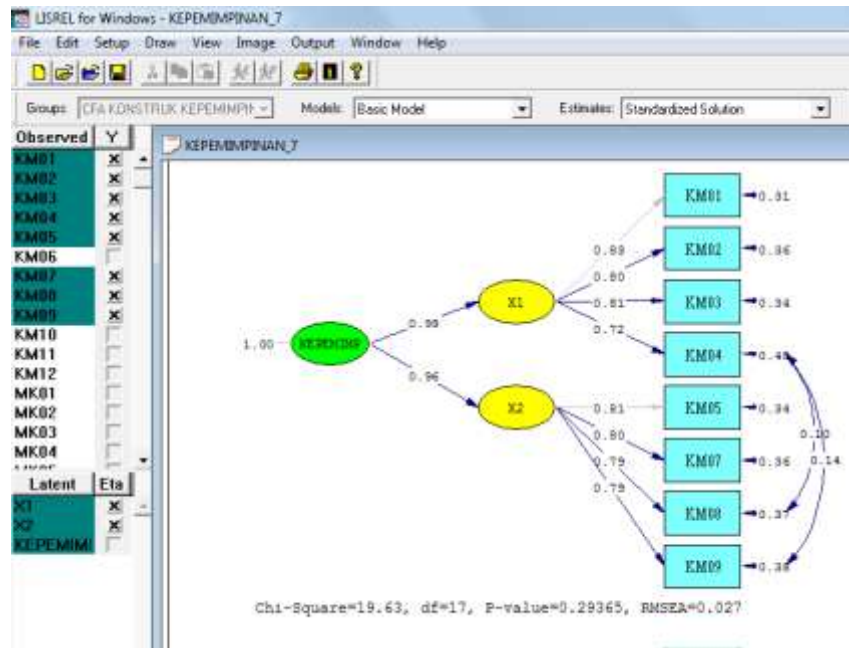
Dari *output* MI di atas diketahui antara **KM08 – KM04**. Dengan demikian pada iterasi berikutnya (iterasi ke-7) dihubungkan covariance antara **KM08 dengan KM04** dengan perintah : **“Set Error Covariance of KM08 and KM04 Free”**.

Iterasi 7.

Buka File : KEPEMIMPINAN_7.

```
FA KONSTRUK KEPEMIMPINAN
SYSTEM FILE from file 'D:\YUSNA_LISREL\DATA.dsf'
Latent Variables KEPEMIMP MOTIVASI KOMPETEN KINERJA X1 X2 X3 X4 X5
X6 Y1 Y2 Y3 Y4 Y5 Y6
Relationships
KM01=1*X1
KM02-KM04=X1
KM05=1*X2
KM07-KM09=X2
X1-X2=KEPEMIMP
Set Error Variance of X1 to 0.01
Set Error Covariance of KM09 and KM04 Free
Set Error Covariance of KM08 and KM04 Free
Options: SC SS EF AD=OFF
Path Diagram
End of Problem
```

Setelah ditambahkan perintah “Set Error Covariance of KM08 and KM04 Free”. lalu klik *Run* sehingga muncul tampilan sebagai berikut :



Gambar 16.8. Out Put Diagram Kepemimpinan_7

Perhatikan Gambar di atas, terdapat panah yang menghubungkan **KM08 dan KM04** sebagai hasil dari perintah “Set Error Covariance of KM08 and KM04 Free”. dikarenakan nilai probabilitas atau $p = 0,293 \geq 0,05$ maka dapat disimpulkan bahwa model variabel **KEPEMIMPINAN_7** telah *Fit*.

Menurut Hair *et.all.* (2010) dalam Latan (2012, 49) dan Wijanto (2008, 58), model dinyatakan *fit* jika memenuhi 4 – 5 kriteria *Goodness of Fit (GOF)* asalkan masing-masing kriteria absolute, incremental dan parsimony terpenuhi.

Berdasarkan model variable **KEPEMIMPINAN_7**, maka dihasilkan **Out Put LISREL 8.80 : Goodness of Fit Statistics Model KEPEMIMPINAN_7** sebagai berikut :

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 17
 Minimum Fit Function Chi-Square = 19.30 (P = 0.31)
Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 19.63 (P = 0.29)
 Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 2.63
 90 Percent Confidence Interval for NCP = (0.0 ; 17.86)

Minimum Fit Function Value = 0.092
 Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.013
 90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.0 ; 0.085)
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.027
 90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.0 ; 0.071)
 P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.76

Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 0.28
 90 Percent Confidence Interval for ECVI = (0.26 ; 0.35)
 ECVI for Saturated Model = 0.34
 ECVI for Independence Model = 10.87

Chi-Square for Independence Model with 28 Degrees of Freedom = 2255.70
 Independence AIC = 2271.70
 Model AIC = 57.63
 Saturated AIC = 72.00
 Independence CAIC = 2306.47
 Model CAIC = 140.22
 Saturated CAIC = 228.50

Normed Fit Index (NFI) = 0.99
Non-Normed Fit Index (NNFI) = 1.00
 Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.60
Comparative Fit Index (CFI) = 1.00
Incremental Fit Index (IFI) = 1.00
 Relative Fit Index (RFI) = 0.99

Critical N (CN) = 362.90
Root Mean Square Residual (RMR) = 0.016
 Standardized RMR = 0.021
Goodness of Fit Index (GFI) = 0.98
Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.95
 Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.46

Berdasarkan *output* GOF Kepemimpinan_7 di atas dapat di buat tabulasi hasil uji GOF model KEPEMIMPINAN_7 sebagai berikut :

Tabel 16.2. GOF Kepemimpinan_7

<i>Goodness of fit index</i>	<i>Cut-off Value</i>	Hasil	Kesimpulan
χ^2 – Chi-square (df =17, p = 0,005)	< 38,58	19.63	Fit
Sign.Probability	≥ 0.05	0,29	Fit
df	≥ 0	17	Fit
GFI	≥ 0.90	0,98	Fit
AGFI	≥ 0.90	0,95	Fit
CFI	≥ 0.90	1,00	Fit
TLI/NNFI	≥ 0.90	1,00	Fit
NFI	≥ 0,90	0,99	Fit
IFI	≤ 0,90	1,00	Fit
RMSEA	≤ 0,08	0,02	Fit
RMR	≤ 0,05	0,01	Fit

Kesimpulan :

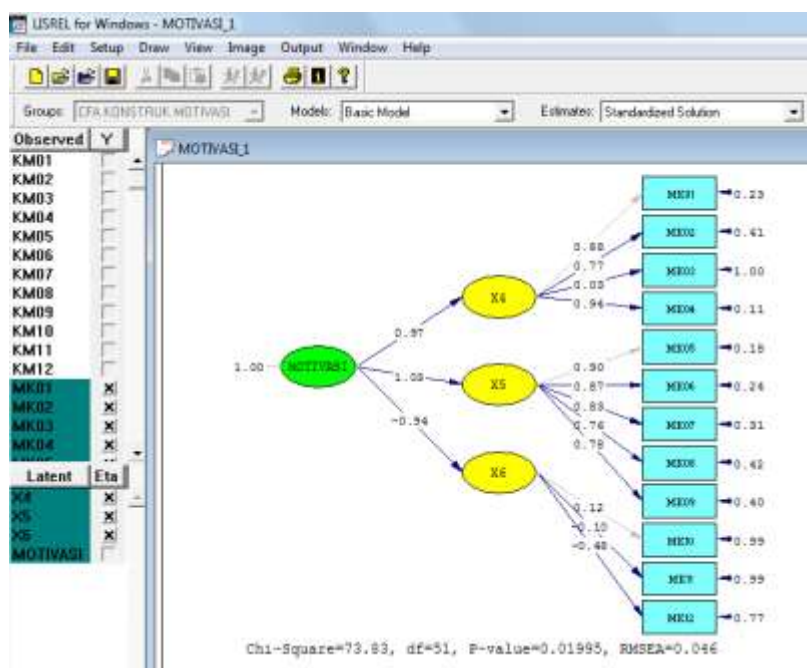
Berdasarkan hasil uji GOF model variabel KEPEMIMPINAN_7 dinyatakan *Fit* atau layak sehingga dapat digunakan pada analisis *Structural Second Order (full model)*.

CFA Variabel Motivasi Kerja

Iterasi 1.

Buka File : MOTIVASI_1

```
CFA KONSTRUK MOTIVASI
SYSTEM FILE from file 'D:\Kasus_2\DATA.dsf'
Latent Variables KEPEMIMP MOTIVASI KOMPETEN KINERJA X1 X2 X3 X4 X5
X6 Y1 Y2 Y3 Y4 Y5 Y6
Relationships
MK01=1*X4
MK02-MK04=X4
MK05=1*X5
MK06-MK09=X5
MK10=1*X6
MK11-MK12=X6
X4-X6=MOTIVASI
Options: SC SS EF AD=OFF
Path Diagram
End of Problem
```



Gambar 16.9. Out Put Diagram MOTIVASI_1 (Standardized Solution)

Gambar di atas menunjukkan bahwa *loading factor* atau koefisien dimensi $X4 = 0,97$, $X5 = 1,03$, $X6 = -0,94$. Karena $X5$ mempunyai *Loading Factor* atau koefisien dimensi > 1 sehingga dapat

dikatakan mengalami *offending estimates*, dan solusinya adalah dikalikan 0,01 dan dimensi X6 mempunyai *loading factor* negative -0.94.

Langkah selanjutnya adalah **pertama** melakukan respesifikasi atau modifikasi yaitu dengan mengganti koefisien dari dimensi X5 (1,03) menjadi (0,01) dengan perintah : **“Set Error Variance of X5 to 0.01”** dan langkah **ke-dua** membuang atau *dropped* dimensi X6 dari modifikasi variable Motivasi yang selanjutnya.

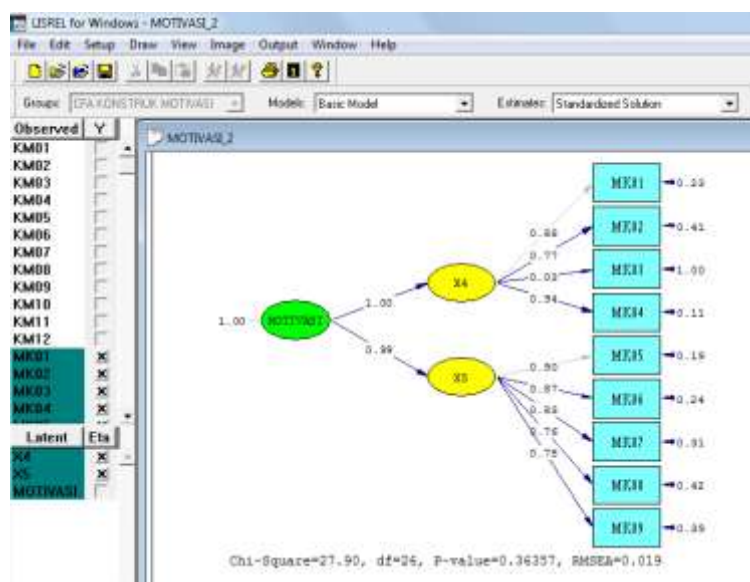
Iterasi 2.

Buka File : MOTIVASI_2.

```

CFA KONSTRUK MOTIVASI
SYSTEM FILE from file 'D:\Kasus_2\DATA.dsf'
Latent Variables KEPEMIMP MOTIVASI KOMPETEN KINERJA X1 X2 X3 X4 X5
X6 Y1 Y2 Y3 Y4 Y5 Y6
Relationships
MK01=1*X4
MK02-MK04=X4
MK05=1*X5
MK06-MK09=X5
X4-X5=MOTIVASI
Set Error Variance of X5 to 0.01
Options: SC SS EF AD=OFF
Path Diagram
End of Problem
  
```

Setelah ditambahkan perintah **“Set Error Variance of X5 to 0.01”** dan **membuang** atau *dropped* dimensi X6. Lalu kemudian klik **Run** sehingga muncul tampilan sebagai berikut :



Gambar 16.10. Out Put Diagram MOTIVASI_2

Gambar di atas menunjukkan bahwa nilai $p = 0,363$ sudah memenuhi kriteria, namun masih terdapat *loading factor* pada dimensi $X4 = 1,00$ dan dianggap mengalami *offending estimates*, dan solusinya dikalikan 0,01.

Langkah selanjutnya adalah melakukan respesifikasi dengan perintah : **“Set Error Variance of X4 to 0.01”**

Iterasi 3.

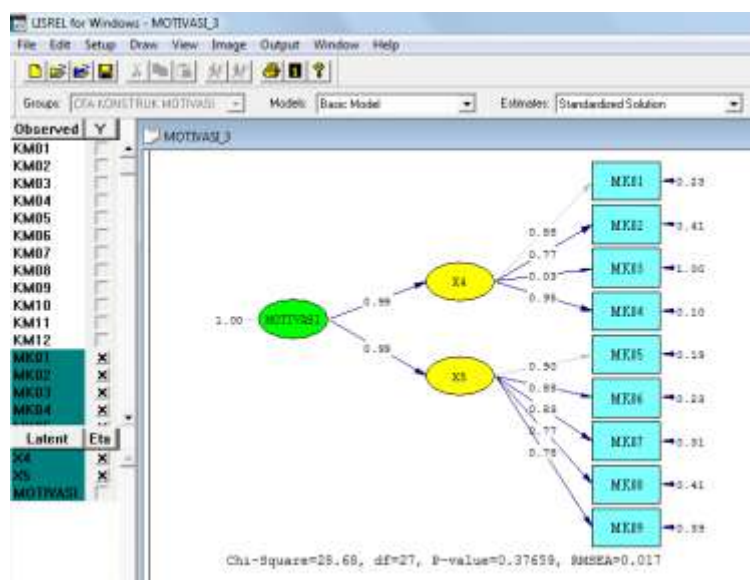
Buka File : MOTIVASI_3.

```

CFA KONSTRUK MOTIVASI
SYSTEM FILE from file 'D:\Kasus_2\DATA.dsf'
Latent Variables KEPEMIMP MOTIVASI KOMPETEN KINERJA X1 X2 X3 X4 X5
X6 Y1 Y2 Y3 Y4 Y5 Y6
Relationships
MK01=1*X4
MK02-MK04=X4
MK05=1*X5
MK06-MK09=X5
X4-X5=MOTIVASI
Set Error Variance of X5 to 0.01
Set Error Variance of X4 to 0.01
Options: SC SS EF AD=OFF
Path Diagram
End of Problem

```

Setelah ditambahkan perintah **“Set Error Variance of X4 to 0.01”** lalu klik *Run* untuk sehingga muncul tampilan sebagai berikut :



Gambar 16.11. Out Put Diagram MOTIVASI_3

Berdasarkan Gambar di atas masih terdapat *loading factor* pada MK03 sebesar $0,03 < 0,7$, sehingga solusinya adalah indikator MK03 **dibuang** atau di-**dropped** dari tahap model variable Motivasi berikutnya.

Iterasi 4.

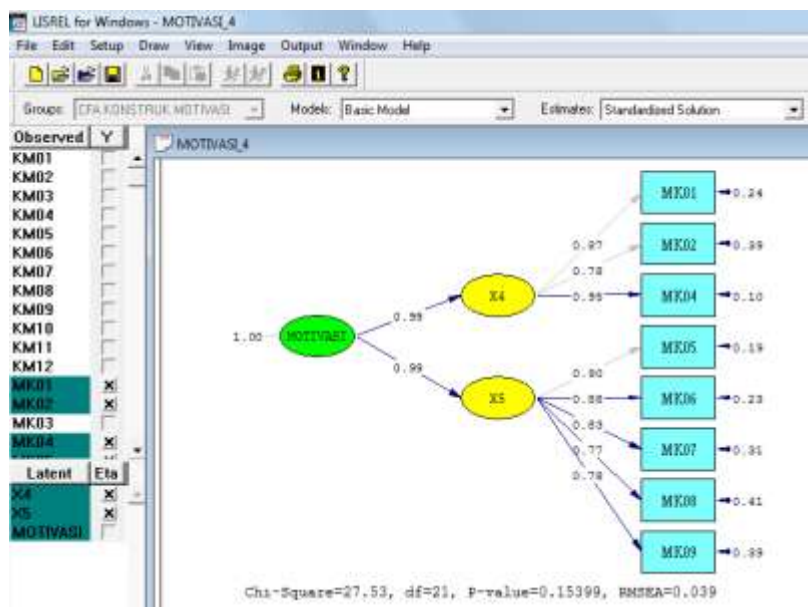
Buka File : MOTIVASI_4.

```

CFA KONSTRUK MOTIVASI
SYSTEM FILE from file 'D:\Kasus_2\DATA.dsf'
Latent Variables KEPEMIMP MOTIVASI KOMPETEN KINERJA X1 X2 X3 X4 X5
X6 Y1 Y2 Y3 Y4 Y5 Y6
Relationships
MK01=1*X4
MK02=1*X4
MK04=X4
MK05=1*X5
MK06-MK09=X5
X4-X5=MOTIVASI
Set Error Variance of X5 to 0.01
Set Error Variance of X4 to 0.01
Options: SC SS EF AD=OFF
Path Diagram
End of Problem

```

Setelah dibuang atau di **dropped** MK03 pada program Syntax, lalu kemudian klik **Run** sehingga muncul tampilan sebagai berikut :



Gambar 16.12. Out Put Diagram MOTIVASI_4

Berdasarkan Gambar di atas nilai probabilitas atau p pada gambar = 0,15 > 0,05 dan loading faktor pada dimensi-dimensi dan indikator-indikator sudah baik > 0,7. Maka dapat disimpulkan bahwa model variabel MOTIVASI_4 telah *Fit*.

Berdasarkan model variable MOTIVASI_4, maka dihasilkan GOF sebagai berikut :

Out Put LISREL 8.8 : Goodness of Fit Statistics Model MOTIVASI_4

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 21
Minimum Fit Function Chi-Square = 28.39 (P = 0.13)
Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 27.53 (P = 0.15)
Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 6.53
90 Percent Confidence Interval for NCP = (0.0 ; 24.27)

Minimum Fit Function Value = 0.14
Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.031
90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.0 ; 0.12)
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.039
90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.0 ; 0.074)
P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.66

Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 0.28
90 Percent Confidence Interval for ECVI = (0.24 ; 0.36)
ECVI for Saturated Model = 0.34
ECVI for Independence Model = 14.23

Chi-Square for Independence Model with 28 Degrees of Freedom = 2958.00
Independence AIC = 2974.00
Model AIC = 57.53
Saturated AIC = 72.00
Independence CAIC = 3008.77
Model CAIC = 122.74
Saturated CAIC = 228.50

Normed Fit Index (NFI) = 0.99
Non-Normed Fit Index (NNFI) = 1.00
Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.74
Comparative Fit Index (CFI) = 1.00
Incremental Fit Index (IFI) = 1.00
Relative Fit Index (RFI) = 0.99

Critical N (CN) = 287.65

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.026
Standardized RMR = 0.025
Goodness of Fit Index (GFI) = 0.97
Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.95
Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.56

Berdasarkan output *Goodness of Fit Statistics* di atas dapat di buat tabulasi hasil uji GOF model MOTIVASI_4 sebagai berikut :

Tabel 16.3. GOF Model MOTIVASI_4.

Goodness of fit index	Cut-off Value	Hasil	Kesimpulan
χ^2 - Chi-square (df =21, p = 0,005)	< 41,40	27.53	Fit
Sign.Probability	≥ 0.05	0,15	Fit
df	≥ 0	21	Fit
GFI	≥ 0.90	0,97	Fit
AGFI	≥ 0.90	0,95	Fit
CFI	≥ 0.90	1,00	Fit
TLI/NNFI	≥ 0.90	1,00	Fit
NFI	$\geq 0,90$	0,99	Fit
IFI	$\leq 0,90$	1,00	Fit
RMSEA	$\leq 0,08$	0,03	Fit
RMR	$\leq 0,05$	0,02	Fit

Kesimpulan :

Dari hasil uji GOF pada Tabel di atas model variabel MOTIVASI_4 dinyatakan *Fit* atau layak sehingga dapat digunakan pada analisis *Structural Second Order (full model)*

CFA Variabel Kompetensi

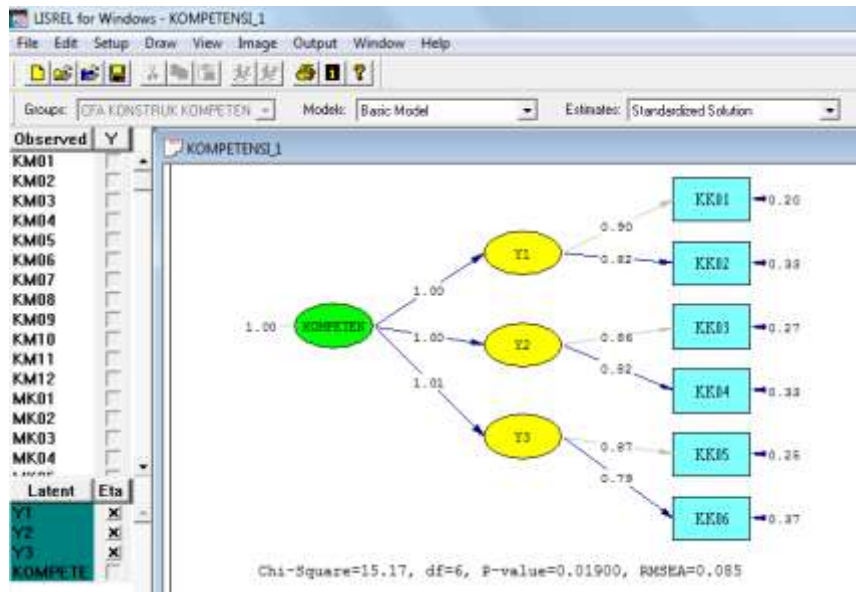
Iterasi 1.

Buka File : KOMPETEN_1

```

CFA KONSTRUK KOMPETEN
SYSTEM FILE from file 'D:\Kasus_2\DATA.dsf'
Latent Variables KEPEMIMP MOTIVASI KOMPETEN KINERJA X1 X2 X3 X4 X5
X6 Y1 Y2 Y3 Y4 Y5 Y6
Relationships
KK01=1*Y1
KK02=Y1
KK03=1*Y2
KK04=Y2
KK05=1*Y3
KK06=Y3
Y1-Y3=KOMPETEN
Options: SC SS EF AD=OFF
Path Diagram
End of Problem

```



Gambar 16.13. Out Put Diagram KOMPETENSI_1 (Standardized Solution)

Gambar di atas menunjukkan *loading factor* dimensi Y1 = 1,00, Y2 = 1,00, Y3 = 1,01. dan Y1, Y2 dan Y3 dianggap mempunyai *Loading Factor* yang mengalami *offending estimates*, dan solusinya adalah dikalikan 0,01.

Langkah selanjutnya adalah melakukan respesifikasi atau modifikasi variabel **KOMPETEN_1** dengan mengganti koefisien dari dimensi Y1, Y2 dan Y3 menjadi (0,01) dengan perintah : “Set Error Variance of Y1 to 0.01”, “Set Error Variance of Y2 to 0.01” dan “Set Error Variance of Y3 to 0.01”

Iterasi 2.

Buka File : KOMPETEN_2.

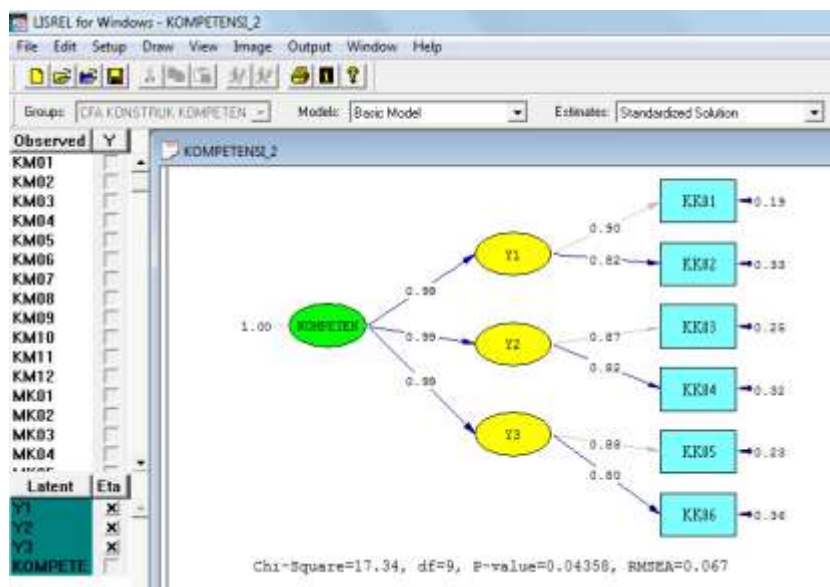
```

CFA KONSTRUK KOMPETEN
SYSTEM FILE from file 'D:\Kasus_2\DATA.dsf'
Latent Variables KEPEMIMP MOTIVASI KOMPETEN KINERJA X1 X2 X3 X4 X5
X6 Y1 Y2 Y3 Y4 Y5 Y6
Relationships
KK01=1*Y1
KK02=Y1
KK03=1*Y2
KK04=Y2
KK05=1*Y3
KK06=Y3
Y1-Y3=KOMPETEN
Set Error Variance of Y1 to 0.01
Set Error Variance of Y2 to 0.01
Set Error Variance of Y3 to 0.01

```

Options: SC SS EF AD=OFF
 Path Diagram
 End of Problem

Setelah ditambahkan perintah “Set Error Variance of Y1 to 0.01”, “Set Error Variance of Y2 to 0.01” dan “Set Error Variance of Y3 to 0.01”. lalu klik **Run** sehingga muncul tampilan sebagai berikut:

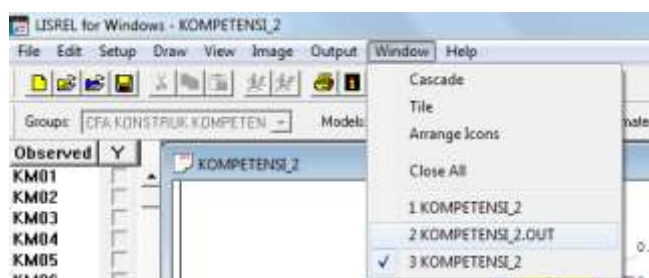


Gambar 16.14. Out Put Diagram KOMPETENSI_2

Gambar di atas menunjukkan bahwa nilai $p = 0,043$ disimpulkan model belum fit, melihat koefisien dimensi dan indikator semua sudah sesuai dengan criteria $> 0,7$.

Langkah selanjutnya adalah melakukan *Modification Indices* (MI) dimana tujuan dilakukan respesifikasi melalui MI adalah untuk meningkatkan koefisien GOF.

Untuk melihat MI dapat melalui **Klik Menu Window** kemudian pilih KOMPETENSI_2 OUT.



Gambar 16.15. The Modification Indices Suggest to Add an Error Covariance

Sehingga akan muncul output sebagai berikut :

```
Critical N (CN) = 271.95

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.014
Standardized RMR = 0.018
Goodness of Fit Index (GFI) = 0.97
Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.94
Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.42

The Modification Indices Suggest to Add an Error Covariance
Between and Decrease in Chi-Square New Estimate
KK05 KK03 10.9 0.06
```

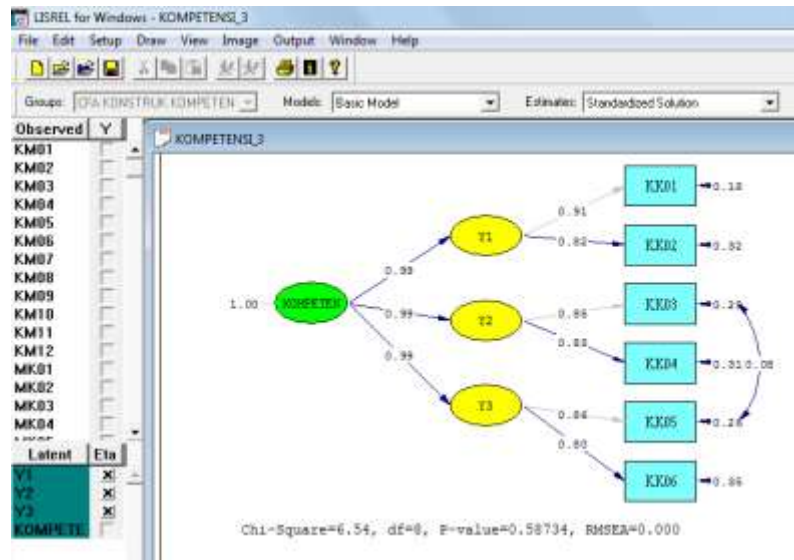
Dari output di atas diketahui MI yang ada adalah antara KK05 – KK03. Dengan demikian pada iterasi berikutnya (iterasi ke-3) dihubungkan covariance antara KK05 dengan KK03 dengan perintah : **“Set Error Covariance of KK05 and KK03 Free”**.

Iterasi 3.

Buka File : KOMPETEN_3.

```
CFA KONSTRUK KOMPETEN
SYSTEM FILE from file 'D:\Kasus_2\DATA.dsf'
Latent Variables KEPEMIMP MOTIVASI KOMPETEN KINERJA X1 X2 X3 X4 X5
X6 Y1 Y2 Y3 Y4 Y5 Y6
Relationships
KK01=1*Y1
KK02=Y1
KK03=1*Y2
KK04=Y2
KK05=1*Y3
KK06=Y3
Y1-Y3=KOMPETEN
Set Error Variance of Y1 to 0.01
Set Error Variance of Y2 to 0.01
Set Error Variance of Y3 to 0.01
Set Error Covariance of KK05 and KK03 Free
Options: SC SS EF AD=OFF
Path Diagram
End of Problem
```

Setelah ditambahkan perintah **“Set Error Covariance of KK05 and KK03 Free”** lalu klik **Run** sehingga muncul tampilan sebagai berikut :



Gambar 16.16. Out Put Diagram KOMPETENSI_3

Berdasarkan Gambar di atas menunjukkan bahwa nilai $p = 0,587$ sehingga disimpulkan bahwa model variable sudah *fit*. Demikian pula dengan dimensi-dimensi, indikator-indikatornya sudah sesuai dengan persyaratan atau kriteria yang ditentukan. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa iterasi KOMPETENSI_3 telah *fit* dan layak.

Berdasarkan model variable KOMPETEN_3, maka dihasilkan GOF sebagai berikut :

Out Put Goodness of Fit Statistics Model KOMPETEN_3

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 8

Minimum Fit Function Chi-Square = 6.56 (P = 0.58)

Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 6.54 (P = 0.59)

Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 0.0

90 Percent Confidence Interval for NCP = (0.0 ; 8.39)

Minimum Fit Function Value = 0.031

Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.0

90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.0 ; 0.040)

Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.0

90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.0 ; 0.071)

P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.85

Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 0.16

90 Percent Confidence Interval for ECVI = (0.16 ; 0.20)

ECVI for Saturated Model = 0.20

ECVI for Independence Model = 7.67

Chi-Square for Independence Model with 15 Degrees of Freedom = 1590.92

Independence AIC = 1602.92

Model AIC = 32.54
 Saturated AIC = 42.00
 Independence CAIC = 1629.00
 Model CAIC = 89.05
 Saturated CAIC = 133.29

Normed Fit Index (NFI) = 1.00
Non-Normed Fit Index (NNFI) = 1.00
 Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.53
Comparative Fit Index (CFI) = 1.00
Incremental Fit Index (IFI) = 1.00
 Relative Fit Index (RFI) = 0.99

Critical N (CN) = 640.75

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.0087
 Standardized RMR = 0.011
Goodness of Fit Index (GFI) = 0.99
Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.97
Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.38

Berdasarkan *output Goodness of Fit Statistics* dapat di buat tabulasi hasil uji GOF model KOMPETEN_3 sebagai berikut :

Tabel 16.3. GOF Model KOMPETEN_3.

Goodness of fit index	Cut-off Value	Hasil	Kesimpulan
χ^2 - Chi-square (df =8, p = 0,005)	< 21,95	6.54	Fit
Sign.Probability	≥ 0.05	0,59	Fit
df	≥ 0	21	Fit
GFI	≥ 0.90	0,99	Fit
AGFI	≥ 0.90	0,97	Fit
CFI	≥ 0.90	1,00	Fit
TLI/NNFI	≥ 0.90	1,00	Fit
NFI	≥ 0,90	1,00	Fit
IFI	≤ 0,90	1,00	Fit
RMSEA	≤ 0,08	0,00	Fit
RMR	≤ 0,05	0,00	Fit

Kesimpulan :

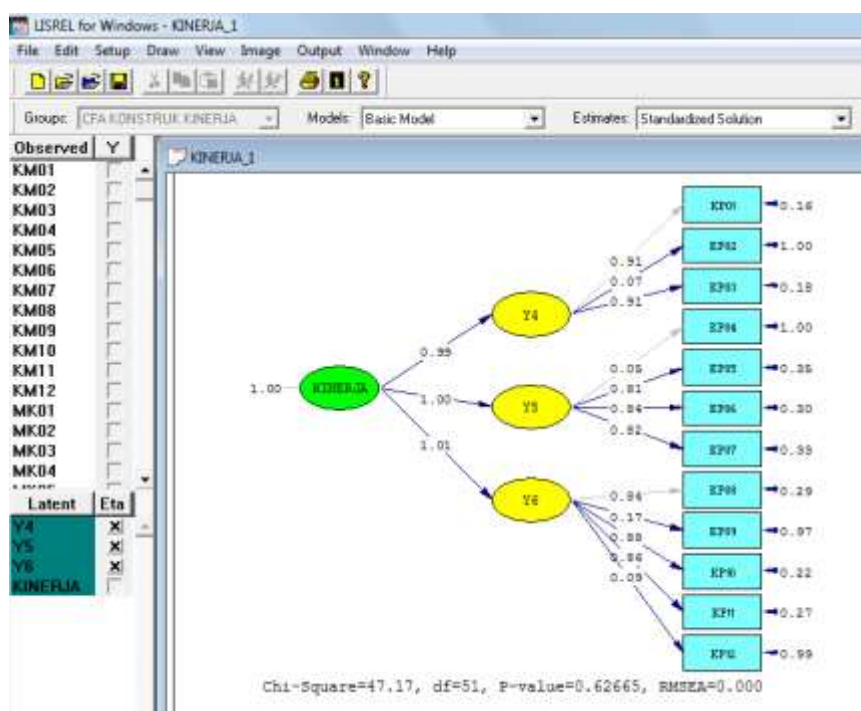
Dari hasil uji GOF pada Tabel di atas model variabel KOMPETEN_3 dinyatakan *Fit* atau layak sehingga dapat digunakan pada analisis *Structural Second Order (full model)*

CFA Variabel Kinerja

Iterasi 1.

Buka File : KINERJA_1

```
CFA KONSTRUK KINERJA
SYSTEM FILE from file 'D:\Kasus_2\DATA.dsf'
Latent Variables KEPEMIMP MOTIVASI KOMPETEN KINERJA X1 X2 X3 X4 X5
X6 Y1 Y2 Y3 Y4 Y5 Y6
Relationships
KP01=1*Y4
KP02-KP03=Y4
KP04=1*Y5
KP05-KP07=Y5
KP08=1*Y6
KP09-KP12=Y6
Y4-Y6=KINERJA
Options: SC SS EF AD=OFF
Path Diagram
End of Problem
```



Gambar 16.17. Out Put Diagram KINERJA_1 (Standardized Solutions)

Gambar di atas menunjukkan *loading factor* dimensi Y6 = 1,01 dan Y5 = 1,00, dan dianggap koefisien dimensi Y6 dan Y5 mengalami *offending estimates*, dan solusinya adalah dikalikan 0,01. Langkah selanjutnya adalah melakukan respesifikasi atau modifikasi variabel **KINERJA_1** dengan

mengganti koefisien dari dimensi Y6 dan Y5 menjadi (0,01) dengan perintah : “Set Error Variance of Y6 to 0.01”, “Set Error Variance of Y5 to 0.01”

Iterasi 2.

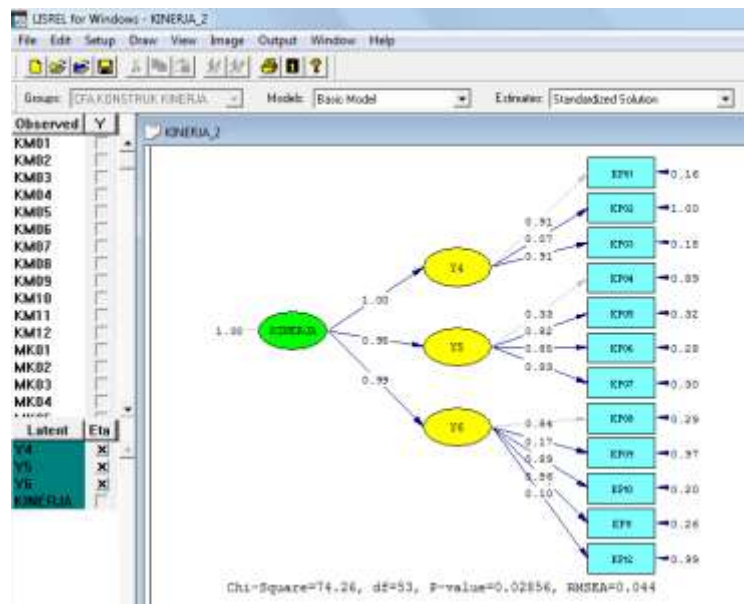
Buka File : KINERJA_2.

```

CFA KONSTRUK KINERJA
SYSTEM FILE from file 'D:\Kasus_2\DATA.dsf'
Latent Variables KEPEMIMP MOTIVASI KOMPETEN KINERJA X1 X2 X3 X4 X5
X6 Y1 Y2 Y3 Y4 Y5 Y6
Relationships
KP01=1*Y4
KP02-KP03=Y4
KP04=1*Y5
KP05-KP07=Y5
KP08=1*Y6
KP09-KP12=Y6
Y4-Y6=KINERJA
Set Error Variance of Y5 to 0.01
Set Error Variance of Y6 to 0.01
Options: SC SS EF AD=OFF
Path Diagram
End of ProblemEnd of Problem

```

Setelah ditambahkan perintah “Set Error Variance of Y6 to 0.01”, “Set Error Variance of Y5 to 0.01”. lalu klik **Run** sehingga muncul tampilan sebagai berikut :



Gambar 16.18. Out Put Diagram KINERJA_2

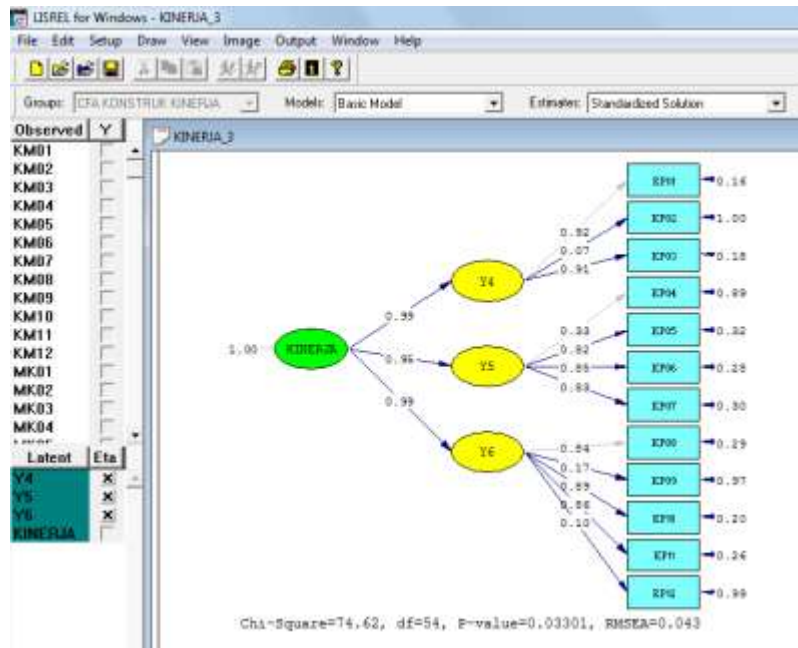
Gambar di atas menunjukkan *loading factor* dimensi Y4 = 1,00 dianggap koefisien dimensi mengalami *offending estimates*, dan harus dikalikan 0,01. Langkah selanjutnya adalah melakukan respesifikasi atau modifikasi dengan mengganti koefisien dari dimensi Y4 menjadi (0,01) dengan perintah : “**Set Error Variance of Y4 to 0.01**”.

Iterasi 3.

Buka File : KINERJA_3.

```
CFA KONSTRUK KINERJA
SYSTEM FILE from file 'D:\Kasus_2\DATA.dsf'
Latent Variables KEPEMIMP MOTIVASI KOMPETEN KINERJA X1 X2 X3 X4 X5
X6 Y1 Y2 Y3 Y4 Y5 Y6
Relationships
KP01=1*Y4
KP02-KP03=Y4
KP04=1*Y5
KP05-KP07=Y5
KP08=1*Y6
KP09-KP12=Y6
Y4-Y6=KINERJA
Set Error Variance of Y5 to 0.01
Set Error Variance of Y6 to 0.01
Set Error Variance of Y4 to 0.01
Options: SC SS EF AD=OFF
Path Diagram
End of Problem
```

Setelah ditambahkan perintah “**Set Error Variance of Y4 to 0.01**” lalu klik **Run** 3 sehingga muncul tampilan sebagai berikut :



Gambar 16.19. Out Put Diagram KINERJA_3

Gambar di atas menunjukkan *loading factor* dari indikator dimana ternyata indikator KP02, KP04, KP09 dan KP12 mempunyai koefisien < 0,7. Sehingga KP02, KP04, KP09 dan KP12 harus dibuang atau di-drop dari tahap model variable KINERJA selanjutnya.

Iterasi 4.

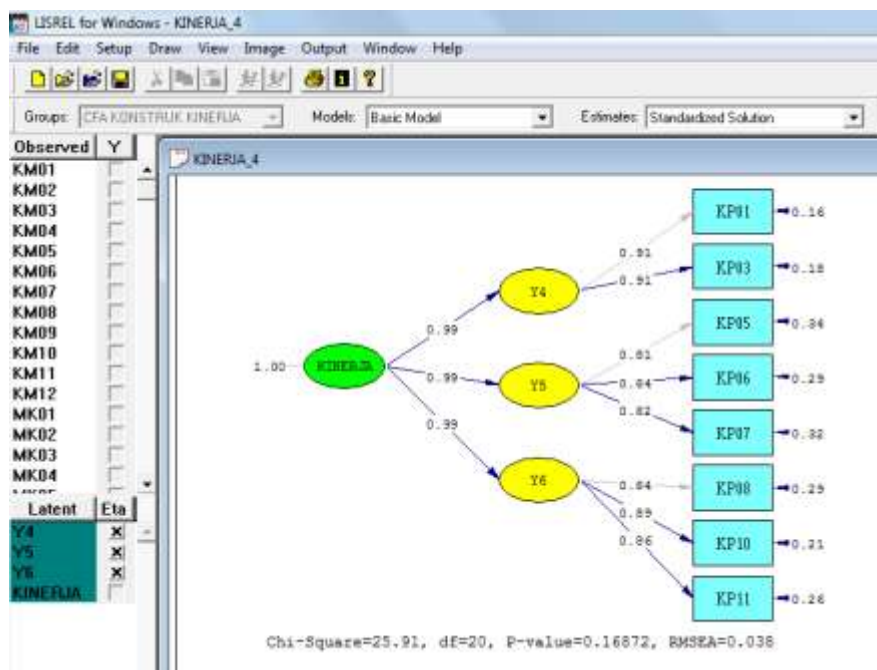
Buka File : KINERJA_4.

```

CFA KONSTRUK KINERJA
SYSTEM FILE from file 'D:\Kasus_2\DATA.dsf'
Latent Variables KEPEMIMP MOTIVASI KOMPETEN KINERJA X1 X2 X3 X4 X5
X6 Y1 Y2 Y3 Y4 Y5 Y6
Relationships
KP01=1*Y4
KP03=Y4
KP05=1*Y5
KP06-KP07=Y5
KP08=1*Y6
KP10-KP11=Y6
Y4-Y6=KINERJA
Set Error Variance of Y5 to 0.01
Set Error Variance of Y6 to 0.01
Set Error Variance of Y4 to 0.01
Options: SC SS EF AD=OFF
Path Diagram
End of Problem

```

Setelah di buang atau di-drop KP02, KP04, KP09 dan KP12 dari variable KINERJA_3 lalu klik **Run** sehingga muncul tampilan sebagai berikut :



Gambar 16.20. Out Put Diagram KINERJA_4

Berdasarkan Gambar di atas menunjukkan bahwa nilai $p = 0,168$. Begitu juga dengan *loading factor* untuk dimensi-dimensi dan indikator-indikatornya $> 0,7$. Sehingga disimpulkan bahwa model variable KINERJA_4 sudah *fit*

Berdasarkan model variable KINERJA_4, maka dihasilkan GOF sebagai berikut:

Out Put Goodness of Fit Statistics Model KINERJA_4

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 20

Minimum Fit Function Chi-Square = 26.70 (P = 0.14)

Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 25.91 (P = 0.17)

Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 5.91

90 Percent Confidence Interval for NCP = (0.0 ; 23.21)

Minimum Fit Function Value = 0.13

Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.028

90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.0 ; 0.11)

Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.038

90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.0 ; 0.075)

P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.67

Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 0.28
 90 Percent Confidence Interval for ECVI = (0.25 ; 0.36)
 ECVI for Saturated Model = 0.34
 ECVI for Independence Model = 15.27

Chi-Square for Independence Model with 28 Degrees of Freedom = 3175.86
 Independence AIC = 3191.86
 Model AIC = 57.91
 Saturated AIC = 72.00
 Independence CAIC = 3226.64
 Model CAIC = 127.47
 Saturated CAIC = 228.50

Normed Fit Index (NFI) = 0.99
Non-Normed Fit Index (NNFI) = 1.00
 Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.71
Comparative Fit Index (CFI) = 1.00
Incremental Fit Index (IFI) = 1.00
 Relative Fit Index (RFI) = 0.99

Critical N (CN) = 295.03

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.017
 Standardized RMR = 0.017
Goodness of Fit Index (GFI) = 0.97
Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.95
Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.54

Berdasarkan *output Goodness of Fit Statistics* dapat di buat tabulasi hasil uji GOF model KINERJA_4 sebagai berikut :

Tabel 16.4. GOF Model Model KINERJA_4.

<i>Goodness of fit index</i>	<i>Cut-off Value</i>	Hasil	Kesimpulan
χ^2 – Chi-square (df =20, p = 0,005)	< 39,99	25.91	Fit
Sign.Probability	≥ 0.05	0,17	Fit
df	≥ 0	20	Fit
GFI	≥ 0.90	0,97	Fit
AGFI	≥ 0.90	0,95	Fit
CFI	≥ 0.90	1,00	Fit
TLI/NNFI	≥ 0.90	1,00	Fit
NFI	≥ 0,90	0,99	Fit
IFI	≤ 0,90	1,00	Fit
RMSEA	≤ 0,08	0,03	Fit
RMR	≤ 0,05	0,01	Fit

Kesimpulan :

Dari hasil uji GOF di atas model variabel KINERJA_4 dinyatakan *Fit* atau layak sehingga dapat digunakan pada analisis *Structural Second Order (full model)*

SOLUSI :

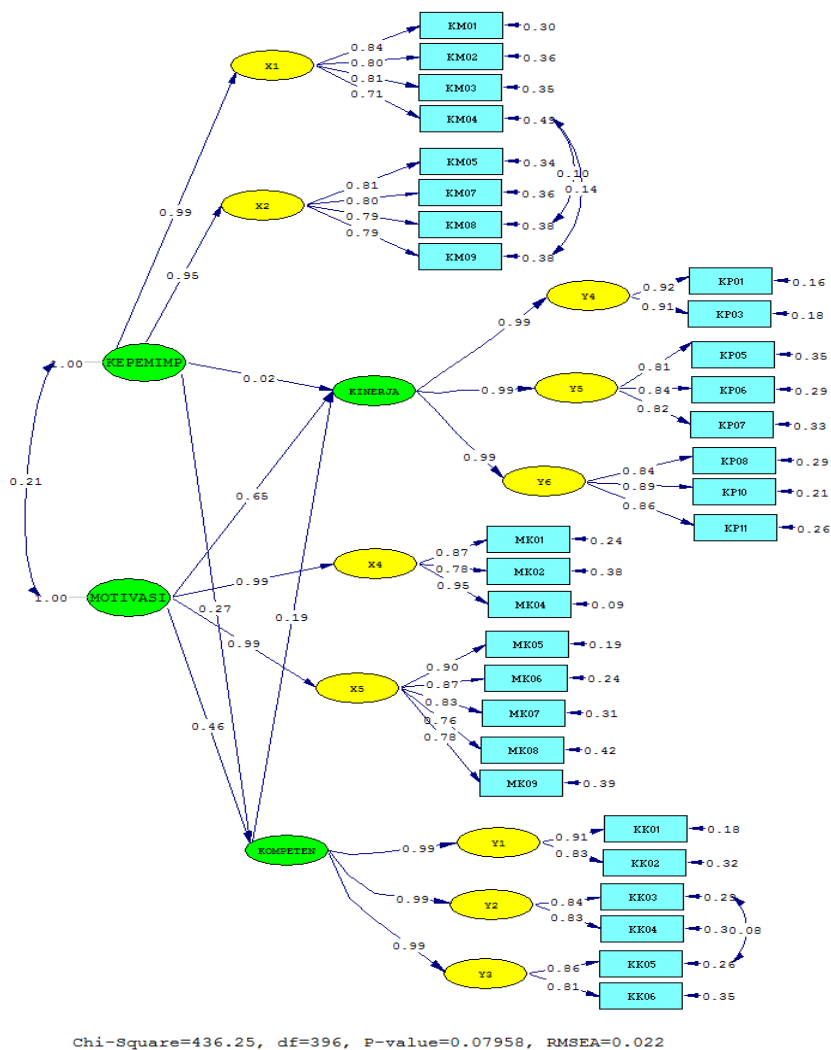
FULL MODEL

Iterasi 1.

Buka File : FULL MODEL_1

```
FULL MODEL
SYSTEM FILE from file 'D:\Kasus_2\DATA.dsf'
Latent Variables KEPEMIMP MOTIVASI KOMPETEN KINERJA X1 X2 X3 X4 X5
X6 Y1 Y2 Y3 Y4 Y5 Y6
Relationships
KM01=1*X1
KM02-KM04=X1
KM05=1*X2
KM07-KM09=X2
X1-X2=KEPEMIMP
MK01=1*X4
MK02=1*X4
MK04=X4
MK05=1*X5
MK06-MK09=X5
X4-X5=MOTIVASI
KK01=1*Y1
KK02=Y1
KK03=1*Y2
KK04=Y2
KK05=1*Y3
KK06=Y3
Y1-Y3=KOMPETEN
KP01=1*Y4
KP03=Y4
KP05=1*Y5
KP06-KP07=Y5
KP08=1*Y6
KP10-KP11=Y6
Y4-Y6=KINERJA
KOMPETEN = KEPEMIMP MOTIVASI
KINERJA = KOMPETEN KEPEMIMP MOTIVASI
Set Error Variance of Y5 to 0.01
Set Error Variance of Y6 to 0.01
Set Error Variance of Y4 to 0.01
Set Error Variance of Y1 to 0.01
```

Set Error Variance of Y2 to 0.01
 Set Error Variance of Y3 to 0.01
 Set Error Covariance of KK05 and KK03 Free
 Set Error Variance of X5 to 0.01
 Set Error Variance of X4 to 0.01
 Set Error Variance of X1 to 0.01
 Set Error Covariance of KM09 and KM04 Free
 Set Error Covariance of KM08 and KM04 Free
 Options: SC SS EF AD=OFF
 Path Diagram
 End of Problem



Gambar 16.20. Out Put Diagram FULL MODEL_1 (Standardized Solutions)

Berdasarkan Gambar di atas **Pada iterasi ke-1** terlihat nilai p sudah $0,079 > 0,05$ dan dapat dinyatakan sudah *Fit*. Dimana menurut Hair *et.all.* (2010) dalam Latan (2012, 49) dan Wijanto (2008, 58), model dinyatakan *fit* jika memenuhi 4 – 5 kriteria *Goodness of Fit (GOF)* asalkan masing-masing

kriteria absolute, incremental dan parsimony terpenuhi, sehingga dapat disimpulkan bahwa Structural Full Model_1 telah *fit*. Untuk lebih jelasnya, ke-tiga unsur uji GOF dapat dilihat pada tabel dibawah ;

Out Put LISREL 8.8 : Hasil Goodness of Fit Statistics GOF Full Model_1 fit.

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 396

Minimum Fit Function Chi-Square = 465.43 (P = 0.0092)

Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 436.25 (P = 0.080)

Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 40.25

90 Percent Confidence Interval for NCP = (0.0 ; 95.23)

Minimum Fit Function Value = 2.23

Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.19

90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.0 ; 0.46)

Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.022

90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.0 ; 0.034)

P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 1.00

Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 2.75

90 Percent Confidence Interval for ECVI = (2.56 ; 3.01)

ECVI for Saturated Model = 4.45

ECVI for Independence Model = 85.69

Chi-Square for Independence Model with 435 Degrees of Freedom = 17849.72

Independence AIC = 17909.72

Model AIC = 574.25

Saturated AIC = 930.00

Independence CAIC = 18040.13

Model CAIC = 874.20

Saturated CAIC = 2951.41

Normed Fit Index (NFI) = 0.97

Non-Normed Fit Index (NNFI) = 1.00

Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.89

Comparative Fit Index (CFI) = 1.00

Incremental Fit Index (IFI) = 1.00

Relative Fit Index (RFI) = 0.97

Critical N (CN) = 209.54

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.034

Standardized RMR = 0.041

Goodness of Fit Index (GFI) = 0.88

Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.86

Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.75

Berdasarkan *Output Goodness of Fit Statistics* di atas dapat di buat tabulasi hasil uji GOF model *Full Model_1 fit* sebagai berikut :

Tabel 16.5. Hasil Uji GOF Full Model_1 fit.

<i>Goodness Of Fit Index</i>	<i>Cut-off Value</i>	Hasil	Kesimpulan
χ^2 – Chi-square (df =396, p = 0,005)	< 472,24	436,25	Fit
Sign.Probability	≥ 0.05	0,08	Fit
Df	≥ 0	396	Fit
GFI	≥ 0.90	0,88	Marginal Fit
AGFI	≥ 0.90	0,86	Marginal Fit
CFI	≥ 0.90	1,00	Fit
TLI/NNFI	≥ 0.90	1,00	Fit
NFI	$\geq 0,90$	0,97	Fit
IFI	$\leq 0,90$	1,00	Fit
RMSEA	$\leq 0,08$	0,02	Fit
RMR	$\leq 0,05$	0,03	Fit

Berdasarkan *output Goodness of Fit Statistics* di atas dapat di buat model persamaan regresi penelitian sebagai berikut :

Model atau Persamaan Regresi yang dihasilkan :

Persamaan 1 (Sub-Structural) :

$$\text{KOMPETEN} = 0.27 \cdot \text{KEPEMIMP} + 0.46 \cdot \text{MOTIVASI}, \text{ Errorvar.} = 0.66, R^2 = 0.34$$

(0.068)
(0.072)

4.02
6.44

Persamaan 2 (Structural) :

$$\text{KINERJA} = 0.19 \cdot \text{KOMPETEN} + 0.017 \cdot \text{KEPEMIMP} + 0.65 \cdot \text{MOTIVASI}, \text{ Errorvar.} = 0.40, R^2 = 0.60$$

(0.064)
(0.054)
(0.076)

3.04
0.32
8.51

Tahap selanjutnya adalah membuat hipotesis penelitian, dimana kriteria pengujian hipotesis adalah apabila H_0 diterima jika $t_{\text{hitung}} \geq t_{\text{tabel}} (1,96)$ atau $p = \geq 0,05$.

PENGUJIAN HIPOTESIS

HIPOTESIS 1.

H_0 : Tidak terdapat pengaruh kepemimpinan terhadap kompetensi kerja pegawai PT. XY.

H_1 : Terdapat pengaruh positif dan signifikan kepemimpinan terhadap kompetensi kerja pegawai PT. XY.

Kesimpulan :

Berdasarkan $t_{hitung} (4,02) \geq 1,96$, maka dapat disimpulkan tolak H_0 dan terima H_1 , yang berarti **“Terdapat pengaruh positif dan signifikan kepemimpinan terhadap kompetensi kerja pegawai PT. XY”**.

HIPOTESIS 2.

H_0 : Tidak terdapat pengaruh motivasi kerja terhadap kompetensi kerja pegawai PT. XY.

H_1 : Terdapat pengaruh positif dan signifikan motivasi kerja terhadap kompetensi kerja pegawai PT. XY.

Kesimpulan :

Berdasarkan $t_{hitung} (6,44) \geq 1,96$, maka dapat disimpulkan tolak H_0 dan terima H_1 , yang berarti **“Terdapat pengaruh positif dan signifikan motivasi kerja terhadap kompetensi kerja pegawai PT. XY”**.

HIPOTESIS 3.

H_0 : Tidak terdapat pengaruh kepemimpinan dan motivasi kerja secara bersama-sama terhadap kompetensi kerja pada pegawai PT. XY.

H_1 : Terdapat pengaruh positif dan signifikan kepemimpinan dan motivasi kerja secara bersama-sama terhadap kompetensi kerja pada pegawai PT. XY.

Kesimpulan :

Berdasarkan *Hasil Uji GOF Full Model_1 Fit* mengindikasikan bahwa *full model SEM* adalah signifikan ($p = 0,08 \geq 0,05$), maka dapat disimpulkan tolak H_0 dan terima H_1 , yang berarti **“Terdapat pengaruh positif dan signifikan kepemimpinan dan motivasi kerja secara bersama-sama terhadap kompetensi kerja pada pegawai PT. XY”**.

HIPOTESIS 4.

H_0 : Tidak terdapat pengaruh kepemimpinan terhadap kinerja pegawai PT. XY.

H_1 : Terdapat pengaruh positif dan signifikan kepemimpinan terhadap kinerja pegawai PT. XY.

Kesimpulan :

Berdasarkan $t_{hitung} (0,32) \leq 1,96$, maka dapat disimpulkan tolak H_1 dan terima H_0 , yang berarti **“Tidak terdapat pengaruh kepemimpinan terhadap kinerja pegawai PT. XY”**.

HIPOTESIS 5.

H_0 : Tidak terdapat pengaruh motivasi kerja terhadap kinerja pegawai PT. XY.

H_1 : Terdapat pengaruh positif dan signifikan motivasi kerja terhadap kinerja pegawai PT. XY.

Kesimpulan :

Berdasarkan $t_{hitung} (8,51) \geq 1,96$, maka dapat disimpulkan tolak H_0 dan terima H_1 , yang berarti **“Terdapat pengaruh positif dan signifikan motivasi kerja terhadap kinerja pegawai PT. XY”**.

HIPOTESIS 6.

H₀ : Tidak terdapat pengaruh kompetensi kerja terhadap kinerja pegawai PT. XY.

H₁ : Terdapat pengaruh positif dan signifikan kompetensi kerja terhadap kinerja pegawai PT. XY.

Kesimpulan :

Berdasarkan $t_{hitung} (3,04) \geq 1,96$, maka dapat disimpulkan tolak H₀ dan terima H₁, yang berarti **“Terdapat pengaruh positif dan signifikan kompetensi kerja terhadap kinerja pegawai PT. XY”**.

HIPOTESIS 7.

H₀ : Tidak terdapat pengaruh kepemimpinan, motivasi kerja dan kompetensi kerja terhadap kinerja pegawai PT. XY.

H₁ : Terdapat pengaruh positif dan signifikan kepemimpinan, motivasi kerja dan kompetensi kerja terhadap kinerja pegawai PT. XY.

Kesimpulan :

Berdasarkan *Hasil Uji GOF Full Model_1 Fit* mengindikasikan bahwa *full model* SEM adalah signifikan ($p = 0,08 \geq 0,05$), maka dapat disimpulkan tolak H₀ dan terima H₁, yang berarti **“Terdapat pengaruh positif dan signifikan kepemimpinan, motivasi kerja dan kompetensi kerja terhadap kinerja pegawai PT. XY”**.

**BAGIAN
IV**

**TUTORIAL SEM
DENGAN SMART-PLS 3.0**

-
- A Pengertian PLS**
 - B VBSEM (PLS-SEM) vs. CBSEM (AMOS dan LISREL)**
 - C Ukuran Sampel dalam PLS**
 - D Tahapan Analisis PLS**
 - 1. Estimasi Model dalam PLS-SEM
 - 2. Evaluasi Model dalam PLS-SEM
 - a. Evaluasi *Outer Model* (Model Pengukuran)
 - 1. Evaluasi Model Pengukuran Reflektif
 - 2. Evaluasi Model Pengukuran Formatif
 - b. Evaluasi *Inner Model* (Model Struktural)
 - E Kriteria Penilaian dalam PLS-SEM**
 - F Jenis Software PLS-SEM dalam Praktek**
-

A. Pengertian PLS

Dalam sebuah penelitian sering kali peneliti dihadapkan pada kondisi di mana ukuran sampel cukup besar, tetapi memiliki landasan teori yang lemah dalam hubungan di antara variable yang dihipotesiskan. Namun tidak jarang pula ditemukan hubungan di antara variable yang sangat kompleks, tetapi ukuran sampel data kecil. *Partial Least Square (PLS)* adalah salah satu metode alternative *Structural Equation Modeling (SEM)* yang dapat digunakan untuk mengatasi permasalahan tersebut.

Terdapat dua pendekatan dalam *Structural Equation Modeling (SEM)*, yaitu SEM berbasis *covariance (Covariance Based-SEM)* disingkat **CB-SEM** dan SEM berbasis *variance (Variance Based-SEM)* (**VB-SEM**) disingkat **VB-SEM** dengan teknik *Partial Least Squares Path Modeling (PLS-PM)*. *Partial Least Square* disingkat **PLS** merupakan jenis analisis **SEM** yang berbasis komponen dengan sifat konstruk formatif. **PLS** pertama kali digunakan untuk mengolah data di bidang *econometrics* sebagai alternative teknik SEM dengan dasar teori yang lemah. PLS hanya berfungsi sebagai alat analisis *prediktor*, bukan *uji model*.

PLS-PM atau **PLS-SEM** kini telah menjadi alat analisis yang populer dengan banyaknya jurnal internasional atau penelitian ilmiah yang menggunakan metode ini. Dalam satu dekade terakhir, penggunaan SEM semakin meningkat tajam. Sebelum tahun 1990, diilustrasikan dalam penelitian bidang *marketing*, hanya terdapat 10 penelitian yang menggunakan SEM. Namun, pada periode 1995-2007, lebih dari 2/3 dari keseluruhan artikel yang dipublikasikan dalam jurnal *marketing* internasional ternama menggunakan SEM. Perkembangan signifikan dalam penggunaan SEM juga terjadi dalam bidang lain seperti psikologi, sosiologi, manajemen dan akuntansi.

Semula PLS lebih banyak digunakan untuk studi bidang *analytical, physical* dan *clinical chemistry*. Disain PLS dimaksudkan untuk mengatasi keterbatasan analisis regresi dengan teknik **OLS (Ordinary Least Square)** ketika karakteristik datanya mengalami masalah, seperti : (1) ukuran data kecil, (2) adanya *missing value*, (3) bentuk sebaran data tidak normal, dan (4) adanya gejala multikolinearitas. *OLS regression* biasanya menghasilkan data yang tidak stabil apabila jumlah data

yang terkumpul (sampel) sedikit, atau adanya *missing values* maupun *multikolinearitas* antar prediktor karena kondisi seperti ini dapat meningkatkan *standard error* dari koefisien yang diukur (Field, 2000 dalam Mustafa dan Wijaya, 2012:11).

PLS yang pada awalnya diberi nama NIPALS (*Non-linear Iterative Partial Least Squares*) juga dapat disebut sebagai teknik *prediction-oriented*. Pendekatan PLS secara khusus berguna juga untuk memprediksi variable dependen dengan melibatkan sejumlah besar variable independen. PLS selain digunakan untuk keperluan *Confirmatory Factor Analysis* (CFA), tetapi dapat juga digunakan untuk *Exploratory Factor Analysis* (EFA) ketika dasar teori konstruk atau model masih lemah. Pendekatan PLS bersifat *Asymptotic Distribution Free* (ADF), artinya data yang dianalisis tidak memiliki pola distribusi tertentu, dapat berupa nominal, kategori, ordinal, interval dan rasio.

Pendekatan PLS lebih cocok digunakan untuk analisis yang bersifat prediktif dengan dasar teori yang lemah dan data tidak memenuhi asumsi SEM yang berbasis kovarian. Dengan teknik PLS, diasumsikan bahwa semua ukuran *variance* berguna untuk dijelaskan. Teknik PLS menggunakan iterasi algoritma yang terdiri dari serial PLS yang dianggap sebagai model alternative dari *Covariance Based SEM* (CB-SEM). Pada CB-SEM metode yang dipakai adalah *Maximum Likelihood* (ML) berorientasi pada teori dan menekankan transisi dari analisis *exploratory* ke *confirmatory*. PLS dimaksudkan untuk *causal-predictive analysis* dalam kondisi kompleksitas tinggi dan didukung teori yang lemah.

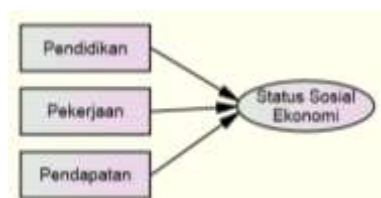
Seperti penjelasan di muka, metode PLS juga disebut teknik *prediction-oriented*. Pendekatan PLS secara khusus berguna untuk memprediksi variable dependen dengan melibatkan banyak variable independen. CB-SEM hanya mampu memprediksi model dengan kompleksitas rendah sampai menengah dengan sedikit indikator.

Sesuai dengan publikasi resmi penerbit Smart PLS 3.0 di <http://www.smartpls.de>, Smart PLS 3.0 mampu melakukan hal-hal sebagai berikut :

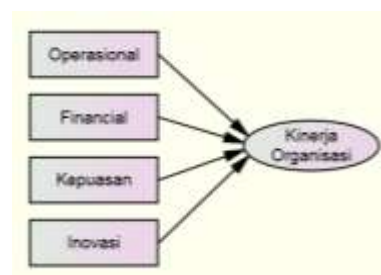
- *Partial least squares (PLS) path modeling algorithm (including consistent PLS)*
- *Ordinary least squares regression based on sumscores*
- *Advanced bootstrapping option*
- *Blindfolding*
- *Importance-performance matrix analysis (IPMA)*
- *Multi-group Analysis (MGA)*
- *Hierarchical component models (second-order models)*
- *Nonlinear relationships (e.g. quadratic effect)*
- *Confirmatory tetrad analysis (CTA)*
- *Finite mixture (FIMIX) segmentation*
- *Prediction-oriented segmentation (POS)*
- *and more...*

Analisis PLS digunakan untuk indikator pembentuk variable laten yang bersifat formatif, bukan reflektif. Variable laten dengan indikator pembentuk yang bersifat formatif dalam bentuk komposit, misalnya Status Ekonomi Sosial diukur berdasarkan pembentuk indikator yang saling *mutually exclusive*, yaitu *pendidikan*, *pekerjaan* dan *pendapatan*. Contoh lain misalnya *kinerja organisasi* menurut Kaplan (*Balance Score Card*) adalah resultante dari komponen kinerja *keuangan*, *kepuasan pelanggan*, *operasional* dan *inovasi*. Demikian juga *kinerja individu pegawai* ditentukan oleh komponen *dukungan manajemen*, *kompetensi individu* dan *dukungan organisasi*. Konstruk bisa

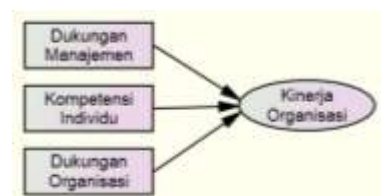
berbentuk reflektif atau formatif, tergantung fenomena yang akan diteliti. Misalkan konstruk sakit pada seseorang, bisa berbentuk reflektif, seperti bisa dilihat gejala atau akibat yang ditimbulkan, yaitu meningkatnya : suhu badan, tekanan darah, denyut nadi dan *badan merasa nyeri*. Tapi konstruk sakit juga bisa akibat dipengaruhi atau dibentuk oleh kebiasaan buruk pada pola *makan, minum, merokok* dan *kerja yang berlebihan*. Untuk memudahkan pemahaman tentang variable laten yang bersifat formatif, dan reflektif dapat dilihat Gambar 17.1.



Gambar 17.1.a. Konstruk Laten Formatif kelas Status Sosial Ekonomi.



Gambar 17.1.b. Konstruk Laten Formatif Kinerja Organisasi.

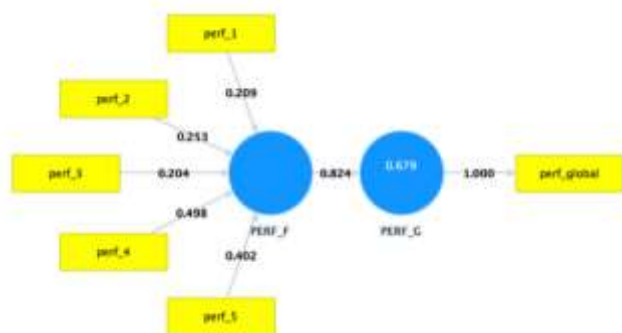


Gambar 17.1.c. Konstruk Laten Formatif Kinerja Individu

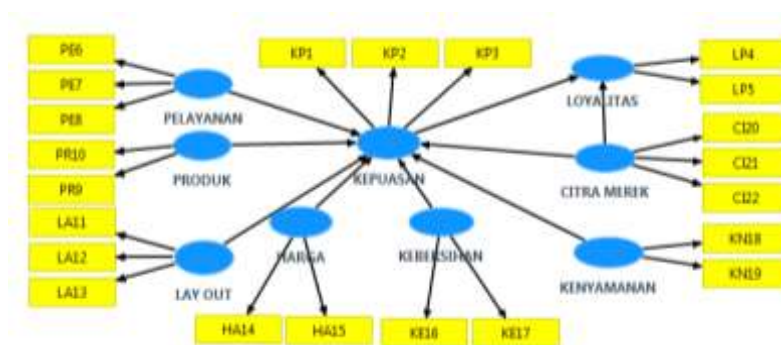


Gambar 17.1d. Konstruk Reflektif dan Formatif

Dalam PLS-SEM, arah hubungan kausalitas dari indikator ke konstruk atau membentuk konstruk dengan arah panah \rightarrow . Sesama indikator diasumsikan tidak berkorelasi sehingga tidak perlu diuji konsistensi atau reliabilitas internalnya. Hilangnya salah satu indikator dapat mengakibatkan perubahan makna dari konstruk. Dalam indikator yang sifatnya formatif, tidak diperlukan kovarian antar indikator. Contoh model PLS-SEM yang sederhana dan kompleks dapat dilihat pada Gambar 17.2.



Gambar 17.2a. Contoh Model PLS-SEM Sederhana.



Gambar 17.2b. Contoh Model PLS-SEM Komplek.

B. VBSEM (PLS-SEM) vs. CBSEM (AMOS dan LISREL)

Analisis SEM secara umum dapat dibedakan menjadi *Variance Based SEM* (VB SEM) dan *Covariance Based SEM* (CBSEM). Pendekatan PLS-SEM didasarkan pada pergeseran analisis dari pengukuran estimasi parameter model menjadi pengukuran prediksi model yang relevan. PLS-SEM menggunakan algoritma iteratif yang terdiri atas beberapa analisis dengan metode kuadrat terkecil biasa (*Ordinary Least Squares*). Oleh karena itu, dalam PLS-SEM persoalan identifikasi tidak penting. PLS-SEM justru mampu menangani masalah yang biasanya muncul dalam analisis SEM berbasis kovarian. *Pertama*, solusi model yang tidak dapat diterima (*inadmissible solution*) seperti munculnya nilai *standardized loading factor* > 1 atau varian bernilai 0 atau negatif. *Kedua*, faktor *indeterminacy* yaitu faktor yang tidak dapat ditentukan seperti nilai amatan untuk variabel laten tidak dapat diproses. Karena PLS memiliki karakteristik algoritma iteratif yang khas, maka PLS dapat diterapkan dalam

model pengukuran reflektif maupun formatif. Sedangkan analisis CB-SEM hanya menganalisis model pengukuran reflektif (Yamin dan Kurniawan, 2011:15).

Dengan demikian, PLS-SEM dapat dikatakan sebagai komplementari atau pelengkap CB SEM (AMOS dan LISREL) bukannya sebagai pesaing. Terdapat 10 kriteria perbandingan sederhana antara penggunaan VBSEM (PLS-SEM) dengan CBSEM (AMOS dan LISREL) dapat dilihat pada Table 17.1.

Table 17.1. 10 Kriteria Perbandingan Sederhana Antara Penggunaan VBSEM (PLS-SEM) dengan CBSEM (AMOS dan LISREL).

No	Kriteria	VBSEM (PLS-SEM)	CBSEM (AMOS dan LISREL)
1	Tujuan Analisis	Orientasi prediksi dan analisis eksploratori	Taksiran parameter dan konfirmatori
2	Asumsi	Non-parametrik, tidak mengikuti pola distribusi tertentu	Parametrik, mengikuti pola distribusi normal multivariate
3	Pendekatan	<i>Variance</i> atau <i>component based (VBSEM)</i>	<i>Covariance based (CB-SEM)</i>
4	Jumlah sampel	30 – 100 kasus, semakin besar jumlah sampel model semakin baik	200 – 800 kasus
5	Hubungan indikator-konstruk laten	Reflektif maupun formatif	Reflektif
6	Kompleksitas model	Mampu menangani hubungan yang sangat kompleks, bisa terdiri dari 100 konstruk laten dan 1000 variabel manifest.	Kurang dari 100 variabel
7	Kebutuhan teori	Fleksibel, optimal pada prediksi dan akurasi model	Asumsi dan dasar teorikuat, pengembangan model berorientasi akurasi parameter
8	Identifikasi model	Model rekursif dan non rekursif	Algoritma CBSEM hanya menangani model rekursif
9	Uji GOF	Sedikit alat parameter GOF	Lebih banyak alat parameter GOF
10	Kekuatan taksiran parameter	Konsisten ketika jumlah sampel meningkat	Lebih baik, kuat dan konsisten
11	Skor variable laten	Secara eksplisit diestimasi	Indeterminate
12	Implikasi	Optimal untuk ketepatan prediksi	Optimal untuk ketepatan parameter

Sumber : Dari berbagai sumber bacaan dikembangkan oleh peneliti.

C. Ukuran Sampel dalam SEM-PLS

Dalam analisis PLS perlu diketahui apakah data memenuhi persyaratan untuk model SEM-PLS. Beberapa karakteristik yang perlu diperhatikan diantaranya, ukuran sampel, bentuk sebaran data, missing values dan skala pengukuran. Peneliti harus memperhatikan berapa banyak observasi yang tidak lengkap (*missing value*) dalam datanya. Selain itu, pengukuran variable laten endogen sebaiknya tidak menggunakan skala nominal supaya model dapat diidentifikasi.

Hair dkk (2013) dalam Solihin dan Ratmono (2013:12) menyatakan panduan ukuran sampel minimum dalam analisis SEM-PLS adalah sama atau lebih besar (\geq) dari kondisi : (1) sepuluh kali dari jumlah indikator formatif terbesar yang digunakan untuk mengukur suatu konstruk, dan/atau (2) sepuluh kali dari jumlah jalur struktural terbesar yang mengarah kepada suatu konstruk tertentu. Pedoman tersebut disebut aturan 10 X (*10 time rule of thumb*) yang secara praktis adalah 10 X dari jumlah maksimum anak panah (jalur) yang mengenai sebuah variable laten dalam model PLS.

Karena panduan ini masih bersifat kasar (*rough guidance*) sehingga peneliti disarankan untuk menggunakan pendekatan Cohen (1992) yang mempertimbangkan *statistical power* dan *effect size* ketika menentukan minimum ukuran sampel. Sesuai **Table 17.2. Panduan Menentukan Ukuran Sampel Model SEM-PLS**, misalkan dalam model penelitian jumlah anak panah terbesar yang mengenai satu konstruk adalah 4, kita mengharapkan signifikansi pada 0,05 (5%) dan R^2 minimum 0,50 maka ukuran sampel minimum yang harus kita punya adalah 42.

Tabel 17.2. Panduan Menentukan Ukuran Sampel Model PLS-SEM

Jumlah maksimal arah panah menuju konstruk	Tingkat (<i>level</i>) Signifikansi											
	1%				5%				10%			
	Minimum R^2				Minimum R^2				Minimum R^2			
	0,10	0,25	0,50	0,75	0,10	0,25	0,50	0,75	0,10	0,25	0,50	0,75
2	158	75	47	38	110	52	33	26	88	41	26	21
3	176	84	53	42	124	59	38	30	100	48	30	25
4	191	91	58	46	137	65	42	33	111	53	34	27
5	205	98	62	50	147	70	45	36	120	58	37	30
6	217	103	66	53	157	75	48	39	128	62	40	32
7	228	109	69	56	166	80	51	41	136	66	42	35
8	238	114	73	59	174	84	54	44	143	69	45	37
9	247	119	76	62	181	88	57	46	150	73	47	39
10	256	123	79	64	189	91	59	48	156	76	49	41

Sumber : Cohen (1992) dalam Solihin dan Ratmono (2013:13).

D. Tahapan Analisis PLS

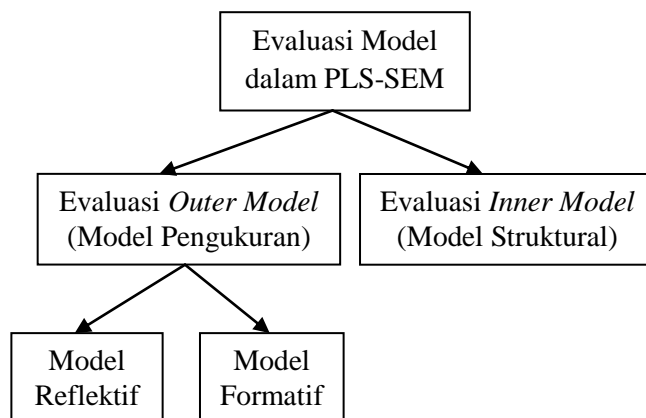
1. Estimasi Model dalam PLS-SEM

Menurut Lahmoller (1989) dalam Yamin dan Kurniawan (2011:16) pendugaan parameter dalam PLS meliputi tiga tahap, yaitu : (1) menciptakan skor variabel laten dari *weight estimate*, (2) menaksir koefisien jalur (*path coefficient*) yang menghubungkan antar variabel laten dan menaksir *loading factor* (koefisien model pengukuran) yang menghubungkan antara variabel laten dengan indikatornya, dan (3) menaksir parameter lokasi.

Analisis pada tahap ini berupa algoritma PLS yang berisi prosedur iterasi yang menghasilkan skor variabel laten. Setelah diketemukan skor variabel laten, maka analisis tahap selanjutnya dilakukan.

2. Evaluasi Model dalam PLS-SEM

Evaluasi model dalam PLS terdiri dari dua tahap, yaitu evaluasi *outer model* atau model pengukuran (*measurement model*) dan evaluasi *inner model* atau model struktural (*structural measurement*). Evaluasi terhadap model pengukuran dikelompokkan menjadi evaluasi terhadap model reflektif dan formatif.



Sumber : Dari berbagai sumber dikembangkan oleh penulis.

Gambar 17.3. Pembagian Evaluasi Model PLS-SEM

a. Evaluasi *Outer Model* (Model Pengukuran)

1. Evaluasi Model Pengukuran Reflektif

Evaluasi terhadap model indikator reflektif meliputi pemeriksaan : (1) *individual item reliability*, (2) *internal consistency*, atau *construct reliability*, dan (3) *average variance extracted* dan (4) *discriminant validity*. Ketiga pengukuran pertama dikategorikan ke dalam *convergent validity*. *Convergent validity* mengukur besarnya korelasi antar konstruk dengan variable laten. Dalam evaluasi *convergent validity* dari pemeriksaan *individual item reliability*, dapat dilihat dari nilai *standardized loading factor*. *Standardized loading factor* menggambarkan besarnya korelasi antara setiap item pengukuran (indikator) dengan konstraknya. Nilai *loading factor* ≥ 0.7 dikatakan ideal, artinya indikator tersebut *valid* mengukur konstruk yang dibentuknya. Dalam pengalaman empiris penelitian, nilai *loading factor* ≥ 0.5 masih dapat diterima. Bahkan sebagian ahli mentolerir angka 0,4. Dengan demikian, nilai *loading factor* ≤ 0.4 harus dikeluarkan dari model (*di-drop*). Nilai kuadrat dari nilai *loading factor* disebut *communalities*. Nilai ini menunjukkan persentasi konstruk mampu menerangkan variasi yang ada dalam indikator.

Setelah kita mengvaluasi *individual item reliability* melalui nilai *standardized loading factor*, langkah selanjutnya kita melihat *internal consistency reliability* dari nilai *Cronbach's Alpha* dan *Composite Reliability* (CR). *Composite Reliability* (CR) lebih baik dalam mengukur *internal consistency* dibandingkan *Cronbach's Alpha* dalam SEM karena CR tidak mengasumsikan kesamaan *boot* dari setiap indikator. *Cronbach's Alpha* cenderung menaksir lebih rendah *construct reliability* dibandingkan *Composite Reliability* (CR).

Formula *Composite Reliability* (CR) adalah :

$$CR = \frac{(\sum \lambda_i)^2}{(\sum \lambda_i)^2 + (\sum \varepsilon_i)}$$

Interpretasi *Composite Reliability* (CR) sama dengan *Cronbach's Alpha*. Nilai batas ≥ 0.7 dapat diterima, dan nilai ≥ 0.8 sangat memuaskan. Ukuran lainnya dari *convergent validity* adalah nilai *Average Variance Extracted* (AVE). Nilai AVE menggambarkan besarnya varian atau keragaman variable manifest yang dapat dimiliki oleh konstruk laten. Dengan demikian, semakin besar varian atau keragaman variable manifest yang dapat dikandung oleh konstruk laten, maka semakin besar representasi variable manifest terhadap konstruk latennya.

Fornell dan Larcker (1981) dalam Ghazali (2008:135) dan Yamin dan Kurniawan (2011:18) merekomendasikan penggunaan AVE untuk suatu kriteria dalam menilai *convergent validity*. Nilai AVE minimal 0.5 menunjukkan ukuran *convergent validity* yang baik. Artinya, **variable laten dapat menjelaskan rata-rata lebih dari setengah varian dari indikator-indikatornya**. Nilai AVE diperoleh dari penjumlahan kuadrat *loading factor* dibagi dengan *error*.

Formula *Average Variance Extracted* (AVE) adalah :

$$AVE = \frac{\sum \lambda_i^2}{\sum \lambda_i^2 + \sum \varepsilon_i}$$

Ukuran AVE juga dapat digunakan untuk mengukur reliabilitas *component score variable latent* dan hasilnya lebih konservatif dibandingkan dengan *composite reliability* (CR). Jika semua indikator distandarkan, maka nilai AVE akan sama dengan rata-rata nilai *block communalities*.

Discriminant validity dari model reflektif dievaluasi melalui *cross loading*, kemudian dibandingkan nilai AVE dengan kuadrat dari nilai korelasi antar konstruk (atau membandingkan akar kuadrat AVE dengan korelasi antar konstraknya). Ukuran *cross loading* adalah membandingkan korelasi indikator dengan konstraknya dan konstruk dari blok lainnya. Bila korelasi antara indikator dengan konstraknya lebih tinggi dari korelasi dengan konstruk blok lainnya, hal ini menunjukkan konstruk tersebut memprediksi ukuran pada blok mereka dengan lebih baik dari blok lainnya. Ukuran *discriminant validity* lainnya adalah bahwa nilai akar AVE harus lebih tinggi daripada korelasi antara konstruk dengan konstruk lainnya atau nilai AVE lebih tinggi dari kuadrat korelasi antara konstruk.

2. Evaluasi Model Pengukuran Formatif

Pengujian validitas yang biasa dipakai dalam metode klasik tidak bisa dipakai untuk model pengukuran formatif, sehingga konsep reliabilitas (*internal consistency*) dan *construct validity* (seperti *convergent validity* dan *discriminant validity*) tidak memiliki arti ketika model pengukuran bersifat formatif. Dalam hubungan model pengukuran yang bersifat formatif, reliabilitas konstruk menjadi tidak relevan lagi dalam menguji kualitas pengukuran. Hal yang perlu dilakukan adalah menggunakan dasar teoritik yang rasional dan pendapat para ahli.

Sedikitnya ada lima isu kritis untuk menentukan kualitas model formatif, yaitu : (1) *content specification*, berhubungan dengan cakupan konstruk laten yang akan diukur. Artinya kalau mau meneliti, peneliti harus seringkali mendiskusikan dan menjamin dengan benar spesifikasi isi dari konstruk tersebut. (2) *specification indicator*, harus jelas mengidentifikasi dan mendefinisikan indikator tersebut. pendefinisian indikator harus melalui literatur yang jelas serta telah mendiskusikan

dengan para ahli dan divalidasi dengan beberapa *pre-test*. (3) *reliability indicator*, berhubungan dengan skala kepentingan indikator yang membentuk konstruk. dua rekomendasi untuk menilai *reliability indicator* adalah melihat tanda indikatornya sesuai dengan hipotesis dan *weight indicator*-nya minimal 0.2 atau signifikan. (4) *collinearity indicator*, menyatakan antara indikator yang dibentuk tidak saling berhubungan (sangat tinggi) atau tidak terdapat masalah multikolinearitas dapat diukur dengan *Variance Inflated Factor* (VIF). Nilai VIF > 10 terindikasi ada masalah dengan multikolinearitas dan (5) *external validity*, menjamin bahwa semua indikator yang dibentuk dimasukkan ke dalam model.

b. Evaluasi Inner Model (Model Struktural)

Setelah mengevaluasi model pengukuran konstruk/variabel, tahap selanjutnya adalah menevaluasi model struktural atau *outer model*. Langkah *pertama* adalah mengevaluasi model struktural dengan cara melihat signifikansi hubungan antar konstruk/variabel. Hal ini dapat dilihat dari koefisien jalur (*path coefficient*) yang menggambarkan kekuatan hubungan antar konstruk. Tanda atau arah dalam jalur (*path coefficient*) harus sesuai dengan teori yang dihipotesiskan, signifikansinya dapat dilihat pada *t test* atau C.R (*critical ratio*) yang diperoleh dari proses *bootstrapping* atau *resampling method*.

Langkah *kedua* adalah mengevaluasi nilai R². Interpretasi nilai R² sama dengan interpretasi R² regresi linear, yaitu besarnya *variability* variabel endogen yang mampu dijelaskan oleh variabel eksogen. Menurut Chin (1998) dalam Yamin dan Kurniawan (2011:21) kriteria R² terdiri dari tiga klasifikasi, yaitu : nilai R² 0.67, 0.33 dan 0.19 sebagai substansial, sedang (*moderate*) dan lemah (*weak*). Perubahan nilai R² dapat digunakan untuk melihat apakah pengaruh variabel laten eksogen terhadap variabel laten endogen memiliki pengaruh yang substantif. Hal ini dapat diukur dengan *effect size f²*. Formulasi *effect size f²* adalah :

$$Effect\ Size\ f^2 = \frac{R^2\ Included - R^2\ Excluded}{1 - R^2\ Included}$$

Dimana R *included* dan R *excluded* adalah R² dari variabel laten endogen yang diperoleh ketika variabel eksogen tersebut masuk atau dikeluarkan dalam model. Menurut Cohen (1988) dalam Yamin dan Kurniawan (2011:21) *Effect Size f²* yang disarankan adalah 0.02, 0.15 dan 0.35 dengan variabel laten eksogen memiliki pengaruh kecil, moderat dan besar pada level struktural.

Untuk memvalidasi model struktural secara keseluruhan digunakan *Goodness of Fit* (GOF). GOF indeks merupakan ukuran tunggal untuk mem-validasi performa gabungan antara model pengukuran dan model struktural. Nilai GoF ini diperoleh dari *average communalities index* dikalikan dengan nilai R² model. Formula GOF index :

$$GoF = \sqrt{Com \times R^2}$$

Dimana Com bergaris di atas adalah *average communalities* dan R² bergaris di atas adalah nilai rata-rata model R². Nilai GOF terbentang antara 0 sd 1 dengan interpretasi nilai-nilai : 0.1 (Gof kecil), 0,25 (GOF *moderate*) dan 0.36 (GOF besar).

Pengujian lain dalam pengukuran struktural adalah Q² *predictive relevance* yang berfungsi untuk memvalidasi model. Pengukuran ini cocok jika variabel laten endogen memiliki model pengukur reflektif. Hasil Q² *predictive relevance* dikatakan baik jika nilainya > yang menunjukkan

variabel laten eksogen baik (sesuai) sebagai variabel penjelas yang mampu memprediksi variabel endogennya.

Seperti analisis menggunakan CB-SEM, analisis dengan PLS-SEM juga menggunakan dua tahapan penting, yaitu *measurement model* dan *structural model*. Data dalam *measurement model* dievaluasi untuk menentukan validitas dan reliabilitasnya.

Bagian dari *measurement model* terdiri dari; (1) *individual loading* dari setiap item pertanyaan, (2) *internal composite reliability (icr)*, (3) *average variance extracted (ave)*, dan (4) *discriminant validity*.

Apabila data memenuhi syarat dalam *measurement model*, maka tahap selanjutnya adalah mengevaluasi *structural model*. Dalam *structural model* hipotesis diuji melalui signifikansi dari : (1) *path coefficient*, (2) *t-statistic*, dan (3) *r-squared value*.

E. Kriteria Penilaian dalam PLS-SEM

Model hubungan variable laten dalam PLS terdiri dari tiga jenis ukuran, yaitu : (1) *inner model* yang menspesifikasikan hubungan antar variable laten berdasarkan *substantive theory*, (2) *outer model* yang menspesifikasi hubungan antar variable laten dengan indikator atau variable *manifest-nya* (disebut *measurement model*). *Outer model* sering disebut *outer relation* yang mendefinisikan bagaimana setiap *blok indicator* berhubungan dengan variable laten yang dibentuknya, dan (3) *weight relation*, yaitu estimasi nilai dari variable *latet*.

Dalam PLS, model hubungan dapat diasumsikan bahwa variable laten dan indikator atau manifes variable di skala *zero means* dan unit *variance* (nilai *standardized*) sehingga parameter lokasi (konstanta) dapat dihilangkan dalam model tanpa mempengaruhi nilai generalisasi. Teknik parametrik untuk menguji signifikansi parameter tidak diperlukan karena PLS tidak menghasilkan adanya distribusi tertentu untuk estimasi parameter (Chin *et al*, 2010 dalam Mustafa dan Wijaya, 2012:11) dan Ghazali (2014:43). Kriteria penilaian model dalam PLS-SEM dapat dilihat pada Tabel 17.3.

Table 17.3. Kriteria Penilaian Model PLS-SEM

No.	Kriteria	Penjelasan
	Evaluasi Model Pengukuran Refleksif	
1	<i>Loading Factor (LF)</i>	Nilai <i>loading factor</i> (lf) harus > 0.7
2	<i>Composite reliability</i>	<i>Composite reliability</i> mengukur <i>internal consistency</i> dan nilainya harus > 0.6
3	<i>Average Variance Extracted (AVE)</i>	Nilai <i>Average Variance Extracted (AVE)</i> harus > 0.5
4	Validitas diskriminan	Nilai akar kuadrat dari AVE harus > nilai korelasi antar variable laten
5	<i>Cross loading</i>	Ukuran lain dari validitas diskriminan. Diharapkan setiap <i>blok indicator</i> memiliki nilai <i>loading</i> lebih tinggi untuk setiap variable laten yang diukur dibandingkan dengan indikator untuk variable laten lainnya.
	Evaluasi Model Pengukuran Formatif	
1	Signifikansi nilai <i>weight</i>	Nilai estimasi untuk model pengukuran

No.	Kriteria	Penjelasan
		formatif harus signifikan. Tingkat signifikansi ini dinilai dengan prosedur <i>bootstrapping</i> .
2	Multikolinearitas	Variable manifest dalam blok harus diuji apakah terdapat gejala multikolinearitas. Nilai <i>Variance Inflation Factor</i> (VIF) dapat digunakan untuk menguji permasalahan ini. Nilai VIF > 10 mengindikasikan terdapat gejala multikolinearitas.
Evaluasi Model Struktural		
1	R ² untuk variable laten endogen	Hasil R ² untuk variable laten endogen dalam model structural mengindikasikan bahwa model <i>baik</i> , <i>moderat</i> dan <i>lemah</i> .
2	Estimasi koefisien jalur	Nilai estimasi untuk hubungan jalur dalam model structural harus signifikan. Nilai signifikan ini dapat diperoleh dengan prosedur <i>bootstrapping</i> yang juga menghasilkan nilai T (<i>T-value</i>).
3	f ² untuk <i>effect size</i>	Nilai f ² dapat diinterpretasikan apakah prediktor variable mempunyai pengaruh yang lemah, medium atau besar pada tingkat structural
4	Relevansi prediksi (Q ² dan q ²)	<p>Prosedur <i>blindfolding</i> digunakan untuk mengukur Q² dengan formulasi :</p> $Q^2 = 1 - \frac{\sum_D E_D}{\sum_D O_D}$ <p>Dimana :</p> <p>D adalah <i>omission distance</i>, E adalah <i>sum of squares of prediction errors</i>, dan O adalah <i>sum of squares observations</i>. Nilai Q² > 0 membuktikan bahwa model memiliki <i>predictive relevance</i>, sebaliknya jika nilai Q² < 0 membuktikan bahwa model kurang memiliki <i>predictive relevance</i>. Dalam kaitannya dengan f², dampak relatif model struktural terhadap pengukuran variable dependen laten dapat dinilai dengan formulasi :</p> $q^2 = \frac{Q^2 \text{ included} - Q^2 \text{ excluded}}{1 - Q^2 \text{ excluded}}$

Sumber : Mustafa dan Wijaya (2012:16), Ghazali (2014:43)

Pemilihan penggunaan PLS maupun SEM tergantung pada beberapa kriteria, diantaranya jumlah sampel (data), hubungan indikator dengan konstruk, kekuatan teori dan tujuan analisis. Pada

dasarnya PLS merupakan teknik alternative atau cadangan apabila tidak dimungkinkan lagi menggunakan SEM yang berbasis refleksif atau kovarian. PLS adalah pilihan alternative apabila data yang dimiliki tidak mampu dianalisis dengan menggunakan SEM berbasis ovarian.

Analisis yang menggunakan sampel kecil atau kurang dari ketentuan pengujian SEM (misalkan jumlah sampel atau data kurang dari persyaratan SEM minimal, yaitu 5–10 kali jumlah indikator) sebaiknya menggunakan PLS karena SEM sangat sensitif dengan besarnya sampel. SEM dengan teknik *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) efektif untuk sampel berkisar 150–400 responden. Teknik *Generalized Least Squares Estimation* (GLSE) dapat digunakan pada sampel berkisar 200–500. Hubungan indikator dengan konstruk yang melibatkan unsur formatif atau kombinasinya dengan unsur refleksif sebaiknya menggunakan PLS karena dalam PLS dapat menganalisis hubungan konstruk dengan formatif dan refleksif atau kombinasi dari keduanya.

Analisis SEM membutuhkan teori yang sudah mapan atau bangunan teori yang kuat sehingga sifatnya menguji model (*proofing*), sedangkan PLS lebih bersifat prediksi berdasarkan data yang sifatnya eksploratori dan teori yang digunakan masih bersifat tentatif. SEM digunakan untuk menguji teori yang dikonfirmasi melalui data empirik. Asumsi yang dibutuhkan dalam SEM berbasis *covarian* lebih kuat dibandingkan PLS.

F. Jenis Software PLS dalam Praktek

Software (perangkat lunak) PLS pertama kali dikembangkan oleh Jan-Bernd Lohmoller dibawah DOS dan disebut LVPLS versi 1.8 (*Latent Variabkle Partial Least Square*). Saat ini telah dikembangkan berbagai *software*, diantaranya : (1) XLSTAT PLS-PM 2010, (2) SmartPLS versi 3.0, (3) PLS Graph, (4) PLS GUI, (5) WarpPLS, (6) GSCA (*Generalized Structured Component Analysis*), dan (7) Visual PLS.

Beberapa *software* PLS dapat diunduh secara gratis, seperti tertera pada Table 17.4.

Table 17.4. Nama Software dan Sumber URRL untuk Download PLS-SEM

No	Nama Software	Web-site (URRL)
1	XLSTAT PLS-PM	http://www.xlstat.com
2	LVPLS 1.41	http://fs.mis.kuas.edu.tw/~fred/vpls/.
3	LVPLS 1.8	http://kiptron.psyc.virginia.edu/disclaimer.html
4	VPLS	http://www2.kuas.edu.tw/prof/fred/vpls
5	PLS-PC 1.8 - PLS-GUI	http://www.dmsweb.badm.sc.edu/yuanli
6	SmartPLS versi 2.0	http://www.smartpls.de/forum/.

Sumber : Dari berbagai sumber, diolah oleh penulis.

Bagaimana caranya agar kita bisa mendapatkan *software/installer* PLS? *Software/installer* PLS dapat di-*download* dari situs-situs pada Table 17.4. di atas. Anda bisa mendapatkan secara gratis (*free*) versi student dan uji coba (*trial*) selama 1 bulan. Untuk pilihan versi professional dikenakan harga 400 euro/tahun dan versi enterprise/business 4000 Euro/tahun.

Table 17.5. SmartPLS 3 Pricing and License Options

	SmartPLS 3 Student	SmartPLS 3 Professional	SmartPLS 3 Enterprise
Datasets	max. 100 rows	Unlimited	Unlimited
Projects	Unlimited	Unlimited	Unlimited
Export results to Excel, R and HTML	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
Copy result tables to the clipboard	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
Export the graphical model	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
Access to all algorithms	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
Prioritized technical support	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
Method Support Service	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
Results Review Service	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
Personal support via Skype	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
	<i>FREE lifetime</i> no license required	<i>€ 400/year *</i> one installation	<i>€ 4,000/year *</i> up to 3 installations

Sumber : <http://www.smartpls.de/#downloads> (7/2/2015).

- A Instalasi Program SmartT PLS 3.0.**
- B Memulai SmartPLS 3.0.**
- C Contoh Aplikasi SmartPLS 3.0. dalam penelitian**

A. Instalasi Program SmartPLS 3.0.

Bab ini menjelaskan langkah-langkah instalasi dan operasionalisasi *SmartPLS The Latest Release, 3.0. Software* ini dapat diunduh gratis di www.smartpls.de. Untuk menginstalasi SmartPLS 3.0., komputer perlu dilengkapi *software Java Runtime Environment (JRE)* yang diunduh bersamaan secara otomatis saat mengunduh SmartPLS. Terdapat 3 versi SmartPLS 3.0. berdasarkan jenis operasinya, yaitu : Windows 32 BIT, Windows 64 BIT dan Mac OSX 64 BIT seperti terlihat pada **Gambar 18.1.**




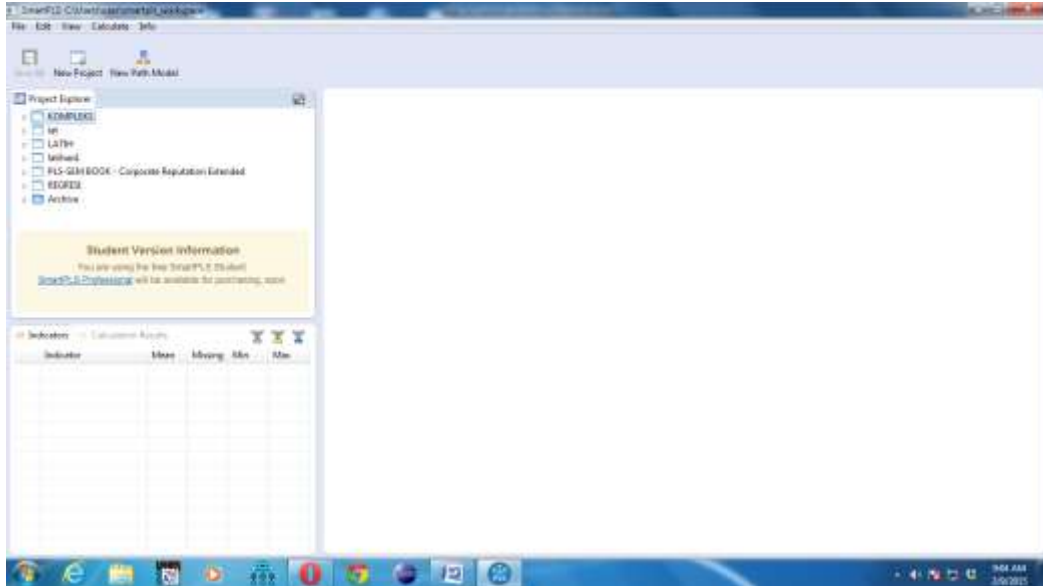
Sumber : <http://www.smartpls.de>

Gambar 18.1. Fitur Download and Instalation *SmartPLS the Latest Release 3.0.*

Sebelum mengunduh, user sebaiknya mendaftar sebagai anggota forum di www.smartpls.de untuk mendapatkan *username* dan *password*. Waktu yang diperlukan untuk mendapatkan konfirmasi aplikasi sekitar 1 atau 2 hari. Semua langkah instalasi tersebut dilakukan pada saat kondisi internet aktif atau terkoneksi. Setelah berhasil menginstalasi pada computer, baru bisa digunakan secara *off line*.

B. Memulai SmartPLS 3.0.

Program SmartPLS 3.0. dapat dibuka langsung lewat ikon SmartPLS 3:  **Double klik icon** tersebut maka akan muncul tampilan sebagai berikut :



Gambar 18.2. Tampilan SmartPLS 3.0.

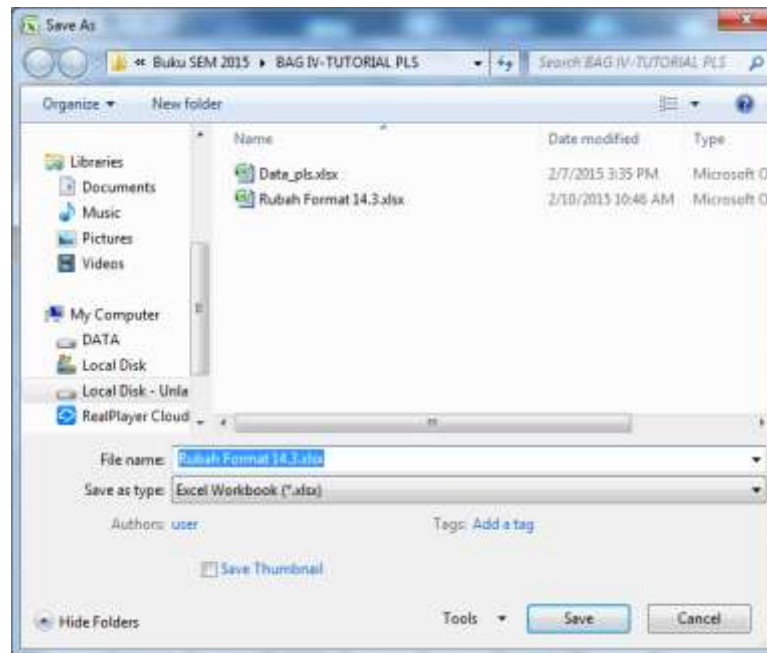
C. Contoh Aplikasi SmartPLS 3.0. dalam sebuah Penelitian

1. Menyiapkan Data

Ketika kita akan menggunakan SmartPLS 3.0. data terlebih dahulu disimpan dalam format file *Microsoft Office Excel* (*.xls). Setelah data disimpan dalam format *Excel*, kemudian dirubah menjadi format *.csv (*comma delimited*) karena format *.xls tidak dapat dibaca oleh program SmartPLS 3.0. File dengan format *.csv inilah yang mampu dibaca oleh SmartPLS 3.0.

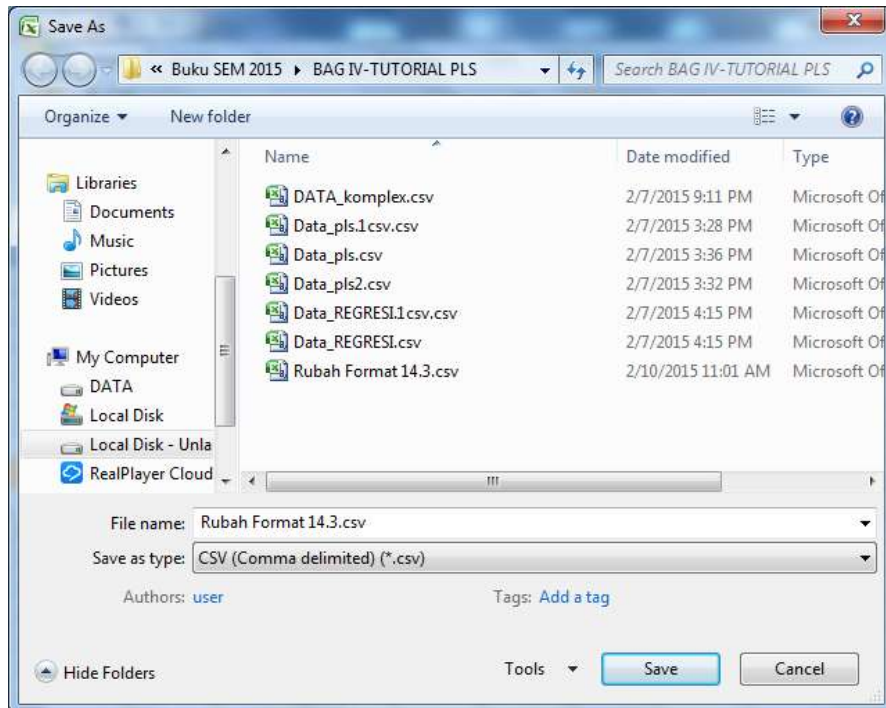
Pada bagian selanjutnya akan diberikan contoh merubah format data dari *.xls menjadi *.csv. **Gambar 18.3.** adalah data dalam format *.xls. kemudian dirubah menjadi format *.csv (**Gambar 18.4.**) sehingga mampu dibaca oleh Smart PLS 3.0.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	KP1	KP2	KP3	KP4	KP5	M1	M2	M3	
2		3	1	1	2	2	2	4	4
3		3	2	3	2	4	2	4	4
4		2	1	3	3	4	3	2	2
5		4	4	4	3	4	4	3	3
6		2	4	2	3	4	3	3	3
7		3	4	4	3	3	4	3	3
8		1	4	1	3	1	2	2	2
9		1	3	1	2	1	4	2	2
10		2	3	3	2	1	3	3	3



Gambar 18.3. Format Data dalam Bentuk *.xls.

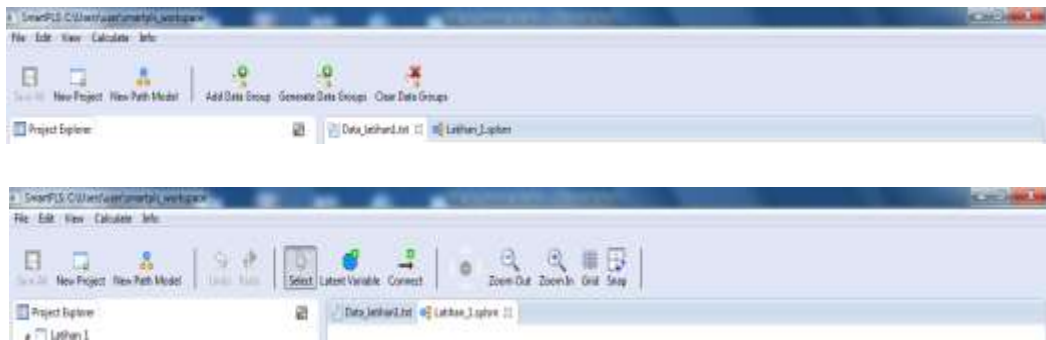
Gambar 18.4. adalah data yang telah dirubah menjadi data dengan format *.csv sehingga data telah siap untuk dianalisis dengan Smart PLS 3.0.



Gambar 18.4. Format Data dalam Bentuk *.csv.






2. Menu Utama Operasi SmartPLS 3.0.

Layar kerja SmartPLS 3.0. terlihat pada **Gambar 18.5. Layar Kerja SmartPLS 3.0.** Penjelasan secara rinci mengenai fungsi menu tersebut dijelaskan pada **Tabel 18.1.**



Gambar 18.5. Layar Kerja SmartPLS 3.0.

Table 18.1. Menu Utama Operasi SmartPLS 3.0.

Tool	Menu	Hot Key	Fungsi
	<i>Menu File, Create New Project</i>		Memulai membuat project baru
	<i>Menu File, Create New Path Model</i>		Memulai menggambar <i>path model diagram</i> .
	<i>Menu View, Switch to selection mode</i>	Ctrl+1	Memilih, mengedit, dan memindahkan objek pada layar gambar. Objek dapat diedit dengan klik kanan <i>mouse</i> pada objek.
	<i>Menu View, Switch to insert mode</i>	Ctrl+2	Menambah variabel laten. Nama variable laten dapat diedit (<i>rename</i>) dengan klik kanan <i>mouse</i> pada gambar lingkaran atau oval variable laten.
	<i>Menu View, Switch to conection mode</i>	Ctrl+3	Menghubungkan nantar variable laten. Apabila tombol ini di-klik, titik koneksi akan muncul sehingga bisa menghubungkan anak panah antar variable laten.

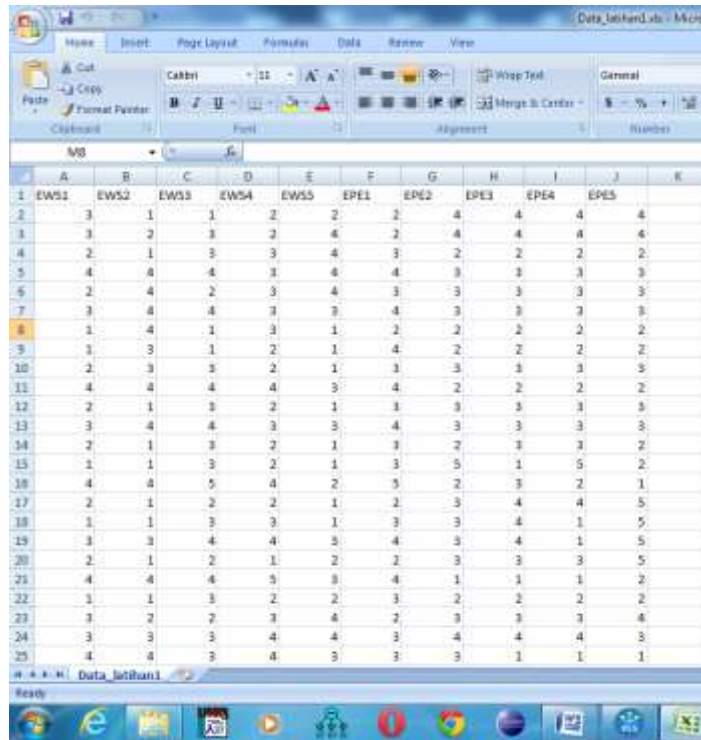
Sumber : Dikembangkan dari berbagai sumber bacaan.

3. Latihan Menjalankan SmartPLS 3.0.

Latihan Menjalankan SmartPLS 3.0. dimulai dengan contoh menganalisis pengaruh kepuasan kerja pegawai (*employe work satisfaction = EWS*) terhadap kinerja pegawai (*employee performance = EPE*). Dalam rancangan penelitian ini, konstruk kepuasan kerja dan kinerja pegawai diukur dengan metode *first order* secara reflektif. Konstruk kepuasan kerja diukur dengan indikator-indikator Ews1, Ews2, Ews3, Ews4 dan Ews5. Sedangkan konstruk kinerja pegawai diukur dengan indikator-indikator Epe1, Epe2, Epe3, Epe4 dan Epe5.

Data latihan yang diperoleh dari 100 responden terdapat dalam CD pada buku ini dengan nama file : *Data_latihan1.xls*. Adapun langkah-langkah analisis selanjutnya sebagai berikut :

1. File *data_latihan1.xls* dibuka untuk dirubah formatnya menjadi extensi *.csv. Setelah dibuka, file *data_latihan1.xls* akan tampak seperti Gambar **Gambar 18.6.** berikut :



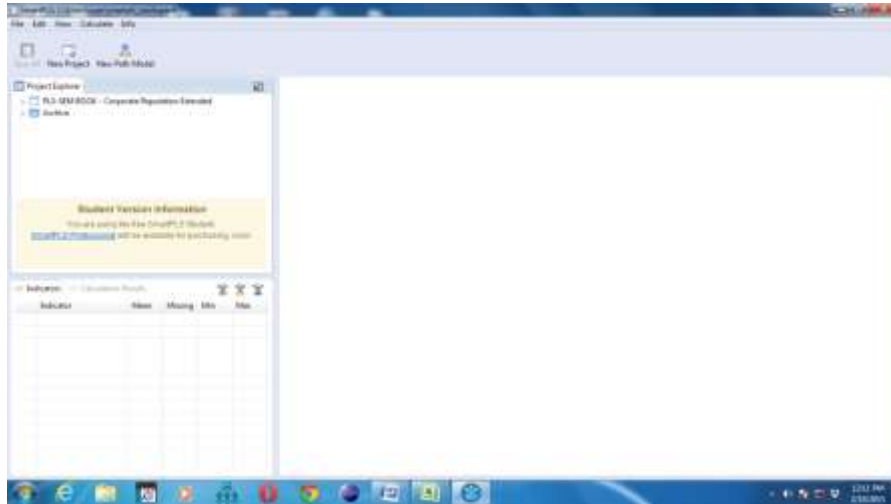
Gambar 18.6. Format Data dalam Bentuk *.xls.

- File *data_latihan1.xls* dapat disimpan menjadi foirmat *.csv dengan cara melalui menu **File, Save as**, pilih **CSV**. Lalu simpan dengan nama *Data_latihan_1.csv*. Klik **Save**. Data file ini disimpan dalam direktori sesuai keinginan kita, dan akan digunakan untuk analisis selanjutnya dalam program SmartPLS 3.0.



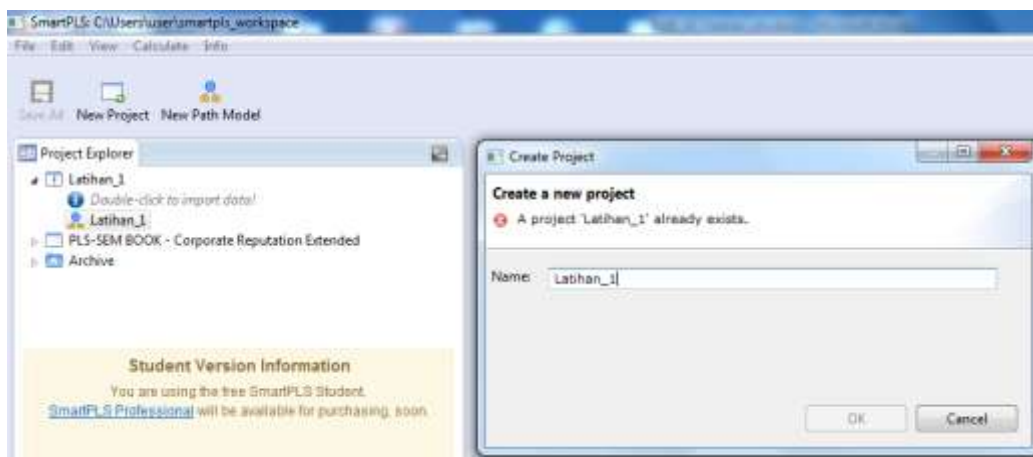
Gambar 18.7. Format Data dalam Bentuk *.csv.

3. Setelah tabulasi data hasil penelitian disimpan dalam format *.csv, lalu buka program SmartPLS 3.0. yang telah di-*install* di komputer :



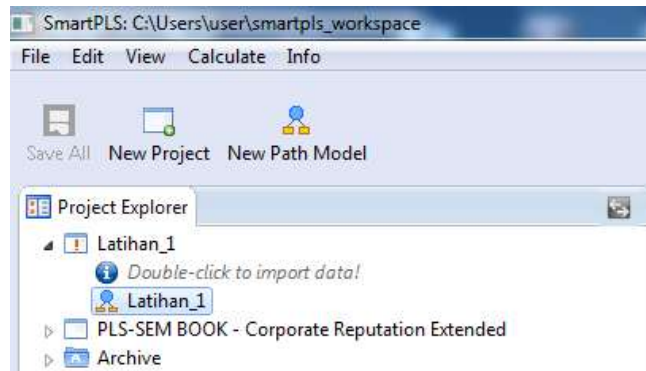
Gambar 18.8. Layar kerja SmartPLS 3.0.

4. Proyek yang akan dianalisis dilanjutkan dengan membuka menu *File, New, Create New Project*. Kemudian isikan nama file dalam layar *Create New Project* misalnya *Latihan_1*. Kemudian klik *Ok*.



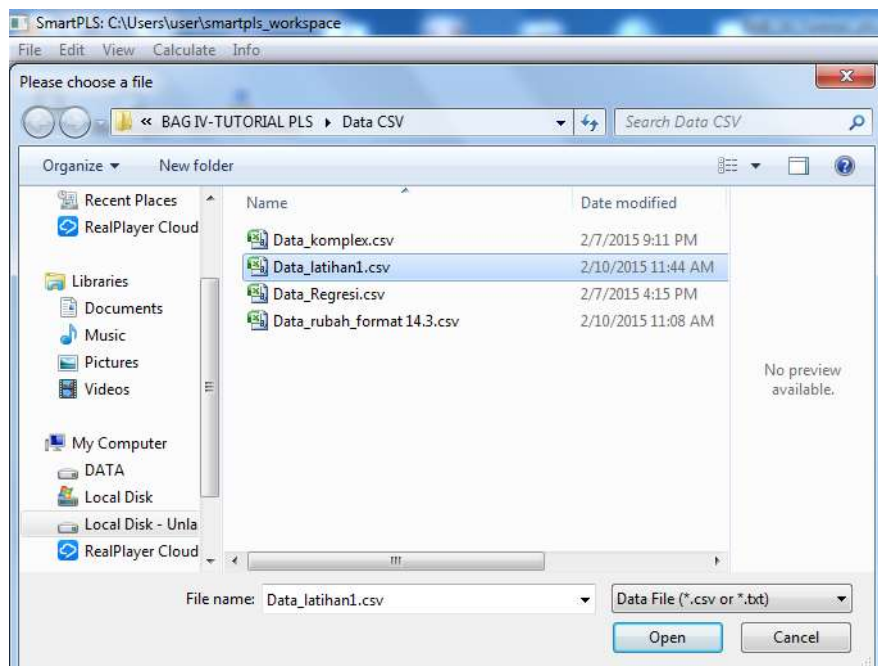
Gambar 18.9. Layar Kerja SmartPLS 3.0. pada saat *Create New Project*.

5. Cari data file data_latihan_1 format *.csv yang sudah tersimpan dalam direktori. Caranya *Double click to import data* pada layar kerja.






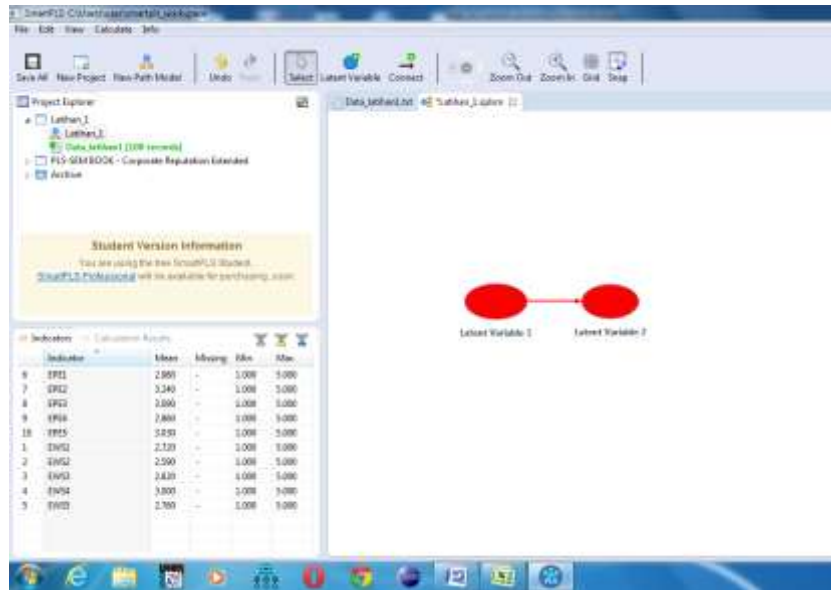
Gambar 18.10. Layar Kerja SmartPLS 3.0. yang Menunjukkan Perintah *Double Click to Import Data*.

6. Setelah di klik pada *Double click to Import Data* pada layar kerja, maka pilih file *Data_latihan1.csv* dari direktori maka akan tampil layar kerja sebagai berikut :



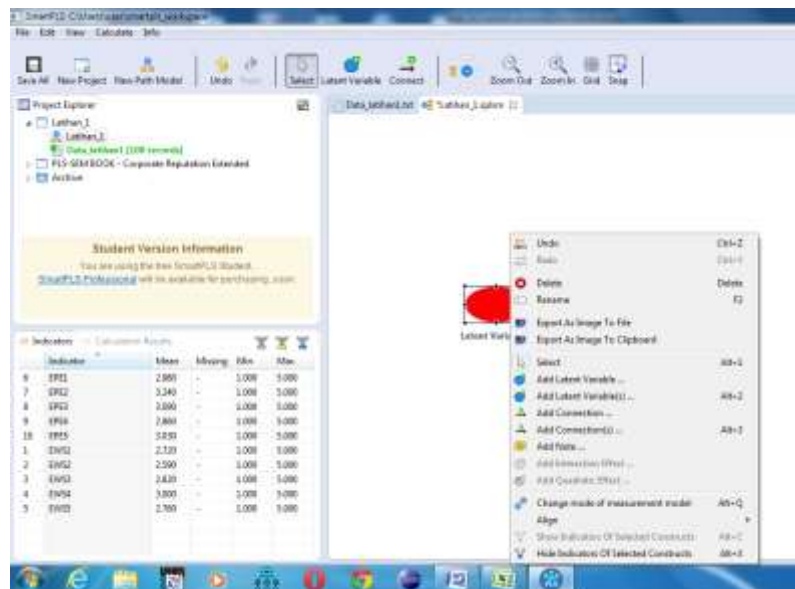
Gambar 18.11. Layar Kerja SmartPLS 3.0. yang Menunjukkan Perintah *memilih file *.csv yang akan diolah*.

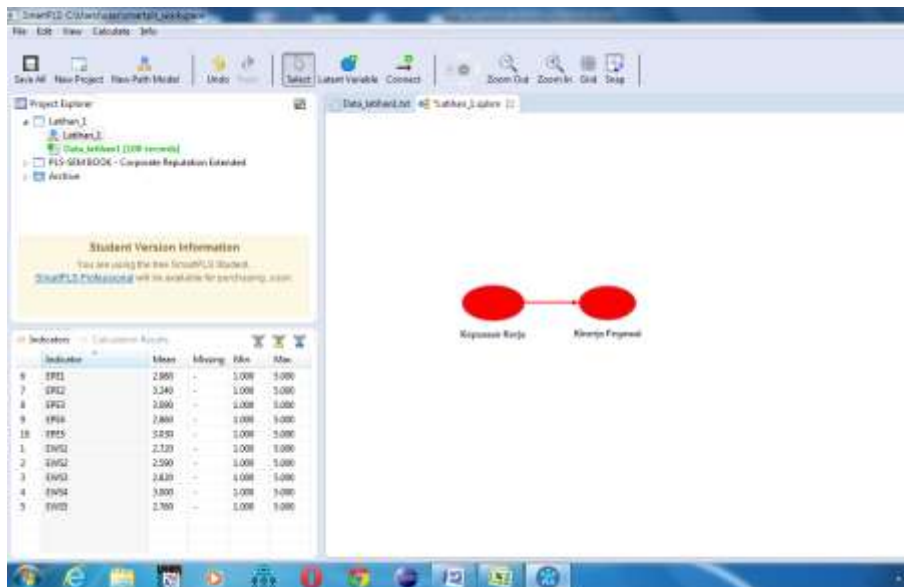
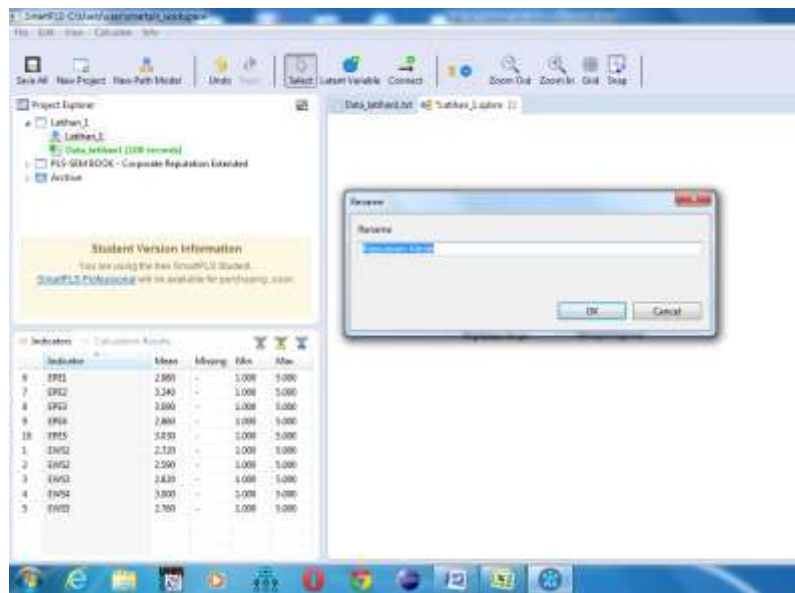
7. Setelah dibuka di-klik pada file *Data_latihan1.csv*, maka akan muncul perintah menggambar diagram pada menu *New Path Model* (), lalu buat gambar diagram. Caranya klik  (*Switch to Insert Mode*) dan hubungkan dengan  (*switch to Connection Mode*). Hasilnya sesuai **Gambar 18.12**.



Gambar 18.12. Path Diagram Pengaruh kepuasan kerja terhadap Kinerja Pegawai.

8. Pas pada gambar oval *latent variable 1* dan *latent variable 2* klik **mouse kanan**, pilih **Rename** untuk menamai ke dua variable laten tersebut. Untuk variable laten 1 dirubah menjadi Kepuasan Kerja, dan variable laten 2 menjadi Kinerja Pegawai.

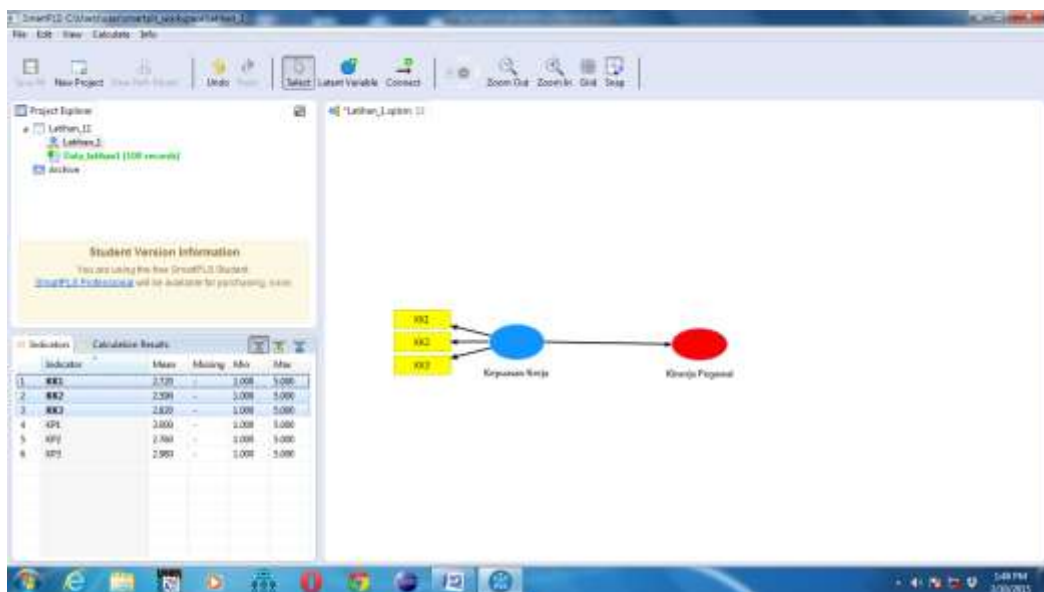
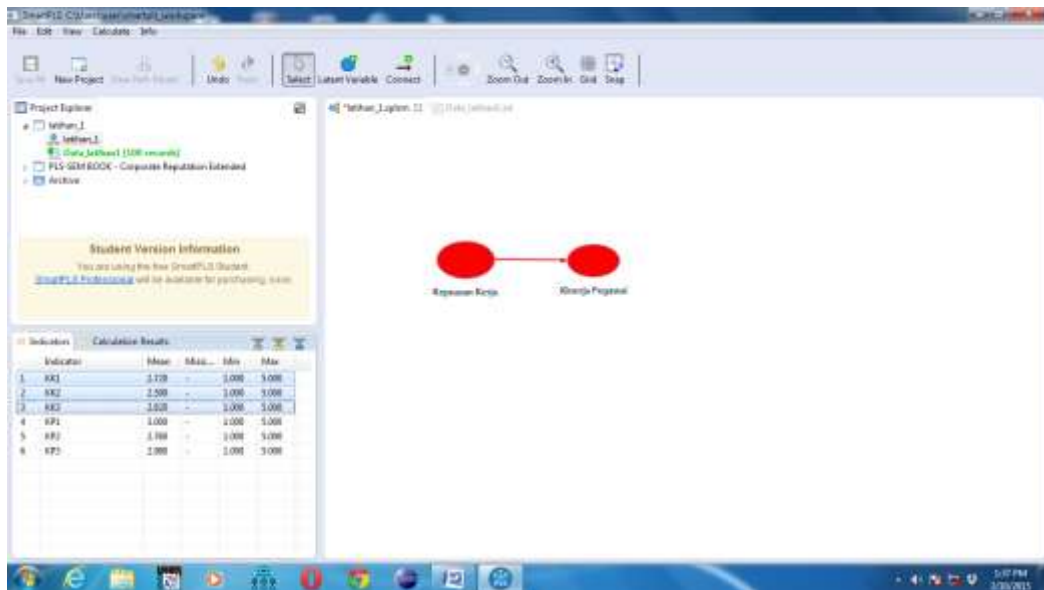




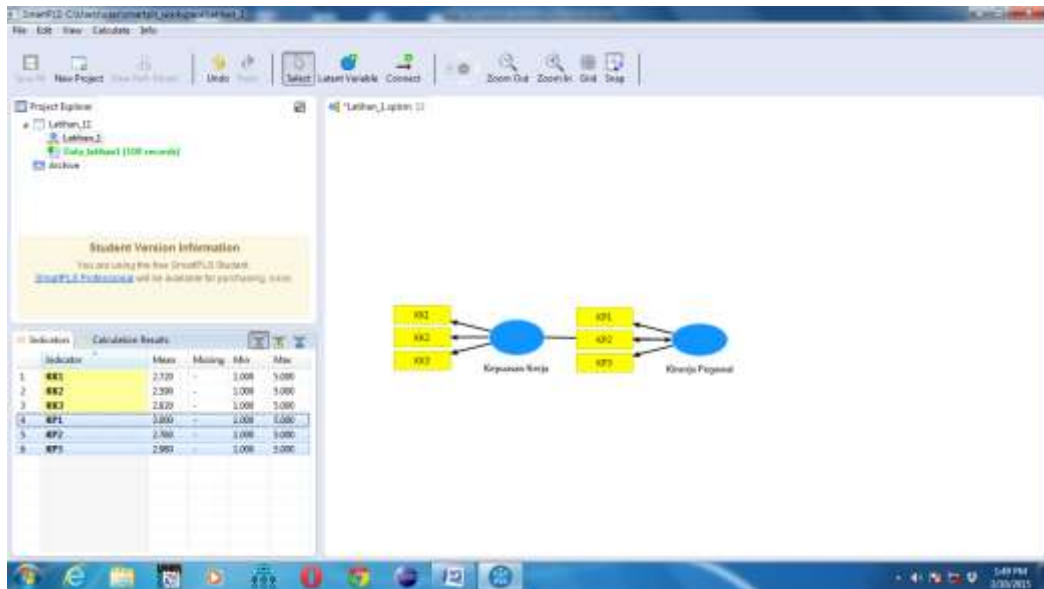
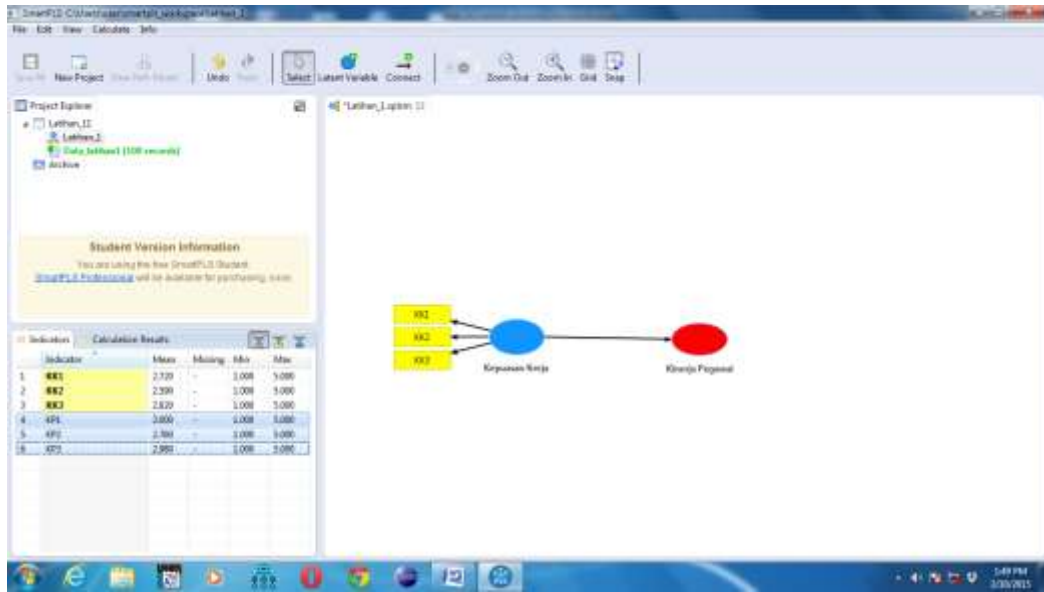
Gambar 18.13. Proses Penamaan Variabel Laten pada *Path Diagram* Pengaruh Kepuasan Kerja terhadap Kinerja Pegawai.

9. Masing-masing variable laten perlu digambarkan indikatornya. Variable kepuasan kerja bersifat *refleksif*, dimana kepuasan kerja seseorang dapat mencerminkan terpenuhinya kebutuhan prestasi, afiliasi dan pengaruh (*power*). Sedangkan variable kinerja pegawai bersifat *formatif*, yaitu dibentuk atau dipengaruhi oleh kompetensi individu, dukungan manajemen dan organisasi. Caranya adalah blok indikator-indikator yang akan dimasukkan ke dalam variable laten dengan cara Klik dan *Shift. Drag* indikator KK₁ sd KK₃ ke dalam variable Kepuasan Kerja. Demikian

juga *drag* indikator KP_1 sd KP_3 ke dalam variable Kinerja Pegawai. Hasilnya seperti **Gambar 18.14.** dan **Gambar 18.15.**

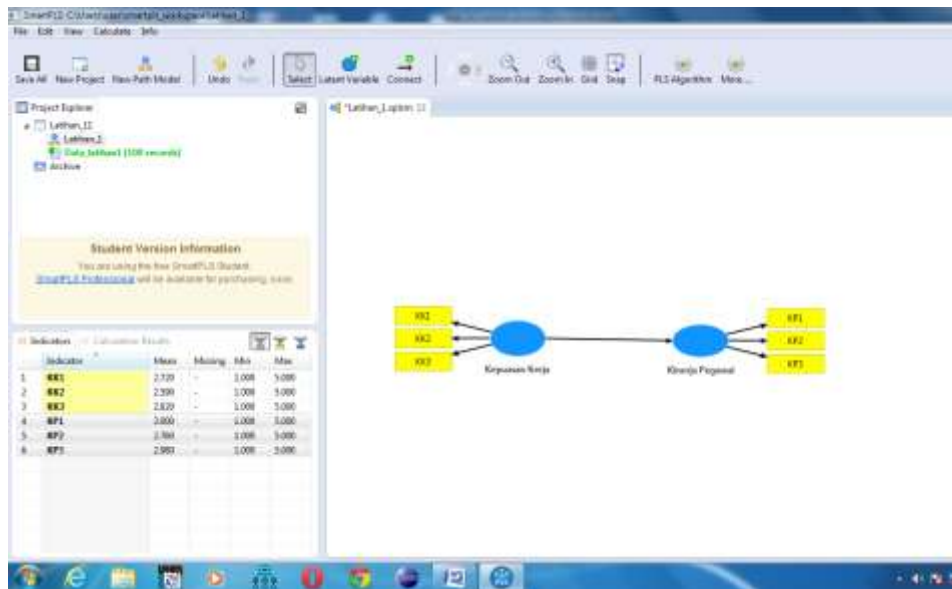
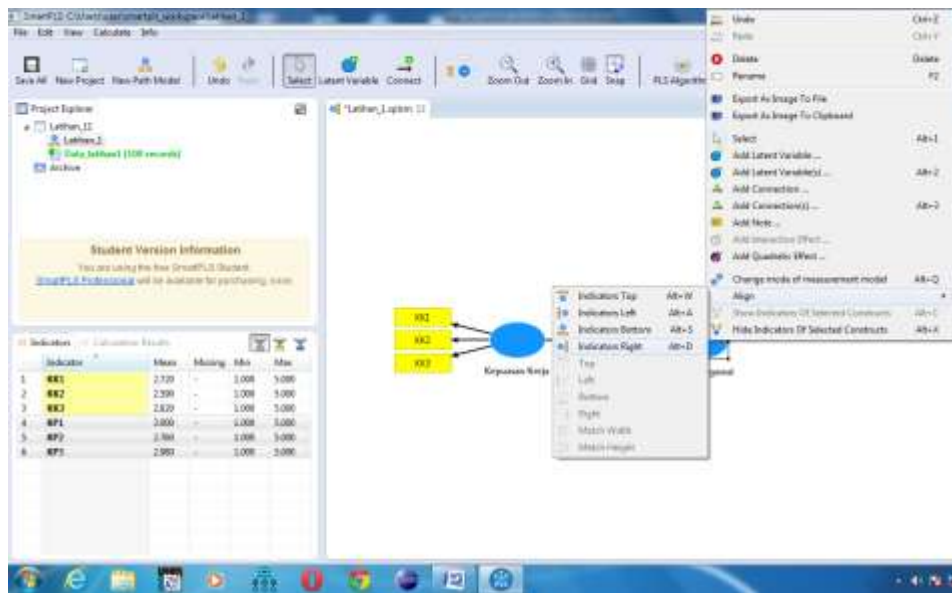


Gambar 18.14. Indikator KK_1 sd KK_3 di-*drag* ke Variable Kepuasan Kerja.



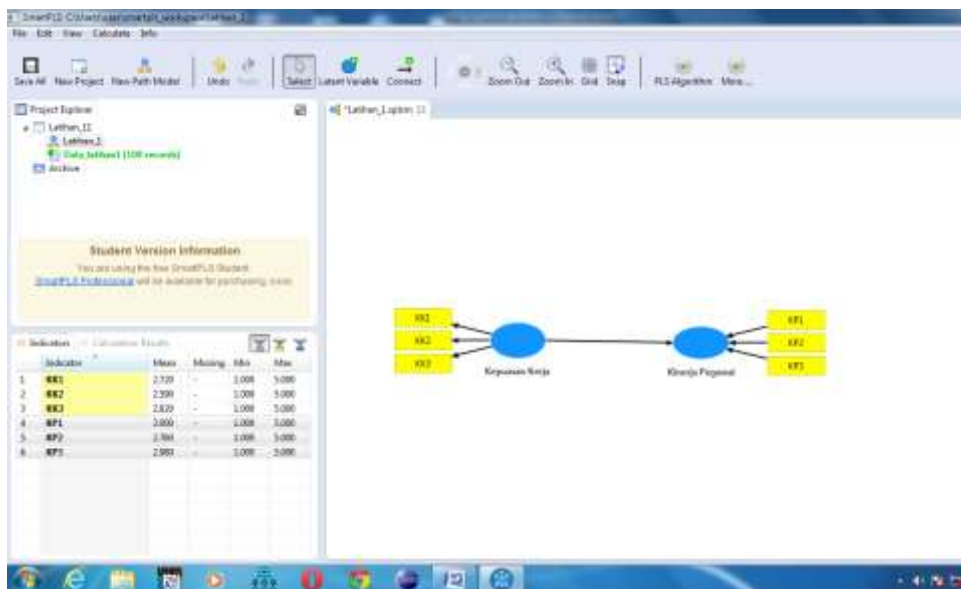
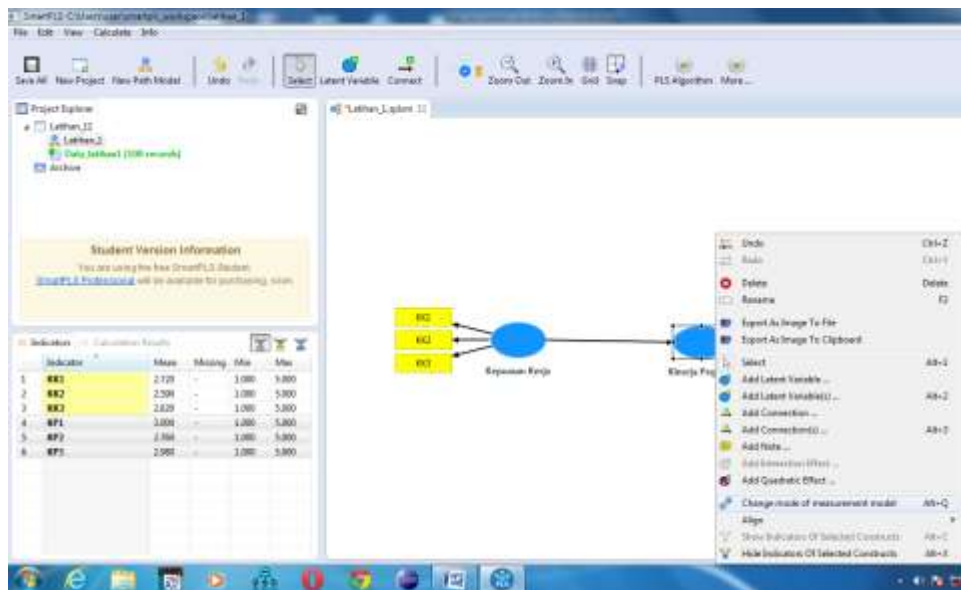
Gambar 18.15. Indikator KP₁ sd KP₃ di-drag ke Variable Kinerja Pegawai.

10. Perhatikan **Gambar 18.15**, indikator dalam variabel **Kinerja Pegawai** terlihat tidak simetris. Untuk merubah gambar agar simetris, *klik* kanan *mouse* pada variable Kinerja Pegawai, pilih menu *Align*, lalu pilih **Indicator Right** atau tekan **Alt+D**.



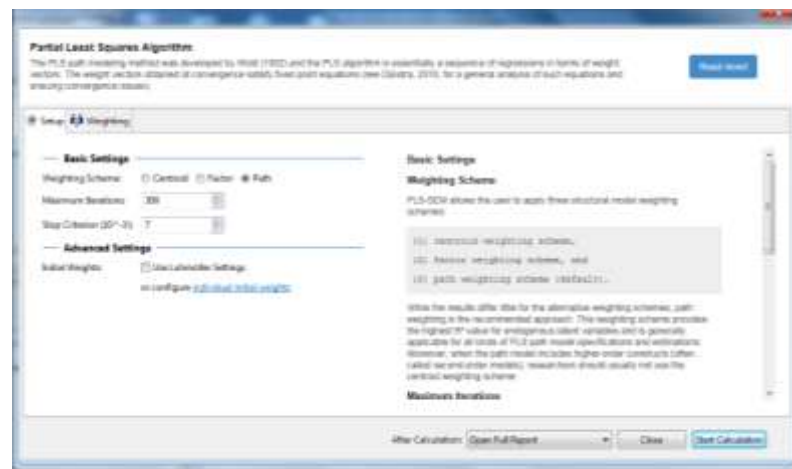
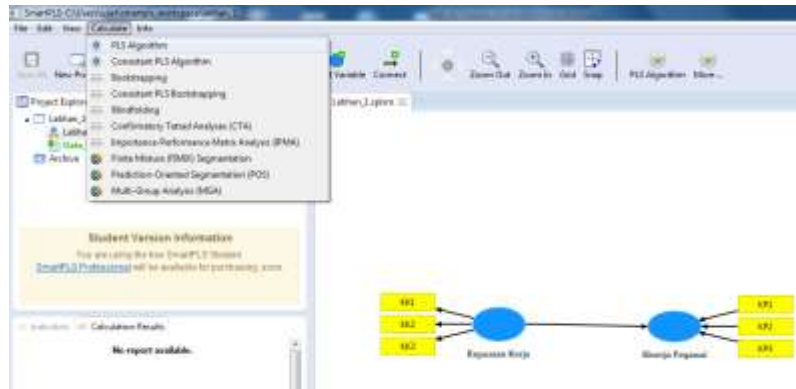
Gambar 18.16. Arah Indikator yang Simetris.

11. Ingat, sesuai teori yang dijelaskan di muka, variable Kinerja Pegawai bersifat *formatif* terbentuk dari *kompetensi individu*, *dukungan manajemen* dan *organisasi*. Mengingat hasil pada Gambar 18.15. arah panah variabel Kinerja Pegawai masih bersifat *reflektif*, maka perlu dirubah menjadi *formatif*. Untuk merubah gambar variable Kinerja Pegawai agar bersifat *formatif*, **klik** kanan *mouse* pada variable Kinerja Pegawai, pilih menu **Change Mode of Measurement Model**. Arah panah indikator akan berubah dari *reflektif* (arah panah meninggalkan variable Kinerja Pegawai menuju indikator) menjadi *formatif* (arah panah dari indikator menuju variable Kinerja Pegawai) seperti pada Gambar 18.17.



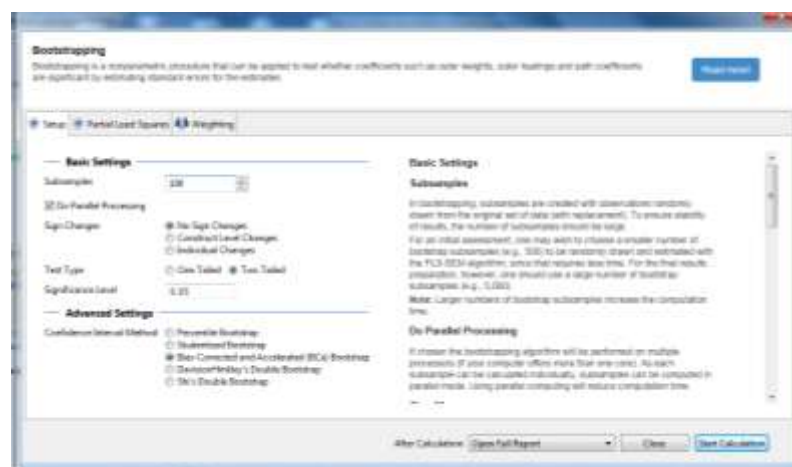
Gambar 18.17. Arah Panah Formatif (*Change Mode of Measurement Model*)

12. Nilai atau koefisien pengaruh antar variable laten dalam Gambar 18.17. telah siap dikalkulasi dengan menekan menu *Calculate*, lalu klik *PLS Algorithm*. Lihat Gambar 18.18. Perintah *Kalkulasi, PLS Algorithm*. *PLS Algorithm* menunjukkan beberapa menu yang berfungsi dalam Algoritma PLS yaitu *weighting scheme* atau skema pembobotan dengan tiga opsi, yaitu : *path*, *factor* dan *centroid*. *Data metric* menunjukkan pengolahan data yang standard (*standardized*) dan data asli atau tidak standard (*unstandardized*).



Gambar 18.18. Perintah Kalkulasi, PLS Algoritm.

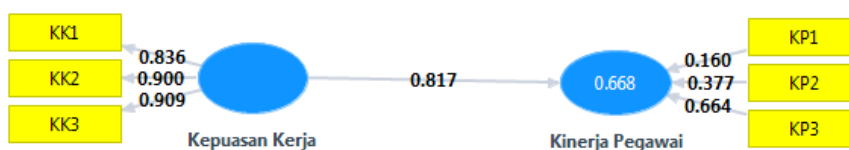
Hasil nilai signifikansi masing-masing indikator dapat ditelusuri dengan perintah *Bootstrapping*. Pilih menu *Calculate*, lalu pilih *Bootstrapping*. Isikan sampel sebesar 100 sesuai dengan data sampel yang dipunyai. Hasilnya seperti terlihat pada **Gambar 18.19**. Lalu *Klik Start Calculation* untuk melihat hasilnya.



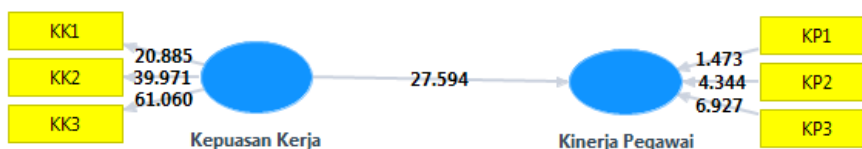
Outer Loadings

	Original Sample (O)	Sample Mean (M)	Standard Error (STERR)	T Statistics (O/STERR)	P Values
KP1 → Kinerja Pegawai	0.830	0.821	0.032	29.498	0.000
KK1 ← Kepuasan Kerja	0.900	0.910	0.013	71.088	0.000
KK2 ← Kepuasan Kerja	0.900	0.903	0.020	44.417	0.000
KK3 ← Kepuasan Kerja	0.836	0.839	0.044	18.869	0.000
KP2 → Kinerja Pegawai	0.769	0.764	0.065	11.742	0.000
KP3 → Kinerja Pegawai	0.582	0.586	0.093	6.242	0.000

Hasil *PLS Algorithm*



Hasil *PLS Bootstrapping*



Gambar 18.19. Nilai Signifikansi Masing-Masing Indikator.

13. Evaluasi variable Kepuasan Kerja (Reflektif).

Evaluasi model dapat dilakukan dengan menggunakan validitas konvergen pada model reflektif dengan melihat nilai *loading factor*. Sedangkan pada model formatif tidak dapat menggunakan nilai *loading factor* tetapi nilai *koefisien regresi*. Nilai *loading factor* kriterianya berbeda-beda tapi beberapa ahli menyarankan $\geq 0,4$. Nilai *loading factor* dapat dilihat pada *outer loading* atau pada *diagram path coefficient*. Lihat hasilnya pada **Tabel 18.2. Hasil Outer Loading PLS Algorithm** dan **Tabel 18.3. Hasil Outer Loading PLS Bootstrapping**.

Tabel 18.2. Hasil Outer loading PLS Algorithm.

Outer Loadings

	Kepuasan Kerja	Kinerja Pegawai
KK1	0.836	
KK2	0.900	
KK3	0.909	
KP1		0.582
KP2		0.769
KP3		0.930

Tabel 18.3. Hasil Outer loading PLS Bootstrapping.

Outer Loadings

	Original Sample (O)	Sample Mean (M)	Standard Error (STERR)	T Statistics (O /STERR)	P Values
KK1 <- Kepuasan Kerja	0.836	0.827	0.049	17.082	0.000
KK2 <- Kepuasan Kerja	0.900	0.902	0.020	45.542	0.000
KK3 <- Kepuasan Kerja	0.909	0.909	0.014	66.413	0.000
KP1 -> Kinerja Pegawai	0.582	0.595	0.102	5.719	0.000
KP2 -> Kinerja Pegawai	0.769	0.764	0.077	9.971	0.000
KP3 -> Kinerja Pegawai	0.930	0.919	0.033	28.492	0.000

Berdasarkan hasil nilai *loading factor* pada *outer loading* **Table 18.2.** dan **Tabel 18.3.** dapat diketahui semuanya memenuhi syarat ($\geq 0,4$). Lihat kolom original sample (O), nilai *loading factor* semuanya di atas 0,4.

Seandainya ditemukan nilai *loading factor* yang kurang dari 0,4 maka disarankan indikator tersebut dihapus dari pengamatan. Setelah indikator-indikator yang tidak memenuhi syarat dihapus, maka ulangi langkah kalkulasi kembali.

Evaluasi dan analisis model dapat dilakukan dengan menggunakan *Final Result* dan *Quality Criteria* seperti terlihat **Tabel 18.4. Final Result dan Quality Criteria.**

Tabel 18.4. Final Result dan Quality Criteria.

Final Results	Quality Criteria	Base Data
Path Coefficients	R Square	Inner Model
Indirect Effects	R Square Adjusted	Outer Model
Total Effects	Average Variance Extracted (AVE)	Indicator Data (Original)
Outer Loadings	Composite Reliability	Indicator Data (Standardized)
Outer Weights	Cronbachs Alpha	
	Heterotrait-Monotrait Ratio (HTMT)	

14. Evaluasi variable Kinerja Pegawai (Formatif).

Evaluasi model pada model *formatif* variabel Kinerja Pegawai dapat dilakukan dengan melihat nilai *koefisien regresi* pada *outer weight* (Mean, STADEV dan T-Value). Hasilnya terlihat pada **Table 18.5. Koefisien Regresi Pada Outer Weight.**

Table 18.5. Koefisien Regresi Pada Outer Weight.

Outer Weights					
	Original Sample (O)	Sample Mean (M)	Standard Error (STERR)	T Statistics (O /STERR)	P Values
KK1 <- Kepuasan Kerja	0.322	0.320	0.026	12.464	0.000
KK2 <- Kepuasan Kerja	0.387	0.390	0.024	15.808	0.000
KK3 <- Kepuasan Kerja	0.420	0.421	0.025	17.087	0.000
KP1 -> Kinerja Pegawai	0.160	0.174	0.112	1.423	0.158
KP2 -> Kinerja Pegawai	0.377	0.382	0.093	4.073	0.000
KP3 -> Kinerja Pegawai	0.664	0.641	0.091	7.256	0.000

T-Statistics value menunjukkan bahwa indikator KP_1 kurang baik dalam memprediksi Kinerja Pegawai karena memiliki nilai sebesar $1,423 \leq 1,96$ atau P-Value $0,158 \geq 0,05$.

15. Analisis Pengaruh.

Analisis pengaruh variable bebas (*exogen*) terhadap variable terikat (*endogen*) dapat dilihat pada *path coefficient* (*Mean*, *STDEV* dan *T-Value*) seperti terlihat pada **Tabel 18.6. Path Coefficient Perngaruh Kepuasan kerja terhadap Kinerja Pegawai**. *Path coefficient* sebesar 0,817 menunjukkan bahwa besarnya pengaruh **Kepuasan Kerja** terhadap **Kinerja Pegawai** adalah 0,817 satuan.

Tabel 18.6. Path Coefficient Perngaruh Kepuasan kerja terhadap Kinerja Pegawai.

Path Coefficients					
	Original Sample (O)	Sample Mean (M)	Standard Error (STERR)	T Statistics (O /STERR)	P Values
Kepuasa...	0.817	0.822	0.029	28.092	0.000

Analisis R^2 (*R squares*) dan R^2 adjusted dapat dilihat pada *Final Result* dan *Quality Criteria* (*PLS Bootstrapping*) seperti terlihat pada **Tabel 18.7. Koefisien Determinasi (R^2)**. Nilai R^2 adalag 0,668 (66,8%), artinya **Kinerja Pegawai** dapat dijelaskan 66,8% oleh **Kepuasan Kerja** pegawai.

Tabel 18.7. Koefisien Determinasi (R^2).

R Square					
	Original Sample (O)	Sample Mean (M)	Standard Error (STERR)	T Statistics (O /STERR)	P Values
Kinerja Pegawai	0.668	0.676	0.048	14.048	0.000

CONTOH PENELITIAN MANAJEMEN MODEL MEDIASI DENGAN SMART-PLS 3.0

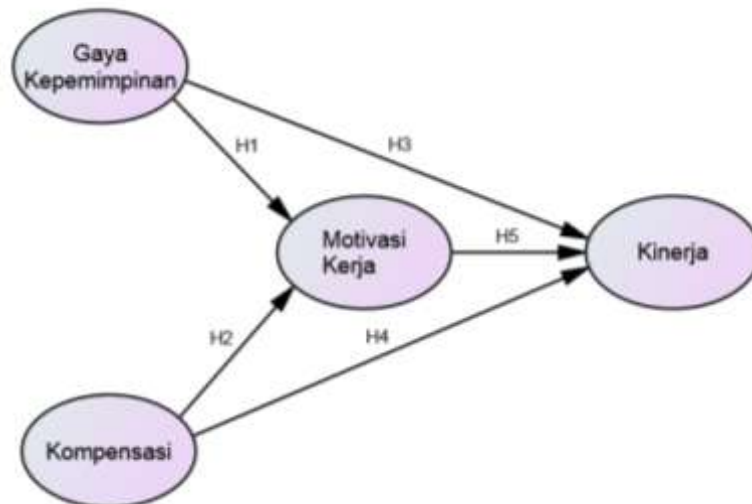
-
- A Judul Penelitian.**
 - B Kerangka Pemikiran.**
 - C Pengukuran Variabel**
 - D Hipotesis Penelitian.**
 - E Analisis Data dengan SmartPLS 3.0.**
-

Contoh analisis SEM dalam penelitian manajemen menggunakan Smart-PLS 3.0. berikut ini menggunakan data dari file *data_mediasi.xls* yang terdapat dalam CD kerja buku ini.

A. Judul Penelitian.

Analisis pengaruh Gaya Kepemimpinan dan Kompensasi Terhadap Motivasi Kerja serta Implikasinya pada Kinerja Pegawai Perusahaan “A”.

B. Kerangka Pemikiran Teoritis.



Gambar 19.1. Model Teoritik Penelitian.

C. Pengukuran Variabel

1. Variabel Gaya Kepemimpinan (X_1) sebagai variabel eksogen diukur melalui empat dimensi ($X_{1.1}$, $X_{1.2}$ dan $X_{1.3}$, $X_{1.4}$) dimana masing-masing dimensi memiliki dua indikator, sebagai berikut : Dimensi $X_{1.1}$ dengan indikator GK₁, dan GK₂, Dimensi $X_{1.2}$ dengan indikator GK₃, dan GK₄, Dimensi $X_{1.3}$ dengan indikator GK₅, dan GK₆. Dimensi $X_{1.4}$ dengan indikator GK₇ dan GK₈.
2. Variabel Kompensasi (X_2) sebagai variabel eksogen diukur secara langsung dengan tiga indikator, yaitu : ($X_{2.1}$, $X_{2.2}$ dan $X_{2.3}$) dengan $X_{2.1}$ mempunyai indikator KO₁, dan KO₂. Sedangkan $X_{2.2}$ mempunyai indikator KO₃, KO₄. Untuk $X_{2.3}$ dengan indikator KO₅ dan KO₆.
3. Variabel Motivasi Kerja (Y_1) sebagai variabel endogen diukur secara langsung dengan tiga dimensi yaitu $Y_{1.1}$, $Y_{1.2}$ dan $Y_{1.3}$ dengan masing-masing indikator untuk $Y_{1.1}$ yaitu : MK₁, dan MK₂, Untuk $Y_{1.2}$ dengan indikator MK₃, dan MK₄, serta dimensi $Y_{1.3}$ dengan indikator MK₅, MK₆.
4. Variabel Kinerja (Y_2) sebagai variabel endogen dua diukur secara langsung dengan empat dimensi yaitu $Y_{2.1}$, dengan indikator, yaitu : KA₁, dan KA₂, untuk $Y_{2.2}$ dengan indikator KA₃ dan KA₄, $Y_{2.3}$ dengan indikator KA₅ dan KA₆ sedangkan dimensi $Y_{2.4}$ dengan indikator KA₇, dan KA₈.

D. Hipotesis Penelitian.

1. Terdapat pengaruh gaya kepemimpinan terhadap motivasi kerja pegawai perusahaan “A”.
2. Terdapat pengaruh kompensasi terhadap motivasi kerja pegawai perusahaan “A”.
3. Terdapat pengaruh gaya kepemimpinan terhadap kinerja pegawai perusahaan “A”.
4. Terdapat pengaruh kompensasi terhadap kinerja pegawai perusahaan “A”.
5. Terdapat pengaruh motivasi kerja terhadap kinerja pegawai perusahaan “A”.

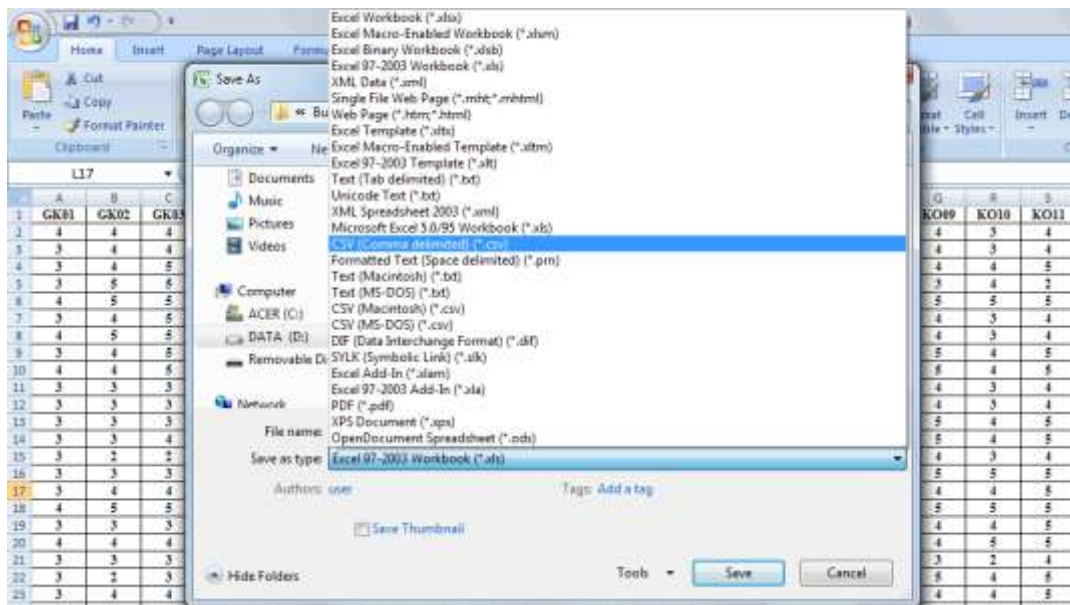
E. Analisis Data dengan SmartPLS 3.0.

1. Menyiapkan data dengan cara merubah format *.xls menjadi *.csv. Dalam latihan ini, buka file *data_mediasi.xls* pada CD kerja sehingga tampil seperti pada layar **Gambar 22.1**. berikut :

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S
1	GK01	GK02	GK03	GK04	GK05	GK06	GK07	GK08	KO01	KO02	KO03	KO04	KO05	KO06	KO07	KO08	KO09	KO10	KO11
2	4	4	4	5	3	4	5	4	5	5	4	5	4	5	5	4	4	3	4
3	3	4	4	5	3	4	4	5	4	5	4	5	4	5	5	4	4	3	4
4	3	4	5	4	3	5	4	4	4	5	4	5	5	5	5	4	4	4	5
5	3	5	5	5	4	5	5	4	2	3	2	3	4	3	2	2	3	4	2
6	4	5	5	4	4	5	4	4	4	5	4	4	4	5	5	5	5	5	5
7	3	4	5	4	4	4	4	4	4	5	5	4	5	5	5	5	4	3	4
8	4	5	5	5	3	5	4	4	5	5	4	5	4	4	5	4	4	3	4
9	3	4	5	5	3	4	5	4	4	5	4	5	4	5	5	4	5	4	5
10	4	4	5	4	4	5	4	4	3	5	4	4	5	4	5	5	5	4	5
11	3	3	3	3	3	3	2	3	4	5	5	5	4	5	5	4	4	3	4
12	3	3	3	3	3	3	3	4	4	5	4	4	4	5	5	4	4	3	4
13	3	3	3	3	3	3	3	3	4	5	4	4	5	4	5	4	5	4	5
14	3	3	4	4	4	4	3	3	4	5	4	5	4	5	5	4	5	4	5
15	3	2	2	2	3	3	3	3	4	5	5	4	5	5	5	5	4	3	4

Gambar 19.1. File *data_mediasi.xls* dengan responden 100 orang

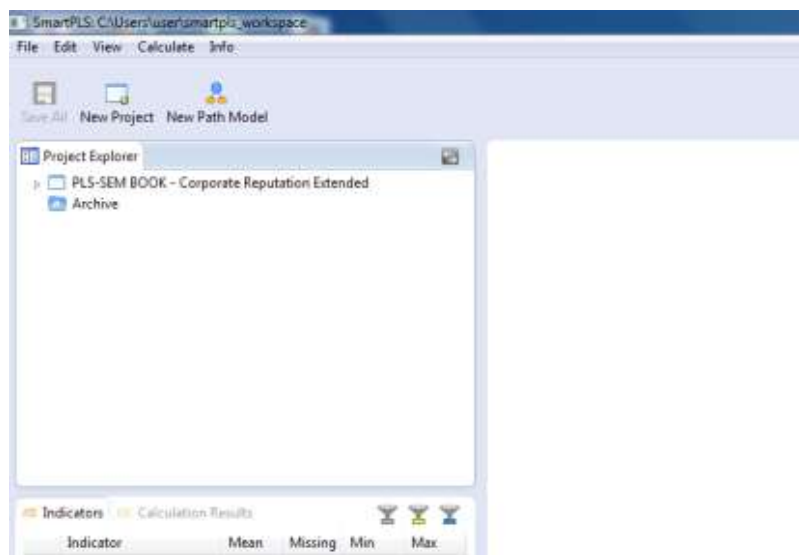
- File data dalam format *xls tersebut kemudian dirubah menjadi format *csv (*Comma deleted*) disimpan dengan nama file *data_mediasi.csv* seperti yang terlihat pada **Gambar 19.2.** berikut :



Gambar 19.2. Perintah merubah format data dari *xls menjadi *csv (*Comma deleted*).

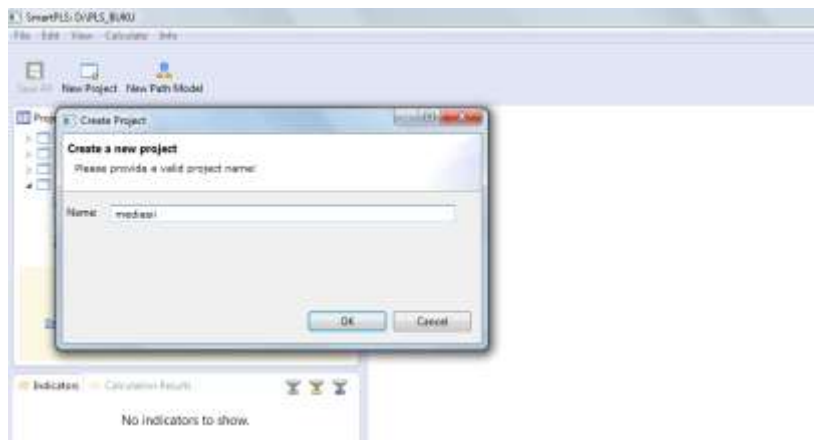
Setelah disimpan dalam format *csv maka data siap dibaca oleh program SmartPLS 3.0.

- Membuat diagram atau model utama penelitian dengan cara membuka program SmartPLS 3.0. sehingga muncul layar kerja seperti pada **Gambar 19.3.**

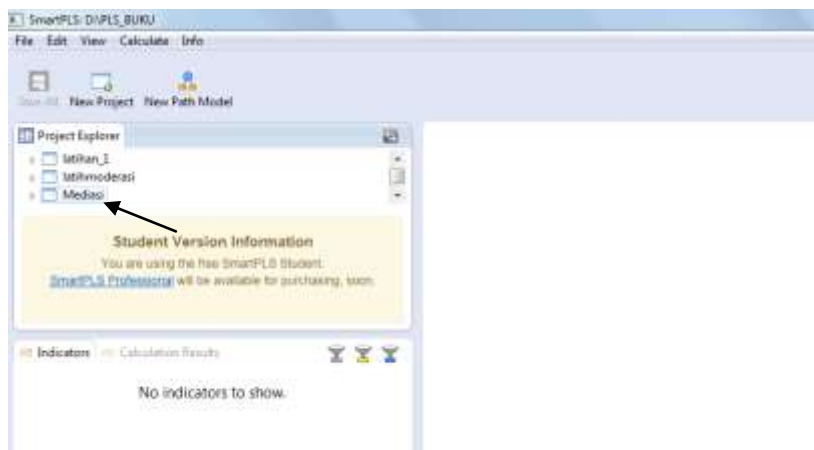


Gambar 19.3. Layar Kerja Smartpls 3.0. Telah Siap Dioperasikan.

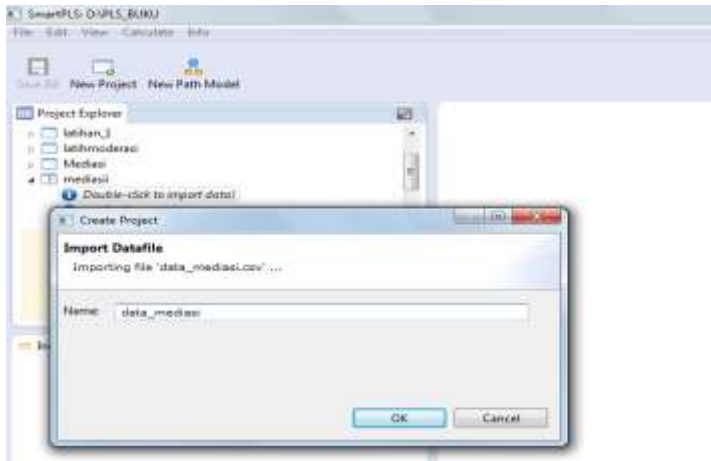
4. Klik menu File kemudian pilih **Creat New Project**, yang kemudian akan muncul gambar seperti dibawah ini.



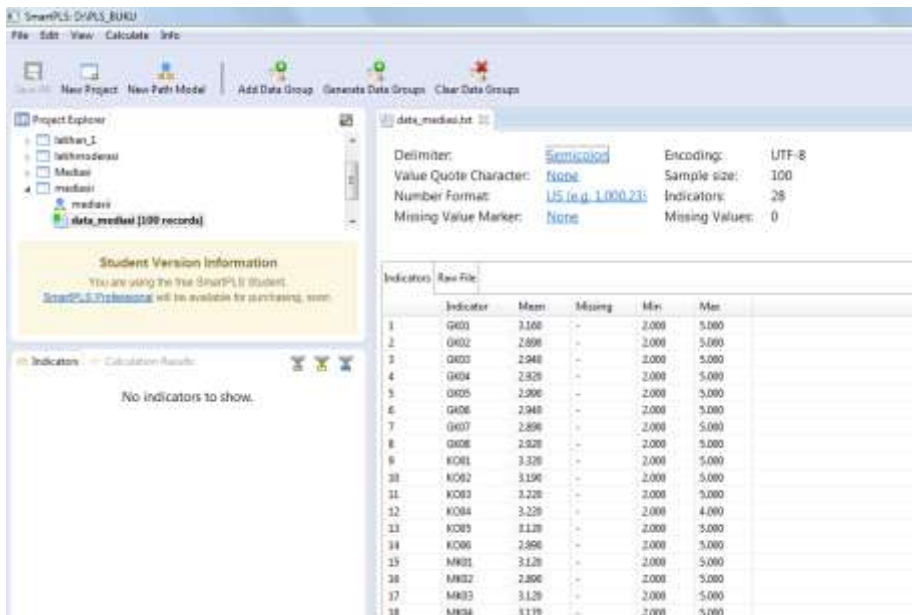
5. Kemudian tuliskan pada kotak dialog **Create Project Name** : Mediasi, klik **OK**. Selanjutnya muncul tampilan seperti berikut ini.



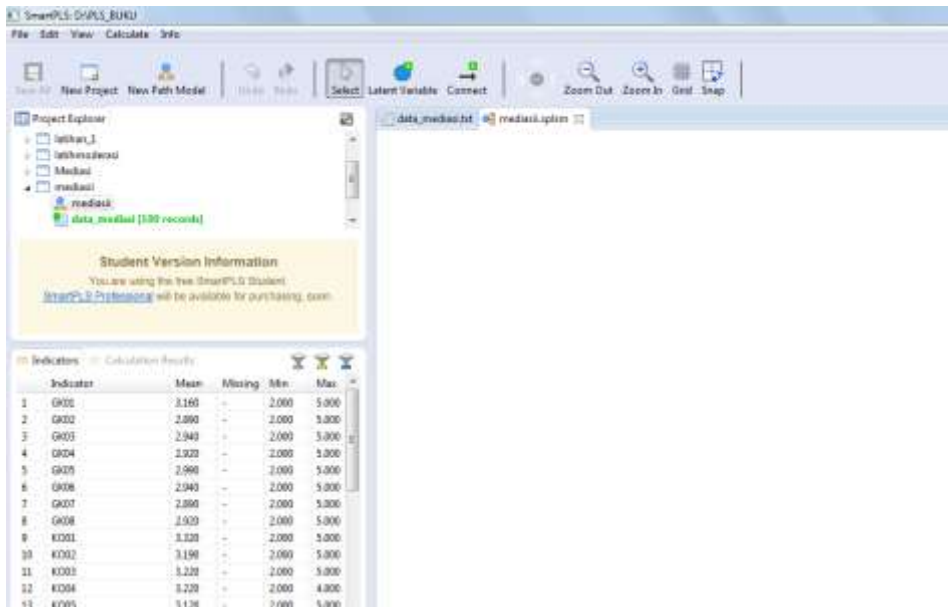
6. Double klik to **Import Data!** Untuk memanggil data yang pada langkah sebelumnya sudah dibuat ke format *csv nama filenya : data_mediasi. Setelah didapatkan letak penyimpanan data_mediasi kemudian akan keluar tampilan seperti berikut ini. Kemudian klik **OK**.



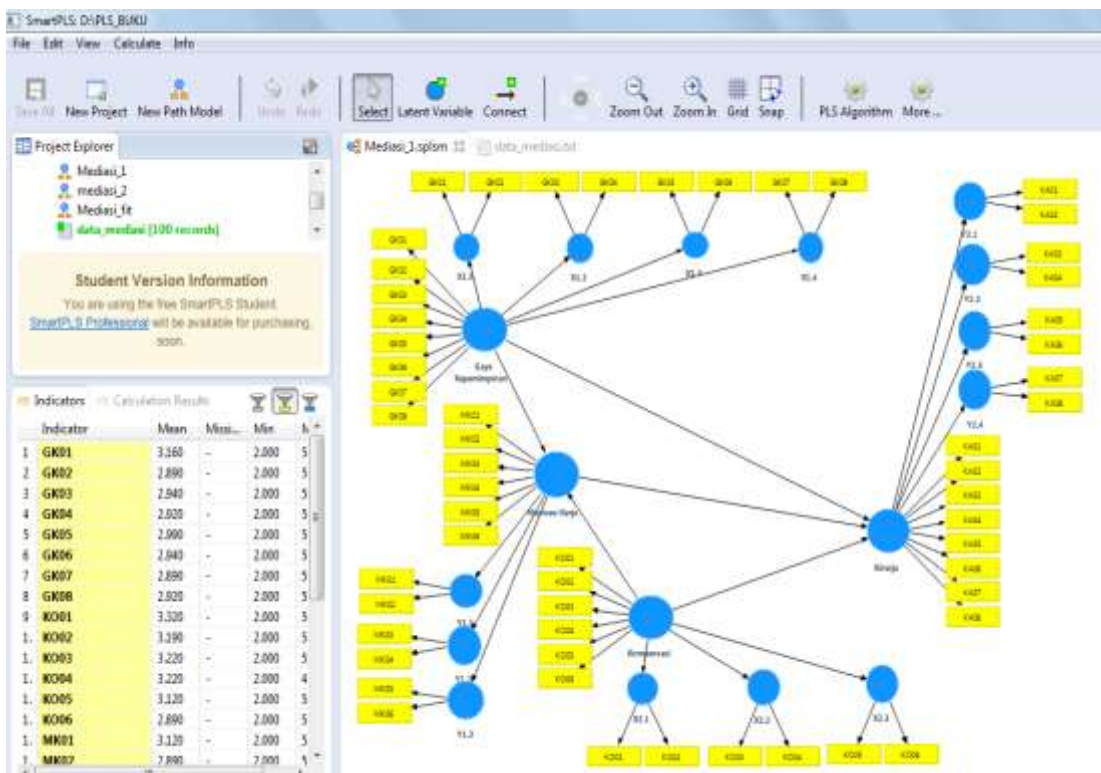
7. Data yg sudah dalam format *csv (nama file : *data_mediasi.csv*) di-double klik sehingga muncul pada layar kerja tampilan seperti berikut ini.



8. Double klik nama project yaitu **Mediasi**, akan muncul tampilan seperti di bawah ini.

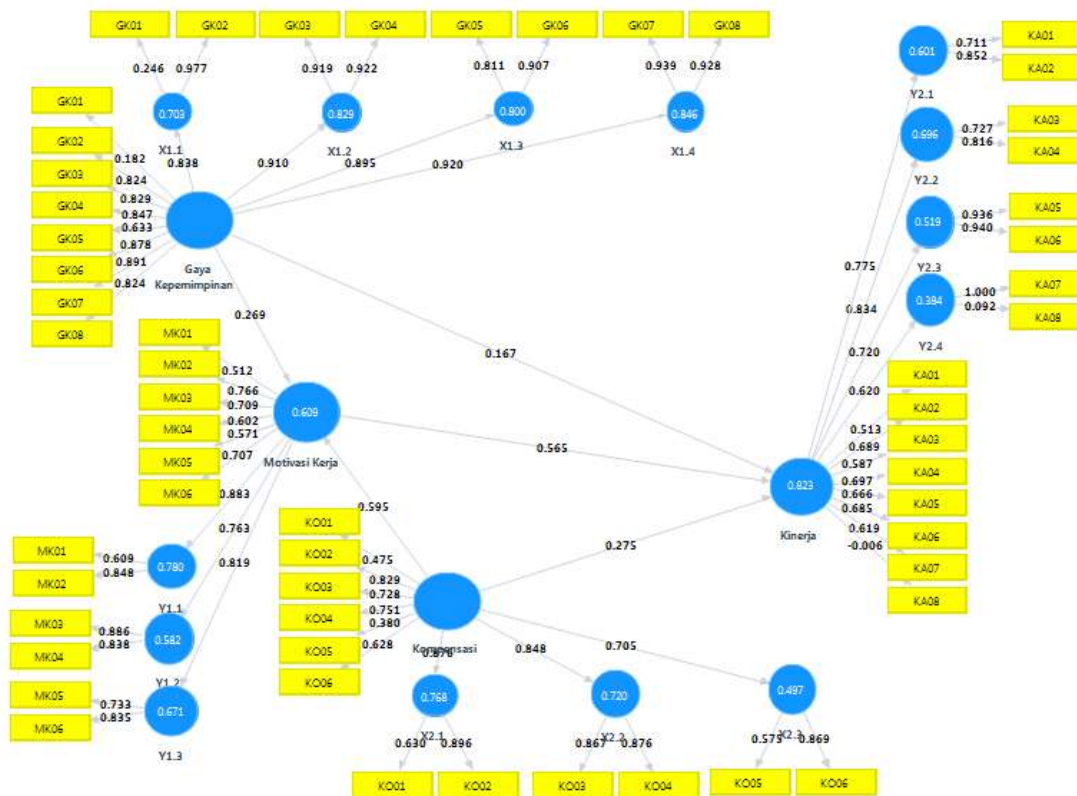


- Langkah selanjutnya adalah membuat diagram dengan cara sorot dengan klik pada indikator-indikator yang akan dipasangkan pada dimensi-dimensi sesuai dengan kerangka penelitiannya, seperti terlihat pada Gambar 19.4.



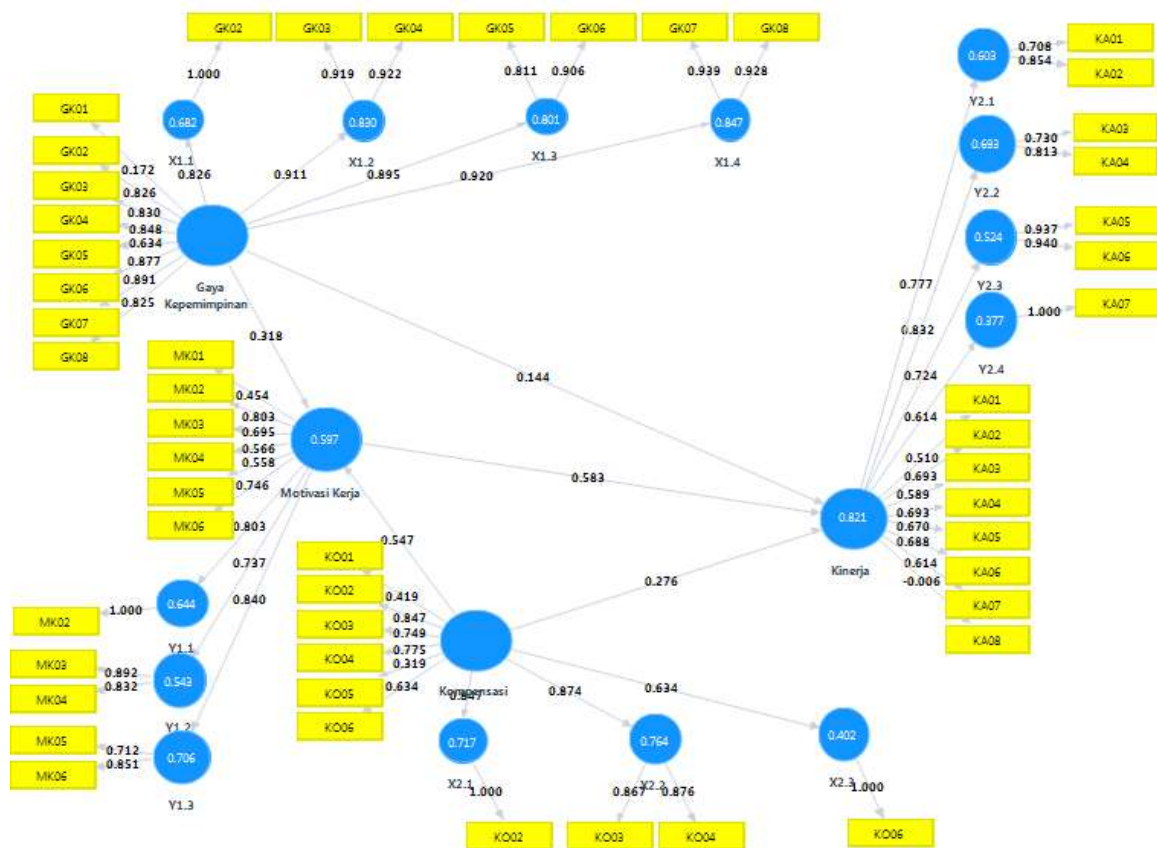
Gambar 19.4. Diagram Model Utama Teoretik Utama Penelitian

10. Langkah selanjutnya adalah **Calculate** program SmartPLS. Hasil atau *out put* SmartPLS dari perintah **Calculate PLS → PLS Algorithm** menghasilkan **Koefisien Jalur** seperti yang tampak seperti pada **Gambar 19.5**. berikut :



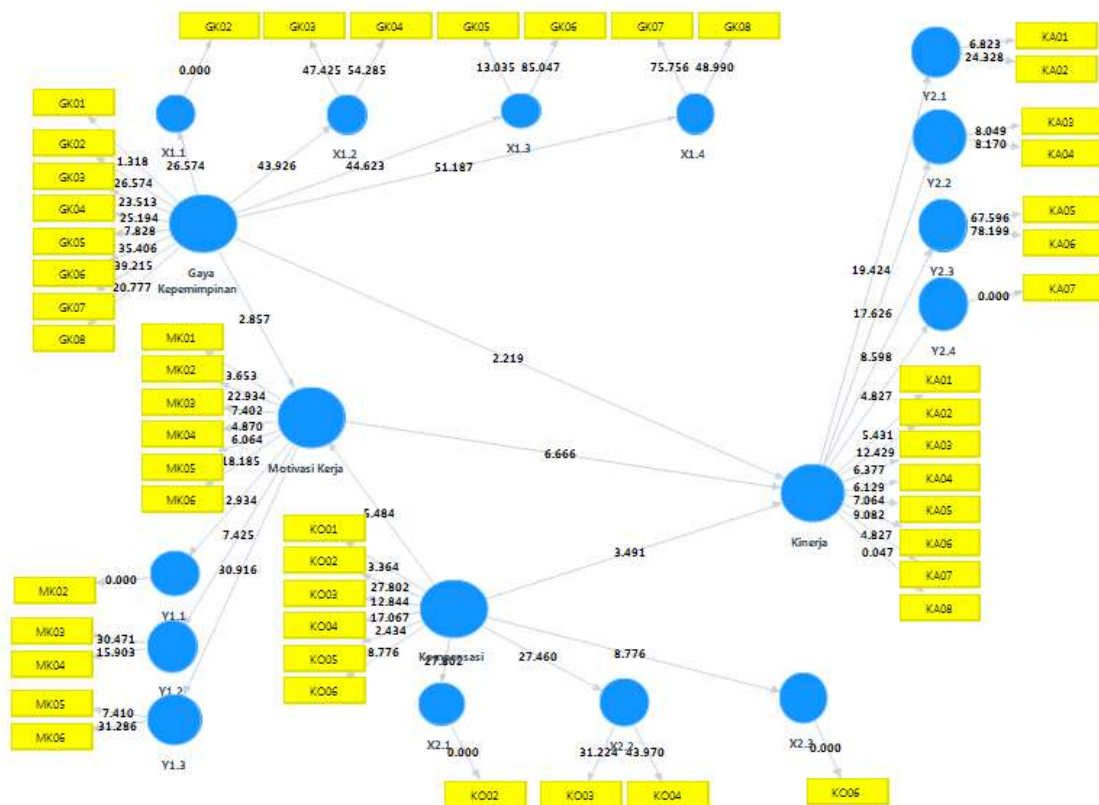
Gambar 19.5. Output Koefisien Jalur.

11. Berdasarkan *output* koefisien jalur pada Gambar 19.5 di atas indikator yang mempunyai koefisien *loading factor* di bawah 0.7 di-drop dari Diagram penelitian selanjutnya. Sehingga pada diagram selanjutnya indikator GK01, KA08, MK01, KO01 dan KO05 di-drop dari diagram penelitian selanjutnya, seperti terlihat pada gambar 22.6.
12. Cara untuk membuang atau men-**delete** indikator adalah dengan me-**Klik Kanan pada mouse** indikator yang akan di delete, lalu klik **Delete**. Berikut ini diagram yang sudah dibuang indikator GK01, KA08, MK01, KO01 dan KO05. Langkah berikutnya adalah men-**Calculate → PLS Algorithm** dan hasil calculate sebagai berikut:



Gambar 19.6. Output Koefisien Jalur Fit.

13. Langkah selanjutnya adalah mencari koefisien T Statistik sebagai pengujian hipotesis penelitian. Dimana hasil atau *out put* SmartPLS dari perintah **Calculate PLS** → **Bootstrapping** menghasilkan **T Statistic** seperti yang tampak seperti pada **Gambar 19.6.** berikut:



Gambar 19.6. Output T Statistik.

14. Langkah selanjutnya adalah melakukan **Evaluasi Model Pengukuran**, dengan melihat hasil **validitas indikator** dan **reliabilitas konstruk** (*convergent validity* dan *discriminant validity*).

a. Pengujian Validitas Konstruk

Validitas indikator dilihat dari nilai *Loading Factor* (LF) berdasarkan instruksi. Sesuai aturan umum (*rule of thumb*), nilai LF indikator $\geq 0,7$ dikatakan valid. Namun demikian, dalam pengembangan model atau indikator baru, nilai LF antara **0,5 - 0,6** masih dapat diterima (Yamin dan Kurniawan, 2011:202). Sedangkan Wijaya dan Mustafa (2012:124) menjelaskan bahwa nilai kritis LF berbeda-beda kriterianya, namun beberapa ahli menyarankan minimal 0,4. Berdasarkan hasil *print out* perintah **Calculate PLS Algorithm** pada **Gambar 19.6**, dinyatakan nilai $LF \geq 0.7$ sehingga seluruh indikator pada model dikatakan sudah *fit*.

Pengujian LF juga dapat melalui hasil *print out* perintah **Calculate PLS Bootstrapping** pada **Gambar 19.6**, untuk melihat nilai **T Statistic**. Indikator yang memiliki nilai **T Statistic $\geq 1,96$** (Ada yang membulatkan menjadi 2) dikatakan valid. Indikator juga dapat dikatakan valid jika memiliki **P Value $\leq 0,05$** . Dari **Gambar 19.6**, dan **Table 19.1**, diketahui telah menghasilkan model variable yang *fit* seperti terlihat pada **Table 19.1**, sehingga dapat digunakan untuk menguji hipotesis pada tahap pengukuran struktural.

Tabel 19.1. Outer Loadings (Mean, STDEV, T-Value) yang telah *Fit*.

Outer Loadings

	Original Sample (O)	Sample Mean (M)	Standard Error (STERR)	T Statistics (O /STERR)	P Values
GK01 <- Gaya Kepemimpinan	0.172	0.169	0.131	1.318	0.188
GK02 <- X1.1	1.000	1.000	0.000		
GK02 <- Gaya Kepemimpinan	0.826	0.826	0.031	26.574	0.000
GK03 <- X1.2	0.919	0.917	0.019	47.425	0.000
GK03 <- Gaya Kepemimpinan	0.830	0.827	0.035	23.513	0.000
GK04 <- X1.2	0.922	0.921	0.017	54.285	0.000
GK04 <- Gaya Kepemimpinan	0.848	0.845	0.034	25.194	0.000
GK05 <- X1.3	0.811	0.801	0.062	13.035	0.000
GK05 <- Gaya Kepemimpinan	0.634	0.627	0.081	7.828	0.000
GK06 <- X1.3	0.906	0.909	0.011	85.047	0.000
GK06 <- Gaya Kepemimpinan	0.877	0.876	0.025	35.406	0.000
GK07 <- X1.4	0.939	0.940	0.012	75.756	0.000
GK07 <- Gaya Kepemimpinan	0.891	0.890	0.023	39.215	0.000
GK08 <- X1.4	0.928	0.928	0.019	48.990	0.000
GK08 <- Gaya Kepemimpinan	0.825	0.823	0.040	20.777	0.000
KA01 <- Y2.1	0.708	0.688	0.104	6.823	0.000
KA01 <- Kinerja	0.510	0.501	0.094	5.431	0.000
KA02 <- Y2.1	0.854	0.865	0.035	24.328	0.000
KA02 <- Kinerja	0.693	0.708	0.056	12.429	0.000
KA03 <- Y2.2	0.730	0.741	0.091	8.049	0.000
KA03 <- Kinerja	0.589	0.596	0.092	6.377	0.000
KA04 <- Y2.2	0.813	0.792	0.100	8.170	0.000
KA04 <- Kinerja	0.693	0.667	0.113	6.129	0.000
KA05 <- Y2.3	0.937	0.936	0.014	67.596	0.000
KA05 <- Kinerja	0.670	0.669	0.095	7.064	0.000
KA06 <- Y2.3	0.940	0.940	0.012	78.199	0.000
KA06 <- Kinerja	0.688	0.690	0.076	9.082	0.000
KA07 <- Y2.4	1.000	1.000	0.000		
KA07 <- Kinerja	0.614	0.584	0.127	4.827	0.000
KA08 <- Kinerja	-0.006	-0.019	0.133	0.047	0.963
KO01 <- Kompensasi	0.419	0.412	0.125	3.364	0.001
KO02 <- X2.1	1.000	1.000	0.000		
KO02 <- Kompensasi	0.847	0.842	0.030	27.802	0.000
KO03 <- X2.2	0.867	0.864	0.028	31.224	0.000
KO03 <- Kompensasi	0.749	0.743	0.058	12.844	0.000
KO04 <- X2.2	0.876	0.876	0.020	43.970	0.000
KO04 <- Kompensasi	0.775	0.770	0.045	17.067	0.000
KO05 <- Kompensasi	0.319	0.303	0.131	2.434	0.015
KO06 <- X2.3	1.000	1.000	0.000		
KO06 <- Kompensasi	0.634	0.643	0.072	8.776	0.000
MK01 <- Motivasi Kerja	0.454	0.431	0.124	3.653	0.000
MK02 <- Y1.1	1.000	1.000	0.000		
MK02 <- Motivasi Kerja	0.803	0.815	0.035	22.934	0.000
MK03 <- Y1.2	0.892	0.894	0.029	30.471	0.000
MK03 <- Motivasi Kerja	0.695	0.674	0.094	7.402	0.000
MK04 <- Y1.2	0.832	0.822	0.052	15.903	0.000
MK04 <- Motivasi Kerja	0.566	0.539	0.116	4.870	0.000
MK05 <- Y1.3	0.712	0.693	0.096	7.410	0.000
MK05 <- Motivasi Kerja	0.558	0.549	0.092	6.064	0.000
MK06 <- Y1.3	0.851	0.863	0.027	31.286	0.000
MK06 <- Motivasi Kerja	0.746	0.763	0.041	18.185	0.000

b. Pengujian Reliabilitas Konstruk

Evaluasi terhadap nilai reliabilitas konstruk diukur dengan nilai *Cronbach's Alpha* dan *Composite Reliability*. Nilai *Cronbach's Alpha* semua konstruk harus $\geq 0,7$. Pada **Table 22.2**. di bawah ini nilai *Cronbach's Alpha* semua konstruk lebih besar dari 0.7, sehingga dapat disimpulkan indikator konsisten dalam mengukur konstraknya.

Table 19.2. Hasil Pemeriksaan Reliabilitas Konstruk berdasarkan Convergent Validity

Construct	AVE	Composite Reliability	Cronbach's Alpha	R ²
Gaya Kepemimpinan	0.595	0.915	0.884	
Kinerja	0.358	0.794	0.703	0.821
Kompensasi	0.426	0.803	0.705	
Motivasi	0.420	0.808	0.725	0.597
X1.1	1.000	1.000	1.000	0.682
X1.2	0.847	0.917	0.820	0.830
X1.3	0.740	0.850	0.656	0.801
X1.4	0.872	0.932	0.853	0.847
X2.1	1.000	1.000	1.000	0.717
X2.2	0.760	0.864	0.684	0.764
X2.3	1.000	1.000	1.000	0.402
Y1.1	1.000	1.000	1.000	0.644
Y1.2	0.744	0.853	0.658	0.543
Y1.3	0.616	0.761	0.384	0.706
Y2.1	0.616	0.761	0.384	0.603
Y2.2	0.597	0.747	0.328	0.693
Y2.3	0.880	0.936	0.864	0.524
Y2.4	1.000	1.000	1.000	0.377

Berdasarkan **Tabel 19.2.** hasil pemeriksaan *construct reliability* berdasarkan *convergent validity* dapat dilakukan dengan melihat nilai AVE untuk menunjukkan besarnya varian indikator yang dikandung oleh konstraknya. Dimana nilai batas AVE $\geq 0,5$. Hasil pada **Tabel 19.3** di atas menunjukkan nilai AVE untuk Kinerja (0.358), Kompensasi (0.426) dan Motivasi (0.420) nilai AVE lebih kecil dari 0.5.

Pengujian reliabilitas konstruk berikutnya adalah mengevaluasi *discriminant validity* yang meliputi *cross loading* dan membandingkan nilai akar AVE dengan korelasi antar konstruk. Hasil *output cross loading* seperti terlihat pada **Tabel 19.3.** di bawah ini.

Table 19.3. Cross Loading

Discriminant Validity																		
Fornell-Larcker Criterion: Cross Loadings: Heterotrait-Monotrait Ratio (HTMT)																		
	Gaya Kepemimpinan	Kinerja	Kompetensi	Motivasi Ke...	X1.1	X1.2	X1.3	X1.4	X2.1	X2.2	X2.3	Y1.1	Y1.2	Y1.3	Y2.1	Y2.2	Y2.3	Y2.4
GR01	0.172	0.614	0.376	0.599	0.033	0.006	0.123	0.129	0.229	0.238	0.274	0.274	0.734	0.325	0.334	0.623	0.132	1.000
GR02	0.826	0.517	0.489	0.542	1.000	0.797	0.620	0.660	0.300	0.278	0.603	0.603	0.157	0.563	0.564	0.462	0.364	0.033
GR03	0.830	0.523	0.492	0.524	0.778	0.919	0.626	0.662	0.269	0.152	0.592	0.592	0.160	0.527	0.528	0.516	0.330	0.089
GR04	0.830	0.523	0.492	0.524	0.778	0.919	0.620	0.662	0.269	0.152	0.582	0.582	0.169	0.527	0.528	0.516	0.330	0.089
GR04	0.848	0.558	0.458	0.530	0.691	0.922	0.692	0.703	0.312	0.228	0.626	0.626	0.108	0.593	0.594	0.473	0.398	0.087
GR04	0.848	0.558	0.458	0.530	0.691	0.922	0.692	0.703	0.312	0.228	0.626	0.626	0.108	0.593	0.594	0.473	0.398	0.087
GR05	0.634	0.449	0.421	0.396	0.413	0.509	0.811	0.515	0.338	0.291	0.419	0.419	0.219	0.365	0.366	0.425	0.394	0.039
GR05	0.634	0.449	0.421	0.396	0.413	0.509	0.811	0.515	0.338	0.291	0.419	0.419	0.219	0.365	0.366	0.425	0.394	0.039
GR06	0.877	0.585	0.506	0.539	0.626	0.698	0.906	0.863	0.337	0.319	0.620	0.620	0.145	0.568	0.569	0.501	0.426	0.155
GR06	0.877	0.585	0.506	0.539	0.626	0.698	0.906	0.863	0.337	0.319	0.620	0.620	0.145	0.568	0.569	0.501	0.426	0.155
GR07	0.891	0.532	0.441	0.458	0.633	0.717	0.829	0.939	0.240	0.293	0.555	0.555	0.126	0.473	0.474	0.468	0.416	0.131
GR07	0.891	0.532	0.441	0.458	0.633	0.717	0.829	0.939	0.240	0.293	0.555	0.555	0.126	0.473	0.474	0.468	0.416	0.131
GR08	0.823	0.484	0.440	0.440	0.576	0.667	0.712	0.928	0.290	0.299	0.538	0.538	0.103	0.487	0.488	0.431	0.333	0.110
GR08	0.823	0.484	0.440	0.440	0.576	0.667	0.712	0.928	0.290	0.299	0.538	0.538	0.103	0.487	0.488	0.431	0.333	0.110
KA01	0.323	0.510	0.339	0.558	0.281	0.283	0.276	0.263	0.183	0.142	0.263	0.263	0.322	0.712	0.708	0.362	0.151	0.320
KA01	0.323	0.510	0.339	0.558	0.281	0.283	0.276	0.263	0.183	0.142	0.263	0.263	0.322	0.712	0.708	0.362	0.151	0.320
KA02	0.642	0.693	0.564	0.746	0.569	0.631	0.565	0.514	0.332	0.353	0.759	0.759	0.240	0.851	0.854	0.432	0.476	0.210
KA02	0.642	0.693	0.564	0.746	0.569	0.631	0.565	0.514	0.332	0.353	0.759	0.759	0.240	0.851	0.854	0.432	0.476	0.210
KA03	0.743	0.589	0.479	0.505	0.611	0.681	0.723	0.627	0.382	0.259	0.588	0.588	0.213	0.459	0.461	0.730	0.320	0.149
KA03	0.743	0.589	0.479	0.505	0.611	0.681	0.723	0.627	0.382	0.259	0.588	0.588	0.213	0.459	0.461	0.730	0.320	0.149
KA04	0.229	0.693	0.390	0.609	0.143	0.100	0.162	0.158	0.210	0.238	0.280	0.280	0.700	0.338	0.337	0.813	0.279	0.767
KA04	0.229	0.693	0.390	0.609	0.143	0.100	0.162	0.158	0.210	0.238	0.280	0.280	0.700	0.338	0.337	0.813	0.279	0.767
KA05	0.411	0.670	0.631	0.422	0.327	0.358	0.435	0.335	0.553	0.620	0.413	0.413	0.274	0.371	0.371	0.367	0.937	0.127
KA05	0.411	0.670	0.631	0.422	0.327	0.358	0.435	0.335	0.553	0.620	0.413	0.413	0.274	0.371	0.371	0.367	0.937	0.127
KA06	0.459	0.688	0.712	0.444	0.355	0.385	0.458	0.420	0.618	0.700	0.379	0.379	0.277	0.426	0.427	0.364	0.940	0.121
KA06	0.459	0.688	0.712	0.444	0.355	0.385	0.458	0.420	0.618	0.700	0.379	0.379	0.277	0.426	0.427	0.364	0.940	0.121
KA07	0.172	0.614	0.376	0.599	0.033	0.006	0.123	0.129	0.229	0.238	0.274	0.274	0.734	0.325	0.324	0.623	0.132	1.000
KA07	0.172	0.614	0.376	0.599	0.033	0.006	0.123	0.129	0.229	0.238	0.274	0.274	0.734	0.325	0.324	0.623	0.132	1.000
KA08	0.886	0.506	0.650	0.812	0.957	0.101	0.104	0.025	0.126	0.111	0.953	0.953	0.075	0.112	0.111	0.112	0.111	0.102
KO01	0.324	0.433	0.419	0.477	0.314	0.295	0.262	0.250	0.219	0.166	0.260	0.260	0.337	0.510	0.508	0.336	0.194	0.250
KO02	0.370	0.558	0.847	0.441	0.300	0.316	0.390	0.283	1.000	0.739	0.344	0.344	0.379	0.339	0.340	0.373	0.624	0.229
KO02	0.370	0.558	0.847	0.441	0.300	0.316	0.390	0.283	1.000	0.739	0.344	0.344	0.379	0.339	0.340	0.373	0.624	0.229
KO03	0.210	0.457	0.749	0.336	0.205	0.124	0.231	0.175	0.694	0.867	0.212	0.212	0.327	0.253	0.254	0.235	0.583	0.207
KO03	0.210	0.457	0.749	0.336	0.205	0.124	0.231	0.175	0.694	0.867	0.212	0.212	0.327	0.253	0.254	0.235	0.583	0.207
KO04	0.367	0.536	0.775	0.405	0.279	0.235	0.384	0.375	0.587	0.676	0.374	0.374	0.364	0.324	0.325	0.320	0.643	0.208
KO04	0.367	0.536	0.775	0.405	0.279	0.235	0.384	0.375	0.587	0.676	0.374	0.374	0.364	0.324	0.325	0.320	0.643	0.208
KO05	0.150	0.398	0.319	0.454	0.179	0.132	0.180	0.046	0.183	0.130	0.095	0.095	0.453	0.230	0.229	0.481	0.085	0.502
KO06	0.700	0.669	0.634	0.803	0.603	0.662	0.619	0.586	0.344	0.338	1.000	1.000	0.355	0.690	0.692	0.544	0.422	0.274
KO06	0.700	0.669	0.634	0.803	0.603	0.662	0.619	0.586	0.344	0.338	1.000	1.000	0.355	0.690	0.692	0.544	0.422	0.274
MO01	0.150	0.398	0.319	0.454	0.179	0.132	0.180	0.046	0.183	0.130	0.095	0.095	0.453	0.230	0.229	0.481	0.085	0.502
MO02	0.700	0.669	0.634	0.803	0.603	0.662	0.619	0.586	0.344	0.338	1.000	1.000	0.355	0.690	0.692	0.544	0.422	0.274
MO02	0.700	0.669	0.634	0.803	0.603	0.662	0.619	0.586	0.344	0.338	1.000	1.000	0.355	0.690	0.692	0.544	0.422	0.274
MO03	0.249	0.505	0.515	0.095	0.213	0.194	0.208	0.135	0.364	0.381	0.382	0.382	0.882	0.353	0.353	0.516	0.399	0.005
MO03	0.249	0.505	0.515	0.095	0.213	0.194	0.208	0.135	0.364	0.381	0.382	0.382	0.882	0.353	0.353	0.516	0.399	0.005
MO04	0.117	0.514	0.259	0.506	0.041	0.051	0.137	0.047	0.266	0.229	0.203	0.203	0.832	0.236	0.235	0.563	0.198	0.075
MO04	0.117	0.514	0.259	0.506	0.041	0.051	0.137	0.047	0.266	0.229	0.203	0.203	0.832	0.236	0.235	0.563	0.198	0.075
MO05	0.323	0.510	0.339	0.558	0.281	0.283	0.276	0.263	0.183	0.142	0.263	0.263	0.322	0.712	0.708	0.362	0.151	0.320
MO05	0.323	0.510	0.339	0.558	0.281	0.283	0.276	0.263	0.183	0.142	0.263	0.263	0.322	0.712	0.708	0.362	0.151	0.320
MO06	0.642	0.693	0.564	0.746	0.569	0.631	0.565	0.514	0.332	0.353	0.759	0.759	0.240	0.851	0.854	0.432	0.476	0.210
MO06	0.642	0.693	0.564	0.746	0.569	0.631	0.565	0.514	0.332	0.353	0.759	0.759	0.240	0.851	0.854	0.432	0.476	0.210

Berdasarkan Tabel 19.3. Cross Loading di atas dapat disimpulkan bahwa semua indikator mempunyai koefisien korelasi yang lebih besar dengan masing-masing konstraknya dibandingkan dengan nilai koefisien korelasi indikator pada blok konstruk pada kolom lainnya. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa masing-masing indikator dalam blok adalah penyusun konstruk dalam kolom tersebut.

Pemeriksaan selanjutnya adalah membandingkan akar AVE dengan korelasi antar konstruk, seperti terlihat pada Tabel 19.4 dan Tabel 19.5. di bawah ini.

Table 19.4. Perbandingan AVE dengan Akar AVE

Construct	AVE	Akar AVE
Gaya Kepemimpinan	0.595	0.771
Kinerja	0.358	0.598
Kompensasi	0.426	0.652
Motivasi	0.420	0.648
X1.1	1.000	1
X1.2	0.847	0.920
X1.3	0.740	0.860
X1.4	0.872	0.933
X2.1	1.000	1
X2.2	0.760	0.871
X2.3	1.000	1
Y1.1	1.000	1
Y1.2	0.744	0.862
Y1.3	0.616	0.784
Y2.1	0.616	0.784
Y2.2	0.597	0.772
Y2.3	0.880	0.938
Y2.4	1.000	1

Table 19.5. Laten Variabel Correlation

Latent Variables

Latent Variable Scores | Latent Variable Correlations | Latent Variable Covariances | Export to clipboard

	Gaya Kepemimp...	Kinerja	Kompensasi	Motivasi Kerja	X1.1	X1.2	X1.3	X1.4	X2.1	X2.2	X2.3	Y1.1	Y1.2	Y1.3	Y2.1	Y2.2	Y2.3	Y2.4
Gaya Kepemimpinan	1.000																	
Kinerja	0.665	1.000																
Kompensasi	0.565	0.781	1.000															
Motivasi Kerja	0.627	0.674	0.727	1.000														
X1.1	0.828	0.517	0.489	0.542	1.000													
X1.2	0.613	0.586	0.468	0.573	0.797	1.000												
X1.3	0.895	0.610	0.543	0.553	0.620	0.713	1.000											
X1.4	0.828	0.545	0.472	0.481	0.600	0.742	0.828	1.000										
X2.1	0.570	0.558	0.647	0.441	0.300	0.216	0.390	0.283	1.000									
X2.2	0.332	0.570	0.674	0.426	0.276	0.207	0.355	0.317	0.778	1.000								
X2.3	0.700	0.669	0.634	0.803	0.603	0.662	0.619	0.506	0.344	0.338	1.000							
Y1.1	0.700	0.669	0.634	0.803	0.603	0.662	0.619	0.506	0.344	0.338	1.000	1.000						
Y1.2	0.217	0.627	0.513	0.737	0.157	0.150	0.204	0.123	0.370	0.362	0.355	0.355	1.000					
Y1.3	0.638	0.776	0.500	0.840	0.563	0.609	0.557	0.514	0.339	0.332	0.690	0.690	0.347	1.000				
Y2.1	0.640	0.777	0.501	0.842	0.564	0.610	0.558	0.515	0.340	0.333	0.692	0.692	0.347	1.000	1.000			
Y2.2	0.680	0.632	0.536	0.724	0.462	0.537	0.541	0.482	0.272	0.319	0.544	0.544	0.621	0.508	0.508	1.000		
Y2.3	0.464	0.724	0.716	0.482	0.364	0.396	0.476	0.483	0.624	0.704	0.422	0.422	0.253	0.425	0.427	0.390	1.000	
Y2.4	0.172	0.614	0.376	0.589	0.032	0.086	0.123	0.129	0.229	0.238	0.274	0.274	0.234	0.325	0.324	0.623	0.132	1.000

Berdasarkan **Tabel 19.4** Akar AVE dan **Tabel 19.5. Laten Variabel Correlation** dapat dijelaskan bahwa Akar AVE untuk konstruk Gaya Kepemimpinan adalah 0.771, sedangkan korelasi secara maksimal Gaya Kepemimpinan dengan konstruk lainnya adalah 0.665, sehingga nilai akar AVE konstruk Gaya Kepemimpinan lebih besar dari nilai korelasi konstruk lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa syarat *discriminant validity* lainnya terpenuhi. Begitu juga dengan konstruk lainnya yang menunjukkan akar AVE lebih besar dari korelasi konstruk.

15. Langkah selanjutnya adalah melakukan Evaluasi Model Struktural.

Pada tahap ini evaluasi model struktural akan dianalisis dengan melihat signifikansi hubungan antar konstruk yang ditunjukkan oleh nilai *t statistic* dengan melihat *out put* dari **options Calculate PLS → Bootstrapping** untuk melihat nilai **T Statistic**. Dimana indikator yang memiliki nilai **T Statistic** $\geq 1,96$ (Ada yang membulatkan menjadi 2) dikatakan valid. Indikator juga dapat dikatakan valid jika memiliki **P Value** $\leq 0,05$. Seperti terlihat pada **Tabel 19.6.** di bawah ini.

Tabel 19.6. Path Coefficients

Path Coefficients						
Mean, STDEV, T-Values, P-Values	Confidence Intervals		Confidence Intervals Bias Corrected	Samples		
	Original Sample (O)	Sample Mean (M)	Standard Error (STERR)	T Statistics (O /STERR)	P Values	
Gaya Kepemimpinan -> Kinerja	0.144	0.154	0.065	2.219	0.027	
Gaya Kepemimpinan -> Motivasi Kerja	0.318	0.329	0.111	2.857	0.004	
Gaya Kepemimpinan -> X1.1	0.826	0.826	0.031	26.574	0.000	
Gaya Kepemimpinan -> X1.2	0.911	0.910	0.021	43.926	0.000	
Gaya Kepemimpinan -> X1.3	0.895	0.894	0.020	44.623	0.000	
Gaya Kepemimpinan -> X1.4	0.920	0.918	0.018	51.187	0.000	
Kinerja -> Y2.1	0.777	0.787	0.040	19.424	0.000	
Kinerja -> Y2.2	0.832	0.826	0.047	17.626	0.000	
Kinerja -> Y2.3	0.724	0.726	0.084	8.598	0.000	
Kinerja -> Y2.4	0.614	0.584	0.127	4.827	0.000	
Kompensasi -> Kinerja	0.276	0.273	0.079	3.491	0.001	
Kompensasi -> Motivasi Kerja	0.547	0.542	0.100	5.484	0.000	
Kompensasi -> X2.1	0.847	0.842	0.030	27.802	0.000	
Kompensasi -> X2.2	0.874	0.871	0.032	27.460	0.000	
Kompensasi -> X2.3	0.634	0.643	0.072	8.776	0.000	
Motivasi Kerja -> Kinerja	0.583	0.574	0.087	6.666	0.000	
Motivasi Kerja -> Y1.1	0.803	0.815	0.035	22.934	0.000	
Motivasi Kerja -> Y1.2	0.737	0.715	0.099	7.425	0.000	
Motivasi Kerja -> Y1.3	0.840	0.851	0.027	30.916	0.000	

Berdasarkan **Tabel 19.6. Path Coefficients** di atas dapat dilakukan pengujian hipotesis sebagai berikut :

Hipotesis pertama : Gaya kepemimpinan (X_1) berpengaruh positif dan signifikan terhadap Motivasi kerja (Y_1). Hasil nilai *t statistic* adalah $2.857 \geq 1.96$, sehingga disimpulkan terdapat pengaruh signifikan Gaya kepemimpinan terhadap Motivasi kerja.

Hipotesis kedua : Kompensasi (X_2) berpengaruh positif dan signifikan terhadap Motivasi kerja (Y_1). Hasil nilai *t statistic* adalah $5.484 \geq 1.96$, sehingga dapat disimpulkan terdapat pengaruh positif dan signifikan Kompensasi terhadap Motivasi kerja.

Hipotesis ketiga : Gaya kepemimpinan (X_1) berpengaruh positif dan signifikan terhadap Kinerja (Y_2). Hasil nilai t statistic adalah $2.219 \geq 1.96$, sehingga dapat disimpulkan terdapat pengaruh positif dan signifikan Gaya kepemimpinan terhadap Kinerja.

Hipotesis keempat : Kompensasi (X_2) berpengaruh positif dan signifikan terhadap Kinerja (Y_2). Hasil nilai t statistic adalah $3.491 \geq 1.96$, sehingga dapat disimpulkan terdapat pengaruh positif dan signifikan Kompensasi terhadap Kinerja.

Hipotesis kelima : Motivasi kerja (Y_1) berpengaruh positif dan signifikan terhadap Kinerja (Y_2). Hasil nilai t statistic adalah $6.666 \geq 1.96$, sehingga dapat disimpulkan terdapat pengaruh positif dan signifikan Motivasi kerja terhadap Kinerja.

BAB
XX

CONTOH PENELITIAN MANAJEMEN MODEL MODERASI DENGAN SMART-PLS 3.0

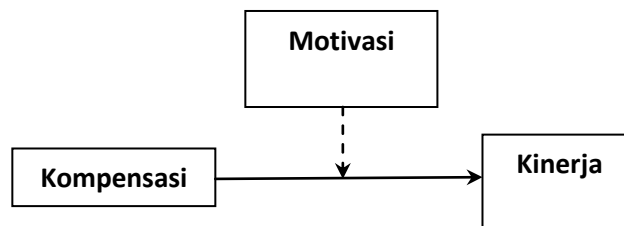
- A Judul Penelitian.**
- B Kerangka Pemikiran.**
- C Pengukuran Variabel.**
- D Hipotesis Penelitian.**
- E Analisis Data dengan SmartPLS 3.0.**

Contoh analisis SEM dalam penelitian manajemen menggunakan Smart-PLS 3.0. berikut ini menggunakan data dari file **data_moderasi.xls** yang terdapat di dalam CD kerja buku ini.

A. Judul Penelitian.

Motivasi berprestasi sebagai pemoderasi hubungan *kompensasi* terhadap *kinerja pegawai*.

B. Kerangka Pemikiran.



Gambar 20.1. Model Teoritik Penelitian.

C. Pengukuran Variabel

1. Kompensasi sebagai variabel eksogen diukur dengan tiga indikator, yaitu kepuasan terhadap : gaji/upah (X_1), pekerjaan (X_2) dan *rewards* (X_3).
2. Kinerja pegawai sebagai variabel endogen diukur dengan lima indikator, yaitu : kuantitas kerja di atas standar (X_4), kualitas kerja di atas standar (X_5) dan sikap dan perilaku kerja (X_6).
3. Motivasi berprestasi sebagai variabel moderasi diukur dengan tiga indikator, yaitu : kompetitif (X_7), bersedia bekerja keras (X_8), dan dorongan untuk mejau (X_9).

D. Hipotesis Penelitian.

Motivasi berprestasi sebagai pemoderasi pengaruh *kompensasi* terhadap *kinerja pegawai*.
Atau :

(Semakin tinggi motivasi berprestasi, maka pengaruh positif antara kompensasi terhadap kinerja pegawai akan semakin meningkat. Sebaliknya, semakin rendah motivasi berprestasi, maka pengaruh positif kompensasi terhadap kinerja pegawai akan semakin menurun).

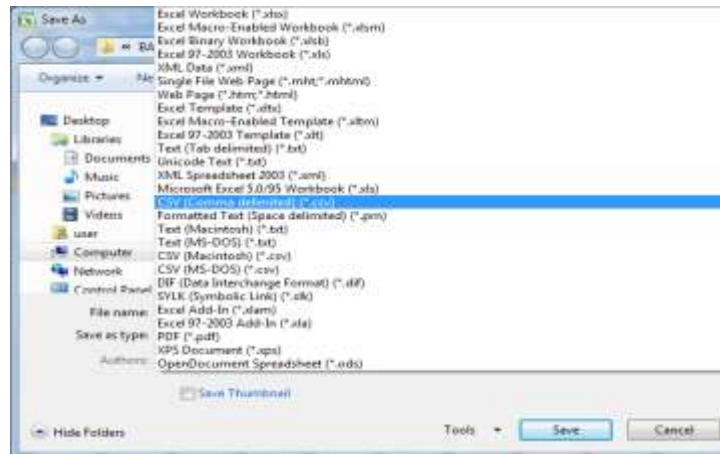
E. Analisis Data dengan SmartPLS 3.0.

1. Menyiapkan data dengan cara merubah format *xls menjadi *csv. Dalam latihan ini, buka file *data_moderasi.xls* pada CD kerja sehingga tampil seperti pada layar **Gambar 20.1.** berikut :

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9
2	4	4	4	4	3	4	4	4	3
3	5	3	3	3	4	3	4	3	2
4	2	3	3	3	4	4	4	4	3
5	4	2	4	4	2	2	2	2	2
6	3	3	4	4	5	4	4	3	3
7	3	3	3	4	5	4	4	3	3
8	2	4	4	4	4	3	4	3	4
9	4	4	4	4	4	5	4	4	4
10	3	2	3	3	3	3	2	2	2
11	2	2	3	3	3	3	2	2	2
12	2	3	4	3	5	4	4	3	3
13	4	4	5	3	4	4	4	4	4
14	2	3	3	4	4	3	2	2	3
15	2	4	4	4	5	4	5	5	4
16	4	4	4	4	4	4	4	4	4
17	4	4	4	4	4	4	3	3	3
18	5	5	5	5	5	5	4	4	4
19	4	4	4	4	4	4	4	4	4
20	4	4	4	4	4	4	3	3	3
21	4	4	4	4	4	4	3	3	3
22	5	5	5	5	5	5	3	3	2
23	3	3	3	3	3	3	5	5	5
24	4	4	4	4	4	4	4	4	4
25	4	5	4	4	4	5	4	4	5
26	4	4	4	4	4	4	3	3	3
27	4	4	5	4	4	4	4	4	4
28	4	4	4	4	4	4	4	4	4
29	5	5	5	5	5	5	3	3	4
30	4	4	4	4	4	4	4	4	2
31	5	5	5	5	5	5	4	4	3

Gambar 20.1. File *data_produkivitas.xls* dengan responden 100 orang.

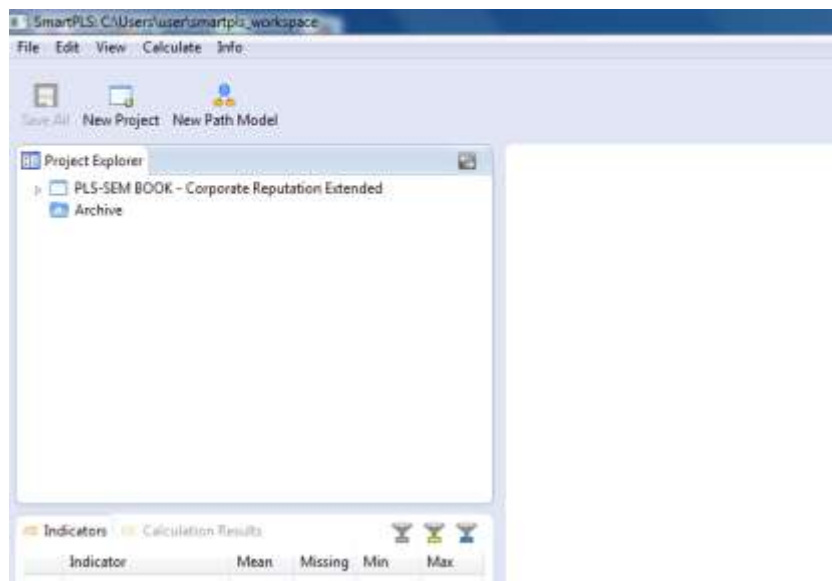
2. File data dalam format *xls tersebut kemudian dirubah menjadi format *csv (*Comma deleted*) disimpan dengan nama file *produktivitas.csv* seperti yang terlihat pada **Gambar 20.2.** berikut :



Gambar 20.2. Perintah merubah format data dari *xls menjadi *csv (*Comma deleted*).

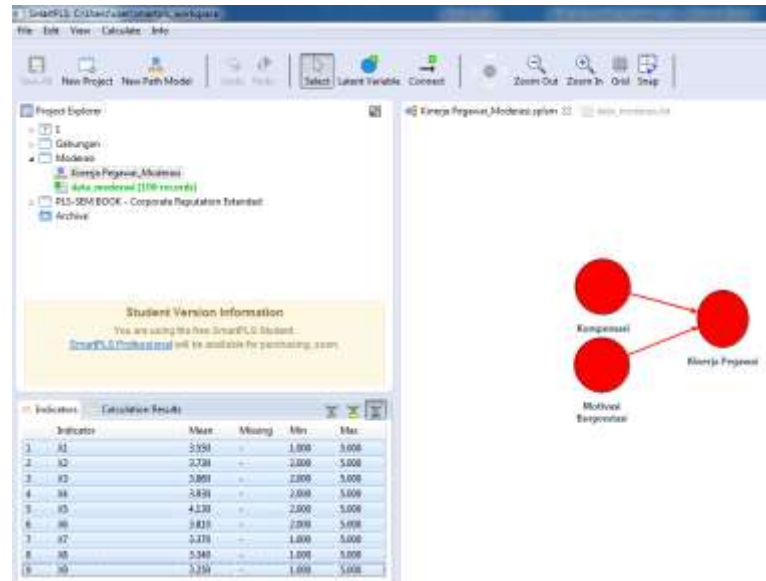
Setelah disimpan dalam format *csv maka data siap dibaca oleh program SmartPLS 3.0.

3. Membuat diagram atau model utama penelitian dengan cara membuka program SmartPLS 3.0. sehingga muncul layar kerja seperti pada **Gambar 20.3**.



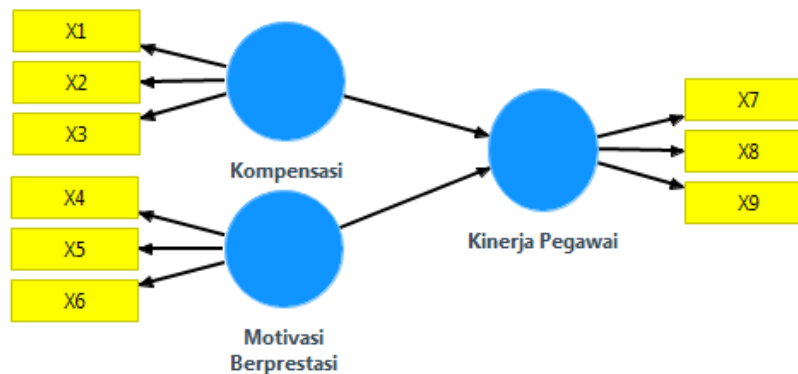
Gambar 20.3. Layar Kerja Smartpls 3.0. Telah Siap Dioperasikan.

4. Data yg sudah dalam format *csv (nama file : *data_moderasi.csv*) di-*double klik* sehingga muncul pada layar kerja. Lalu sorot dengan klik pada inidikator X_1 sd X_9 seperti terlihat pada **Gambar 20.4**.



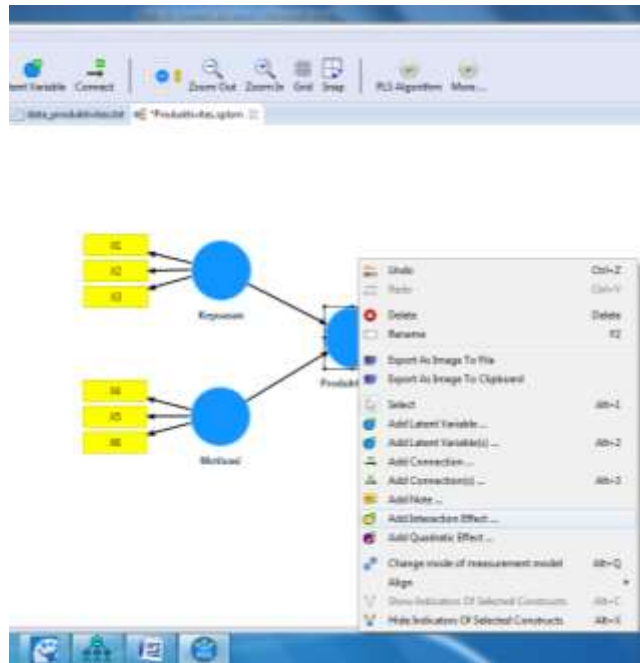
Gambar 20.4. Diagram Model Utama Teoretik Utama Penelitian

- Indikator yang sudah di-sorot kemudian di-*drag* (ditarik) pada variable laten kemudian dilepas sehingga muncul ke 9 indikator seperti terlihat pada Gambar 20.5.



Gambar 20.5. Diagram Full Model dengan Indikator.

- Buat diagram efek moderasi, dengan cara klik kanan pada konstruk **kinerja pegawai**, lalu pilih “Add Moderating Effect” tampak seperti pada Gambar 20.6. berikut :



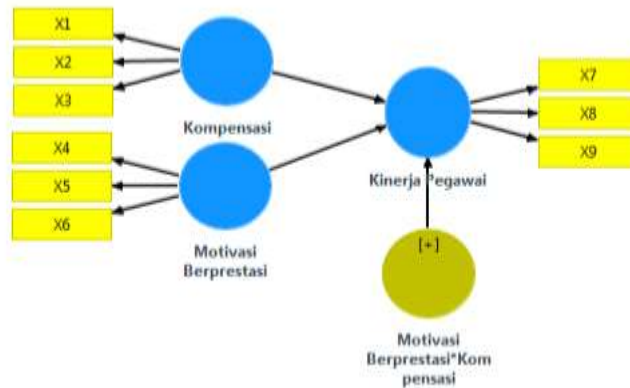
Gambar 20.6. Tampilan Perintah Membuat Diagram Efek Moderasi.

7. Klik **Add Interaction Effect**, akan muncul layar kerja perintah membuat efek moderasi seperti pada Gambar 20.7. Pada bagian **Moderating Effect**, tulus **motivasi berprestasi** sebagai **Moderator Variable** dan **kompensasi** sebagai **Predictor** atau **Independent Variable**. Sedangkan sebagai variable **dependent variable** adalah **kinerja pegawai**. Pada **Calculation Method** pilih **Product Indicator** dan pada **Advanced Setting**, pilih **Standardized**. Klik **Ok**.



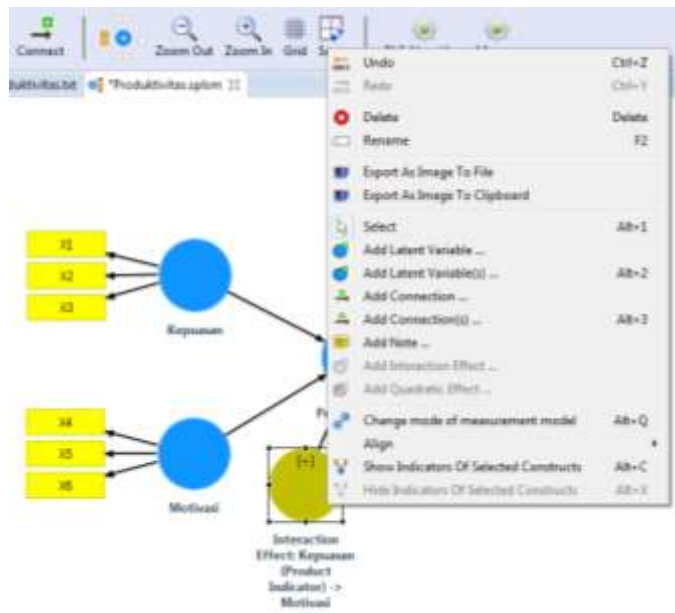
Gambar 20.7. Isian Perintah Membuat Diagram Efek Moderasi.

8. Setelah di-klik **Ok**, hasilnya terlihat pada **Gambar 20.8**.



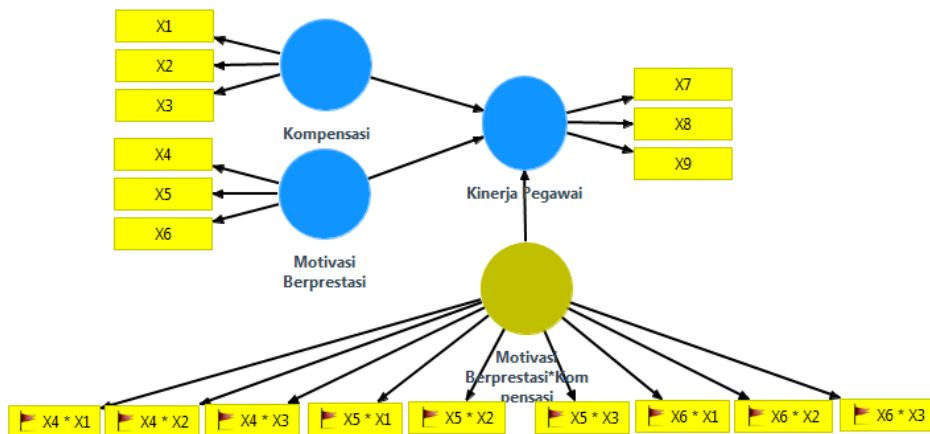
Gambar 20.8. Diagram PLS-SEM dengan Efek Moderasi.

9. Tepat pada bulatan variable laten **Interaction Effect (Motivasi Berprestasi)** klik kanan, lalu pilih **Show Indicators of selected Constructs** seperti terlihat pada **Gambar 20.9**.



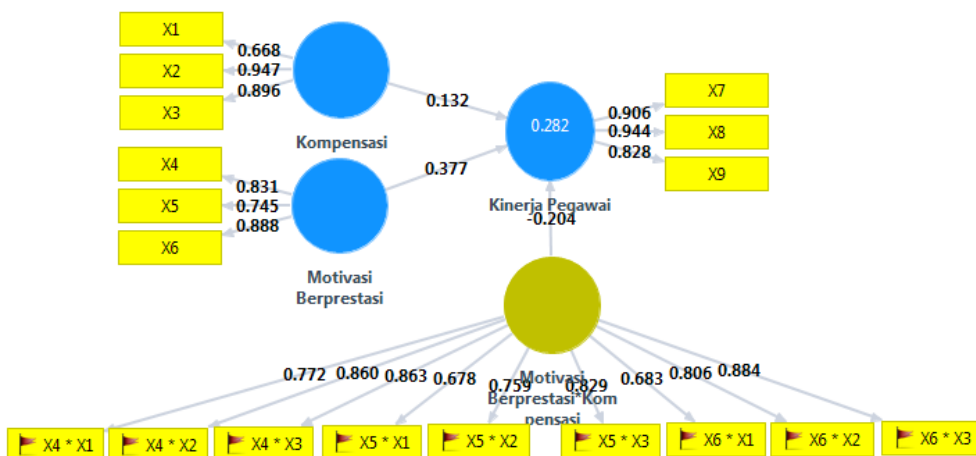
Gambar 20.9. Perintah Membuat Efek Interaksi Kepuasan*Produktivitas.

10. Setelah di-klik **Ok**, maka hasilnya akan muncul konstruk interaksi **Motivasi Berprestasi*Kompensasi** dengan indikator interaksinya ($X_1 * X_4$, $X_1 * X_5$, $X_1 * X_6$), ($X_2 * X_4$, $X_2 * X_5$, $X_2 * X_6$) dan ($X_3 * X_4$, $X_3 * X_5$, $X_3 * X_6$) seperti terlihat pada **Gambar 20.10**.



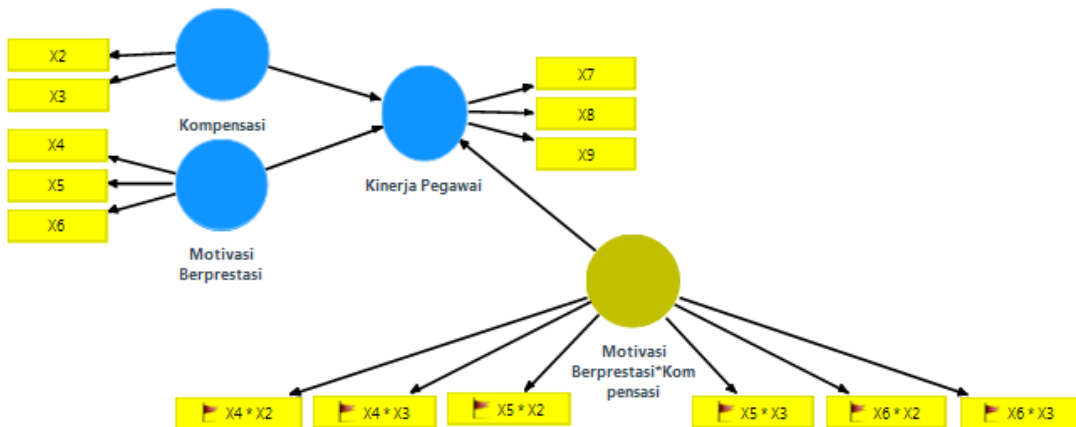
Gambar 20.9.B. Hasil Konstruk Interaksi Kepuasan*Produktivitas.

11. Calculate program SmartPLS. Hasil atau *out put* SmartPLS dari perintah **Calculate PLS** → **PLS Algorithm** menghasilkan **Koefisien Jalur** seperti yang tampak seperti pada **Gambar 20.10.** berikut :



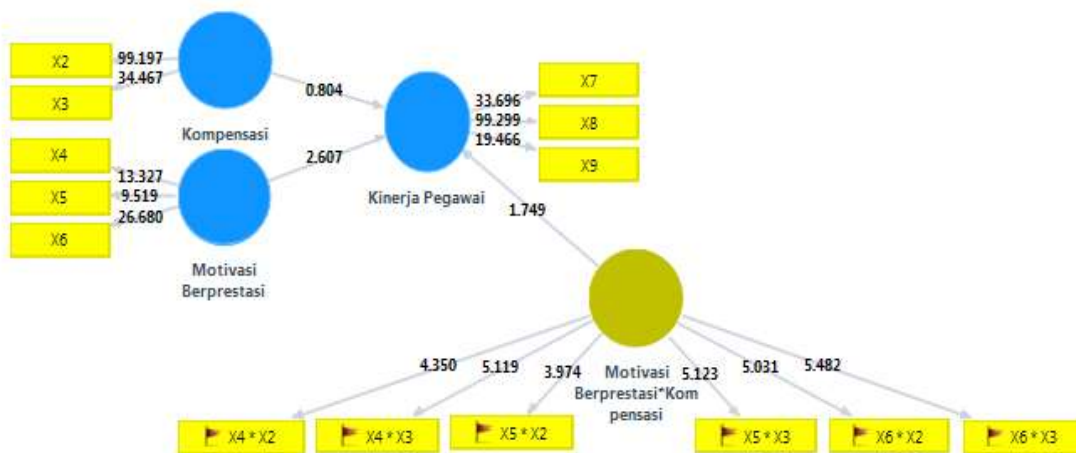
Gambar 20.10. *Output* Koefisien Jalur.

12. Dikarenakan pada Gambar 20.10. masih terdapat indikator yang mempunyai nilai *Loading Factor* (LF) ≤ 0.7 . yaitu pada indikator X1 dengan nilai $0.668 \leq 0.7$, sehingga kemudian indikator X1 di-drop dari diagram dan penelitian selanjutnya, seperti terlihat pada gambar 20.10 di bawah ini.



Gambar 20.10. Output Koefisien Jalur Fit.

13. Hasil atau *out put* SmartPLS dari perintah **Calculate PLS** → **Bootstrapping** menghasilkan **T Statistic** seperti yang tampak seperti pada **Gambar 20.11.** berikut:



Gambar 20.11. Output T Statistik.

14. Melakukan **Evaluasi Model Pengukuran**, dengan melihat hasil **validitas indikator** dan **reliabilitas konstruk** (*convergent validity* dan *discriminant validity*).

a. **Pengujian Validitas Konstruk**

Validitas indikator dilihat dari nilai *Loading Factor* (LF) yang dihasilkan. Sesuai aturan umum (*rule of thumb*), nilai LF indikator $\geq 0,7$ dikatakan valid. Berdasarkan hasil *print out* perintah **Calculate PLS Algorithm** pada **Gambar 20.11.** di atas, semua indikator memiliki nilai $LF \geq 0.7$ sehingga seluruh indikator dinyatakan valid.

Pengujian LF juga dapat melalui hasil *print out* perintah **Calculate PLS Bootstrapping** pada **Gambar 20.11.** untuk melihat nilai **T Statistic**. Indikator yang memiliki nilai **T Statistic** $\geq 1,96$ (Ada yang membulatkan menjadi 2) dikatakan valid. Indikator juga dapat dikatakan valid jika memiliki **P**

$Value \leq 0.05$. Dari **Gambar 20.11.** dan **Table 20.1.** diketahui seluruh indikator memiliki nilai T Statistic ≥ 1.96 dan $P\text{-Value} < 0.05$ sehingga seluruh indikator pembentuk konstruk dinyatakan valid sehingga dapat digunakan untuk menguji hipotesis pada tahap pengukuran struktural.

Tabel 20.1. Hasil Outer Loadings (Mean, STDEV, T-Value) T Statistic dan P Value.

Outer Loadings					
Mean, STDEV, T-Values, P-Val...	Confidence Intervals	Confidence Intervals Bias Cor...	Samples	Export to clipboard:	
				CSV	R
	Original Sample (O)	Sample Mean (M)	Standard Error (STERR)	T Statistics (O/STERR)	P Values
X2 <- Kompensasi	0.961	0.963	0.010	97.372	0.000
X3 <- Kompensasi	0.931	0.926	0.027	34.868	0.000
X4 <- Motivasi Berprestasi	0.831	0.818	0.066	12.630	0.000
X4 * X2 <- Motivasi Berprestasi*Kompensasi	0.852	0.773	0.205	4.154	0.000
X4 * X3 <- Motivasi Berprestasi*Kompensasi	0.883	0.802	0.183	4.813	0.000
X5 <- Motivasi Berprestasi	0.745	0.739	0.072	10.396	0.000
X5 * X2 <- Motivasi Berprestasi*Kompensasi	0.786	0.774	0.207	3.802	0.000
X5 * X3 <- Motivasi Berprestasi*Kompensasi	0.852	0.801	0.166	5.136	0.000
X6 <- Motivasi Berprestasi	0.888	0.888	0.034	26.484	0.000
X6 * X2 <- Motivasi Berprestasi*Kompensasi	0.830	0.796	0.177	4.680	0.000
X6 * X3 <- Motivasi Berprestasi*Kompensasi	0.890	0.815	0.179	4.977	0.000
X7 <- Kinerja Pegawai	0.905	0.905	0.025	36.500	0.000
X8 <- Kinerja Pegawai	0.943	0.944	0.009	100.055	0.000
X9 <- Kinerja Pegawai	0.830	0.824	0.050	16.707	0.000

b. Pengujian Reliabilitas Konstruk

Evaluasi terhadap nilai reliabilitas konstruk diukur dengan nilai *Cronbach's Alpha* dan *Composite Reliability* dengan perintah **Calculate PLs Algorithm**. Nilai *Cronbach's Alpha* semua konstruk harus $\geq 0,7$.

Table 20.2. di bawah ini memperlihatkan nilai *Cronbach's Alpha* untuk semua konstruk $\geq 0,7$, sehingga dapat disimpulkan indikator konsisten dalam mengukur konstruknya. Hasil nilai *Cronbach's Alpha* untuk kinerja pegawai (0.873), kompensasi (0.885), motivasi berprestasi (0.763), motivasi berprestasi*kompensasi (0.924) semua nilai *Cronbach's Alpha* lebih besar dari 0.7.

Nilai AVE juga dapat digunakan untuk menunjukkan besarnya varian indikator yang dikandung oleh konstruknya. Nilai kritis AVE ≥ 0.5 . Hasil nilai AVE untuk kinerja pegawai (0.799), kompensasi (0.895), motivasi berprestasi (0.678) dan motivasi berprestasi*kompensasi (0.722) semua nilai AVE lebih besar dari 0.5.

Table 20.2. Hasil Pemeriksaan Reliabilitas Konstruk berdasarkan Convergent Validity

Construct	AVE	Composite Reliability	Cronbach's Alpha	R ²
Kinerja pegawai	0.799	0.923	0.873	
Kompensasi	0.895	0.945	0.885	
Motivasi berprestasi	0.678	0.862	0.763	
Motivasi berprestasi*Kompensasi	0.722	0.940	0.924	0.272

Pengujian reliabilitas konstruk berikutnya adalah mengevaluasi *discriminant validity* dengan melihat *cross loading* dan membandingkan nilai akar AVE dengan korelasi antar konstruk. Hasil *output cross loading* seperti terlihat pada **Tabel 20.3.** di bawah ini.

Table 20.3. Hasil Cross Loading Discriminant Validity.

Discriminant Validity

	Fornell-Larcker Criterion	Cross Loadings	Heterotrait-Monotrait Ratio (HTMT)	Expc
	Kinerja Pegawai	Kompensasi	Motivasi Berprestasi	Motivasi Berprestasi*Kompensasi
X2	0.442	0.961	0.727	-0.103
X3	0.334	0.931	0.691	-0.043
X4	0.336	0.718	0.831	-0.072
X4 * X2	-0.137	-0.103	-0.067	0.852
X4 * X3	-0.163	-0.089	-0.090	0.883
X5	0.349	0.504	0.745	-0.164
X5 * X2	-0.250	-0.086	-0.138	0.786
X5 * X3	-0.191	-0.027	-0.107	0.852
X6	0.487	0.639	0.888	-0.040
X6 * X2	-0.194	-0.092	-0.054	0.830
X6 * X3	-0.144	-0.004	-0.039	0.890
X7	0.905	0.359	0.370	-0.298
X8	0.943	0.439	0.485	-0.206
X9	0.830	0.309	0.445	-0.087

Berdasarkan **Tabel 20.3.** *cross loadings* di atas dapat disimpulkan bahwa semua indikator mempunyai koefisien korelasi yang lebih besar dengan masing-masing konstraknya dibandingkan dengan nilai koefisien korelasi indikator pada blok konstruk pada kolom lainnya. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa masing-masing indikator dalam blok adalah penyusun konstruk dalam kolom tersebut.

Pemeriksaan selanjutnya adalah membandingkan akar AVE dengan korelasi antar konstruk, seperti terlihat pada **Tabel 20.4.** dan **Tabel 20.5.** di bawah ini.

Table 20.4. Perbandingan AVE dengan Akar AVE

Construct	AVE	Akar AVE
Kinerja pegawai	0.799	0.893
Kompensasi	0.895	0.946
Motivasi berprestasi	0.678	0.823
Motivasi berprestasi*Kompensasi	0.722	0.849

Table 20.5. Laten Variabel Correlation

Latent Variables

	Kinerja Pegawai	Kompensasi	Motivasi Berprestasi	Motivasi Berprestasi*Kompensasi
Kinerja Pegawai	1.000			
Kompensasi	0.417	1.000		
Motivasi Berprestasi	0.486	0.750	1.000	
Motivasi Berprestasi*Kompensasi	-0.223	-0.081	-0.104	1.000

Berdasarkan **Tabel 20.5 Perbandingan AVE dengan Akar AVE** dan **Tabel 20.6 Laten Variabel Correlation** dapat dijelaskan bahwa Akar AVE untuk konstruk kinerja pegawai adalah 0.893, sedangkan korelasi secara maksimal kinerja pegawai dengan konstruk lainnya adalah 0.486, sehingga nilai akar AVE konstruk kinerja pegawai lebih besar dari nilai korelasi konstruk lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa syarat *discriminant validity* lainnya terpenuhi. Begitu juga dengan konstruk lainnya yang menunjukkan akar AVE lebih besar dari korelasi konstruk.

15. Melakukan Evaluasi Model Struktural.

Pada tahap evaluasi model struktural akan dianalisis dengan melihat signifikansi hubungan antar konstruk yang ditunjukkan oleh nilai **t statistic** yang dihasilkan dari *out put* dari **options Calculate PLS → Bootstrapping**. Besarnya pengaruh antar konstruk dan efek interaksi (moderasi) diukur dengan nilai koefisien jalur (*path coefficient*). *Path coefficient* yang memiliki nilai **T Statistic ≥ 1,96** (atau dibulatkan menjadi 2) atau memiliki **P Value ≤ 0,05** dinyatakan signifikan.

Tabel 20.5. Path Coefficients

	Original Sample (O)	Sample Mean (M)	Standard Error (STERR)	T Statistics (O/STERR)	P Values
Kompensasi -> Kinerja Pegawai	0.119	0.129	0.145	0.821	0.412
Motivasi Berprestasi -> Kinerja Pegawai	0.378	0.370	0.150	2.524	0.012
Motivasi Berprestasi*Kompensasi -> Kinerja Pegawai	-0.174	-0.193	0.096	1.819	0.069

Berdasarkan **Tabel 20.5. Path Coefficients** di atas dapat dilakukan pengujian hipotesis sebagai berikut :

Hipotesis : Motivasi berprestasi sebagai pemoderasi pengaruh **kompensasi** terhadap **kinerja pegawai**.

Atau :

(Semakin tinggi motivasi berprestasi, maka pengaruh positif antara kompensasi terhadap kinerja pegawai akan semakin meningkat. Sebaliknya, semakin rendah motivasi berprestasi, maka pengaruh positif kompensasi terhadap kinerja pegawai akan semakin menurun).

Nilai signifikansi efek interaksi atau moderasi ditunjukkan oleh t statistic $1.819 \leq 1.96$. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa motivasi berprestasi bukan sebagai pemoderasi pengaruh kompensasi terhadap kinerja pegawai. Dengan kata lain, naik atau turunnya motivasi berprestasi para pegawai tidak mempengaruhi secara signifikan pengaruh kompensasi terhadap kinerja pegawai.

Sedangkan besarnya koefisien pengaruh antar konstruk yang di hipotesiskan di tunjukkan oleh nilai koefisien jalurnya. Secara *partial*, dapat disimpulkan :

1. Di lokasi penelitian, kompensasi berpengaruh positif namun tidak signifikan terhadap kinerja pegawai karena t statistik $0.821 \leq 1.96$ atau P-Value $0.412 \geq 0.05$.
2. Motivasi berprestasi berpengaruh signifikan terhadap kinerja pegawai karena t statistik $2.524 \geq 1.96$ atau P-Value $0.012 \leq 0.05$.

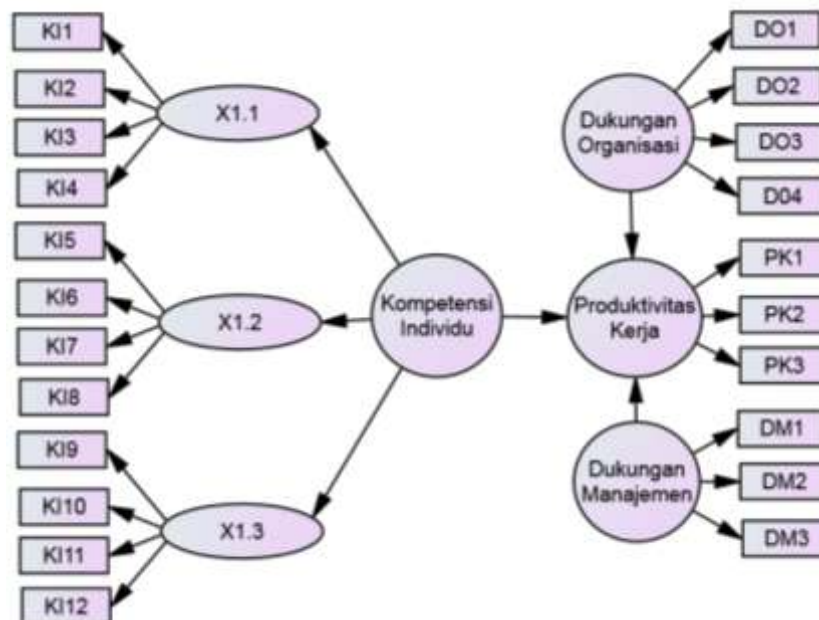
**CONTOH PENELITIAN MANAJEMEN
MODEL GABUNGAN (1ST dan 2nd ORDER)
DENGAN SMART-PLS 3.0**

- A Judul Penelitian.**
- B Kerangka Pemikiran.**
- C Pengukuran Variabel**
- D Hipotesis Penelitian.**
- E Analisis Data dengan SmartPLS 3.0.**

Contoh analisis SEM dalam penelitian manajemen menggunakan Smart-PLS 3.0. berikut ini menggunakan data dari file *data_gabungan.xls* pada Bab XXI terdapat dalam CD kerja buku ini.

A. Judul Penelitian.

Analisis pengaruh Kompetensi Individu, Dukungan Manajemen dan Dukungan Organisasi terhadap Produktivitas Kerja.

B. Kerangka Pemikiran Teoritis.

Gambar 21.1. Model Teoritik Penelitian.

C. Pengukuran Variabel

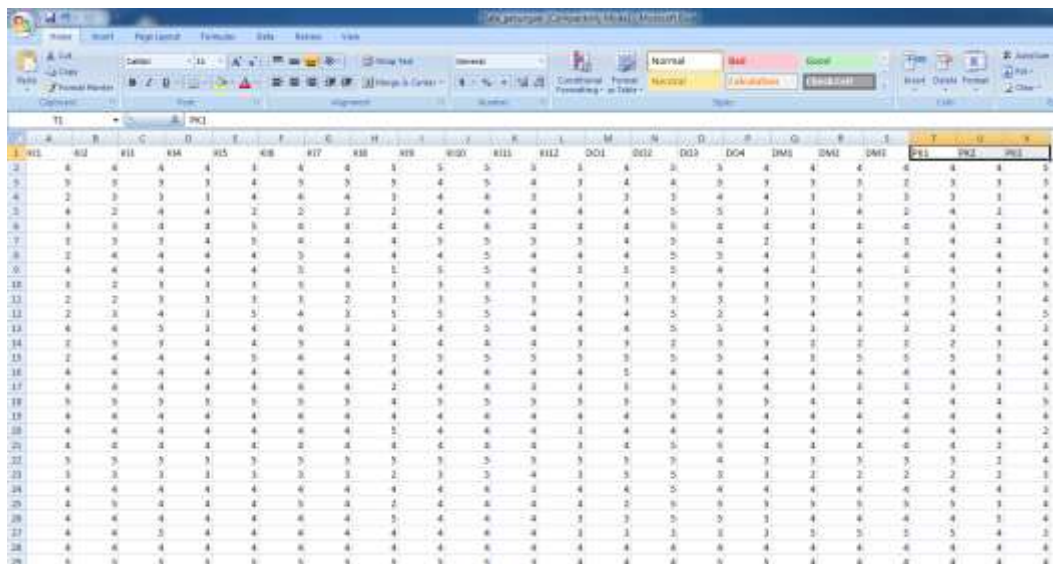
1. Variabel Kompetensi Individu sebagai variabel eksogen diukur melalui tiga dimensi ($X_{1,1}$, $X_{1,2}$ dan $X_{1,3}$) dimana masing-masing dimensi memiliki empat indikator, sebagai berikut : Dimensi $X_{1,1}$ dengan indikator KI_1 , KI_2 , KI_3 dan KI_4 . Dimensi $X_{1,2}$ dengan indikator KI_5 , KI_6 , KI_7 dan KI_8 . Dimensi $X_{1,3}$ dengan indikator KI_9 , KI_{10} , KI_{11} dan KI_{12} .
2. Variabel Dukungan Organisasi sebagai variabel eksogen diukur secara langsung dengan empat indikator, yaitu : DO_{13} , DO_{14} , DO_{15} dan DO_{16} .
3. Variabel Dukungan Manajemen sebagai variabel eksogen diukur secara langsung dengan tiga indikator, yaitu : DM_{17} , DM_{18} dan DM_{19} .
4. Variabel Produktivitas Kerja sebagai variabel endogen diukur secara langsung dengan tiga indikator, yaitu : PK_{20} , PK_{21} dan PK_{22} .

D. Hipotesis Penelitian.

1. Terdapat pengaruh positif dan signifikan variabel **Kompetensi Individu** terhadap sebagai variabel **Produktivitas Kerja**.
2. Terdapat pengaruh positif dan signifikan variabel **Dukungan Organisasi** terhadap sebagai variabel **Produktivitas Kerja**.
3. Terdapat pengaruh positif dan signifikan variabel **Dukungan Manajemen** terhadap sebagai variabel **Produktivitas Kerja**.

E. Analisis Data dengan SmartPLS 3.0.

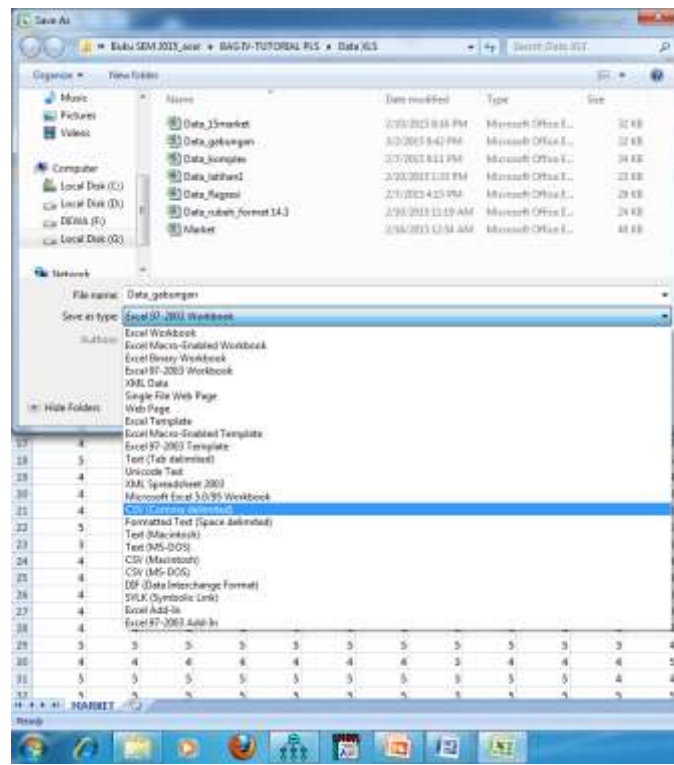
1. Menyiapkan data dengan cara merubah format *xls menjadi *csv. Dalam latihan ini, buka file *data_gabungan.xls* pada CD kerja sehingga tampil seperti pada layar **Gambar 20.1**. berikut :



	KI1	KI2	KI3	KI4	KI5	KI6	KI7	KI8	KI9	KI10	KI11	KI12	DO13	DO14	DO15	DO16	DM17	DM18	DM19	PK20	PK21	PK22
1	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
2	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
3	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
4	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
6	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
7	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
8	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
9	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
10	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
11	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
12	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
13	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
14	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
15	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
16	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
17	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
18	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
19	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
20	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
21	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
22	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
23	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
24	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
25	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
26	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
27	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
28	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
29	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
30	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5

Gambar 21.1. File *data_gabungan.xls* dengan responden 100 orang.

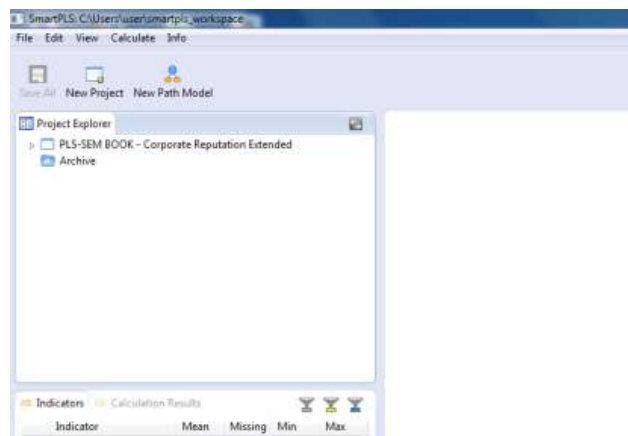
2. File data dalam format **xls* tersebut kemudian dirubah menjadi format **csv* (*Comma deleted*) disimpan dengan nama file *produktivitas.csv* seperti yang terlihat pada **Gambar 21.2.** berikut :



Gambar 21.2. Perintah merubah format data dari **xls* menjadi **csv* (*Comma deleted*).

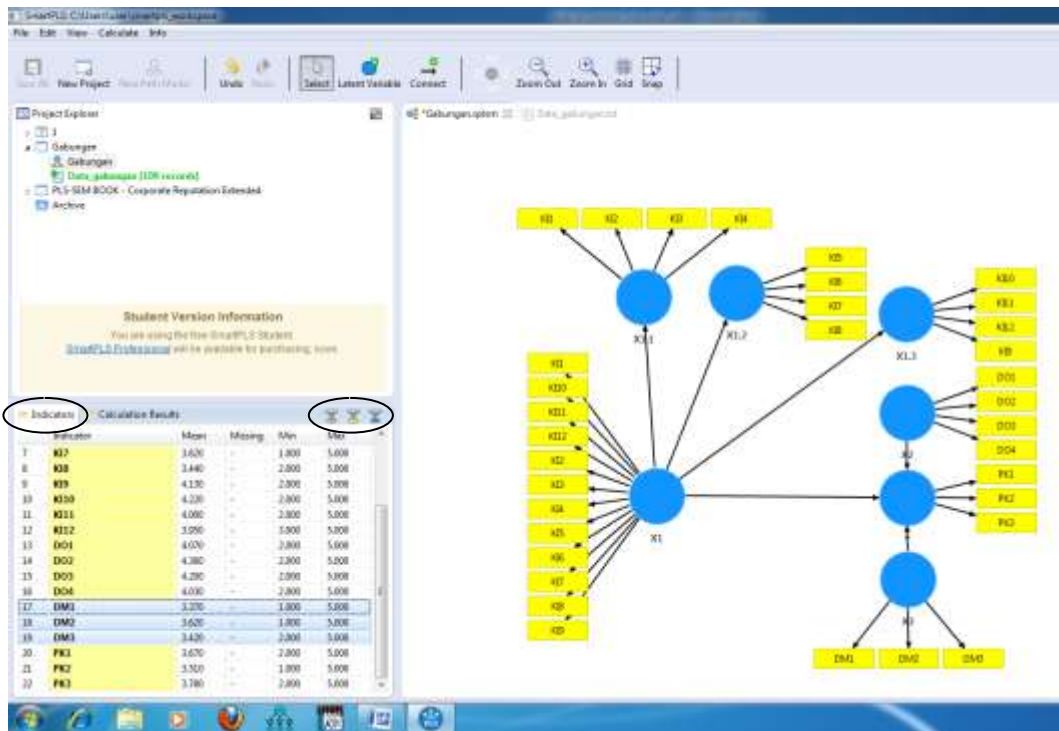
Setelah disimpan dalam format **csv* maka data siap dibaca oleh program SmartPLS 3.0.

3. Membuat diagram atau model utama penelitian dengan cara membuka program SmartPLS 3.0. sehingga muncul layar kerja seperti pada **Gambar 21.3.**



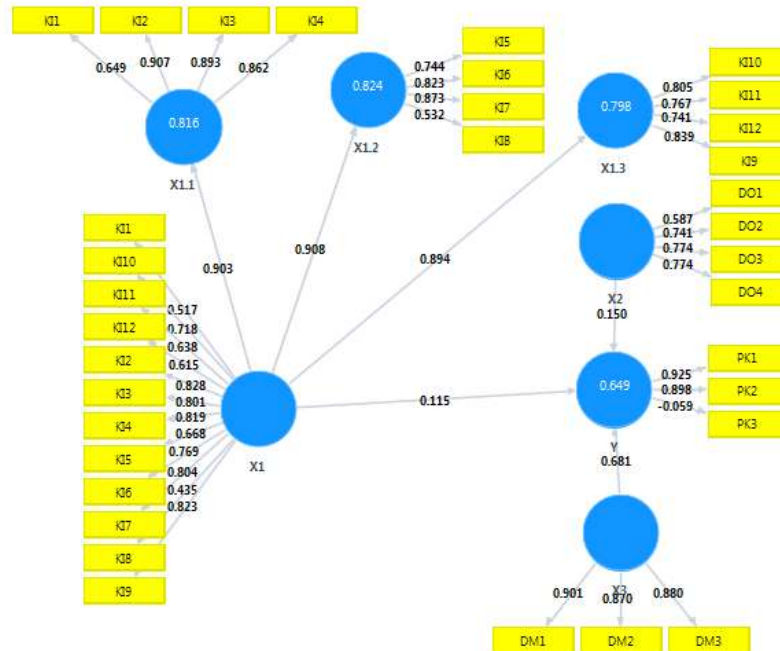
Gambar 21.3. Layar Kerja SmartPLS 3.0. Telah Siap Dioperasikan.

4. Data yg sudah dalam format *.csv (nama file : *data_gabungan.csv*) di-double klik sehingga muncul pada layar kerja. Lalu sorot dengan klik pada indikator KI_1 s.d PK_3 seperti terlihat pada **Gambar 21.4**. Untuk mendapatkan Gambar 21.4, setelah diagram utama dibuat sesuai struktur konstruksinya, setiap bulatan variable X_1 , X_2 , X_3 dan Y masih berwarna merah. Dalam kondisi variable laten berwarna merah maka diagram tidak bisa dikalkulasi baik melalui **algoritma** maupun **bootstrapping**. Untuk menghilangkan bulatan variable laten berwarna merah agar menjadi biru sehingga bisa dikalkulasi, maka variable X_1 yang dalam bentuk 2^{nd} order (2 tingkat) masih perlu dihubungkan secara langsung dengan seluruh indikator yang dimilikinya (KI_1 sd KI_{12}) sebagai pembentuknya. Dengan menghubungkan setiap indikator yang dimiliki variable X_1 (KI_1 sd KI_{12}) secara langsung maka variable X_1 menjadi seperti berbentuk 1^{st} order (1 tingkat), meskipun sudah dibuat diagram 2 tingkat melalui ke tiga dimensi ($X_{1,1}$, $X_{1,2}$ dan $X_{1,3}$). Dengan demikian, variable laten X_1 yang tadinya berwarna merah menjadi berwarna biru sehingga bias diolah datanya dengan **PLS Algoritma** maupun **Bootstrapping**.
5. Cara menambah indikator KI_1 s.d KI_{12} adalah dengan memunculkan data **file_gabungan** pada sebelah kiri layar kerja seperti terlihat pada **Gambar 21.4**. Adapun cara memunculkan data **file_gabungan** pada layar kerja adalah dengan **Klik Indicator** lalu **Klik salah satu gambar/lambang seperti mangkok** (Lihat lingkaran). Lalu di-block KI_1 sd KI_{12} dan di-drag ke bulatan variable laten X_1 .



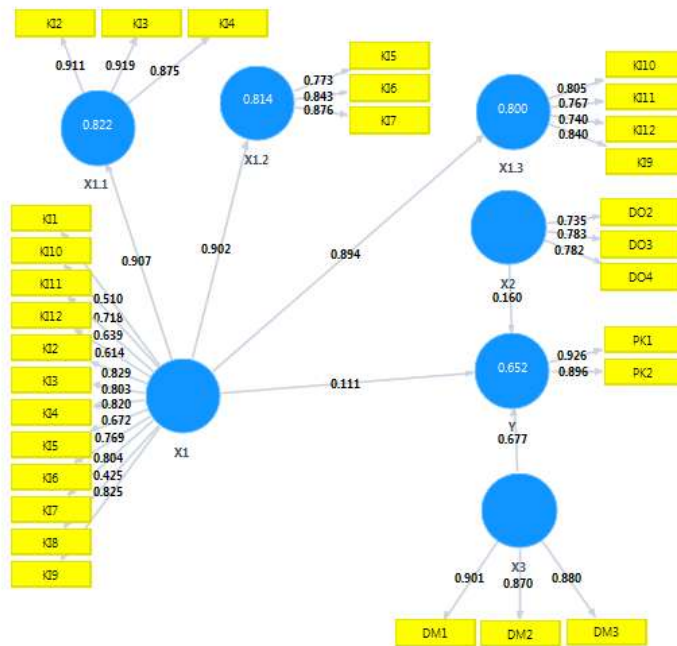
Gambar 21.4. Diagram Model Utama Teoretik Utama Penelitian

6. Calculate program SmartPLS. Hasil atau *out put* SmartPLS dari perintah **Calculate PLS** → **PLS Algorithm** menghasilkan **Koefisien Jalur** seperti yang tampak seperti pada **Gambar 21.5**. berikut :



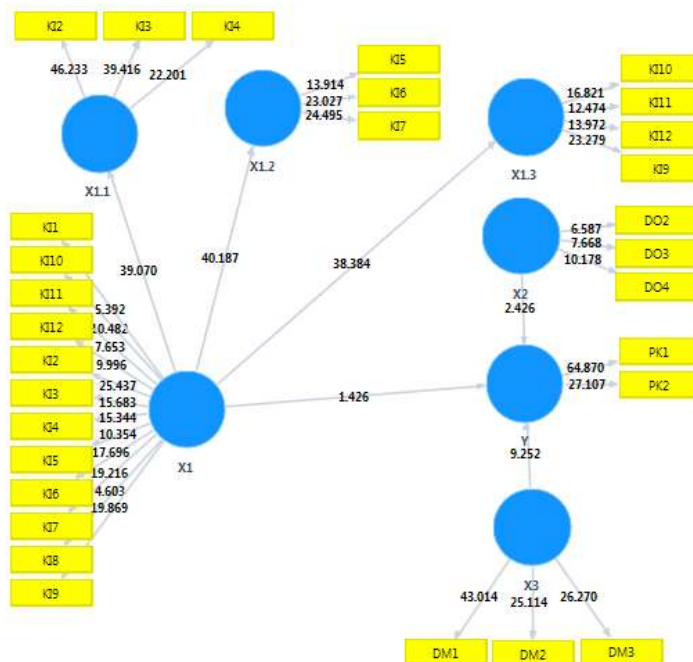
Gambar 21.5. Output Koefisien Jalur.

7. Berdasarkan output analisis Gambar 21.5 dikarenakan masih terdapat indikator yang mempunyai *Loading Factor* (LF) ≤ 0.7 , diantaranya indikator DO1, KI11, KI8 dan PK3. Kemudian didapatkan output analisis seperti Gambar 21.6 Output Koefisien Jalur yang sudah Fit di bawah ini.



Gambar 21.6. Output Koefisien Jalur Fit.

8. Langkah selanjutnya adalah hasil atau *out put* SmartPLS dari perintah **Calculate PLS** → **Bootstrapping** menghasilkan **T Statistic** seperti yang tampak seperti pada Gambar 21.6. berikut:



Gambar 21.6. Output T Statistik.

9. Langkah berikutnya adalah melakukan **Evaluasi Model Pengukuran**, dengan melihat hasil **validitas indikator** dan **reliabilitas konstruk** (*convergent validity* dan *discriminant validity*).

a. Pengujian Validitas Konstruk

Validitas indikator dilihat dari nilai *Loading Factor* (LF) berdasarkan instruksi. Sesuai aturan umum (*rule of thumb*), nilai LF indikator $\geq 0,7$ dikatakan valid. Berdasarkan hasil *print out* perintah **Calculate PLS Algorithm** pada **Gambar 21.5**, sudah tidak ditemukan indikator yang memiliki nilai $LF \leq 0.7$.

Pengujian LF juga dapat melalui hasil *print out* perintah **Calculate PLS Bootstrapping** pada **Gambar 21.6**, untuk melihat nilai **T Statistic**. Indikator yang memiliki nilai **T Statistic** $\geq 1,96$ (Ada yang membulatkan menjadi 2) dikatakan valid. Indikator juga dapat dikatakan valid jika memiliki **P Value** $\leq 0,05$. Dari **Gambar 21.6**, dan **Table 21.1**, diketahui bahwa nilai T statistik sudah $\geq 1,96$ semua. Dengan demikian evaluasi model pengukuran telah menghasilkan model variable yang *fit* seperti terlihat pada **Table 21.2**, sehingga dapat digunakan untuk menguji hipotesis pada tahap pengukuran struktural.

Tabel 21.1. Hasil Outer Loadings (Mean, STDEV, T-Value) T Statistic dan P Value

	Original Sample (O)	Sample Mean (M)	Standard Error (STERR)	T Statistics (O/STERR)	P Values
DM1 <- X3	0.901	0.901	0.021	43.014	0.000
DM2 <- X3	0.870	0.870	0.035	25.114	0.000
DM3 <- X3	0.880	0.879	0.033	26.270	0.000
DO2 <- X2	0.735	0.717	0.112	6.587	0.000
DO3 <- X2	0.783	0.761	0.102	7.668	0.000
DO4 <- X2	0.782	0.789	0.077	10.178	0.000
KI1 <- X1	0.510	0.509	0.095	5.392	0.000
KI10 <- X1.3	0.805	0.803	0.048	16.821	0.000
KI10 <- X1	0.718	0.714	0.068	10.482	0.000
KI11 <- X1.3	0.767	0.761	0.061	12.474	0.000
KI11 <- X1	0.639	0.632	0.083	7.653	0.000
KI12 <- X1.3	0.740	0.734	0.053	13.972	0.000
KI12 <- X1	0.614	0.606	0.061	9.996	0.000
KI2 <- X1.1	0.911	0.912	0.020	46.233	0.000
KI2 <- X1	0.829	0.831	0.033	25.437	0.000
KI3 <- X1.1	0.919	0.918	0.023	39.416	0.000
KI3 <- X1	0.803	0.803	0.051	15.683	0.000
KI4 <- X1.1	0.875	0.871	0.039	22.201	0.000
KI4 <- X1	0.820	0.816	0.053	15.344	0.000
KI5 <- X1.2	0.773	0.770	0.056	13.914	0.000
KI5 <- X1	0.672	0.673	0.065	10.354	0.000
KI6 <- X1.2	0.843	0.843	0.037	23.027	0.000
KI6 <- X1	0.769	0.769	0.043	17.696	0.000
KI7 <- X1.2	0.876	0.874	0.036	24.495	0.000
KI7 <- X1	0.804	0.804	0.042	19.216	0.000
KI8 <- X1	0.425	0.424	0.092	4.603	0.000
KI9 <- X1.3	0.840	0.841	0.036	23.279	0.000
KI9 <- X1	0.825	0.825	0.042	19.869	0.000
PK1 <- Y	0.926	0.927	0.014	64.870	0.000
PK2 <- Y	0.896	0.894	0.033	27.107	0.000

b. Pengujian Reliabilitas Konstruk

Evaluasi terhadap nilai reliabilitas konstruk diukur dengan nilai *Cronbach's Alpha* dan *Composite Reliability*. Nilai *Cronbach's Alpha* semua konstruk harus $\geq 0,7$. Pada **Table 21.3**. di bawah ini nilai *Cronbach's Alpha* semua konstruk lebih besar dari 0.7, sehingga dapat disimpulkan indikator konsisten dalam mengukur konstraknya.

Table 21.3. Hasil Pemeriksaan Reliabilitas Konstruk berdasarkan Convergent Validity

CONSTRUCT	AVE	Composite Reliability	Cronbach's Alpha	R ²
X ₁	0.510	0.923	0.907	
X _{1.1}	0.814	0.929	0.885	0.822
X _{1.2}	0.692	0.870	0.776	0.814
X _{1.3}	0.622	0.868	0.798	0.800
X ₂	0.588	0.811	0.661	
X ₃	0.781	0.914	0.860	
Y	0.831	0.907	0.797	0.652

Berdasarkan **Tabel 21.3**. hasil pemeriksaan *construct reliability* berdasarkan *convergent validity* dapat dilakukan dengan melihat nilai AVE untuk menunjukkan besarnya varian indikator yang dikandung oleh konstraknya. Dimana nilai batas AVE $\geq 0,5$. Hasil pada **Tabel 21.3** di atas menunjukkan nilai AVE untuk X₁ (0.510), X_{1.1} (0.814), X_{1.2} (0.692), X_{1.3} (0,622), X₂ (0.588), X₃ (0.781) dan Y (0.831) semua nilai AVE lebih besar dari 0.5.

Pengujian reliabilitas konstruk berikutnya adalah mengevaluasi *discriminant validity* yang meliputi *cross loading* dan membandingkan nilai akar AVE dengan korelasi antar konstruk. Hasil *output cross loading* seperti terlihat pada **Tabel 21.4**. di bawah ini.

Table 21.4. Cross Loading

Discriminant Validity

	Fornell-Larcker Criterion			Cross Loadings			Heterotrait-Monotrait Ratio (HTMT)
	X1	X1.1	X1.2	X1.3	X2	X3	Y
DM1	0.433	0.409	0.422	0.289	0.236	0.901	0.695
DM2	0.437	0.396	0.429	0.362	0.292	0.870	0.724
DM3	0.386	0.361	0.366	0.317	0.283	0.880	0.641
DO2	0.411	0.331	0.297	0.471	0.735	0.157	0.281
DO3	0.312	0.254	0.213	0.328	0.783	0.147	0.265
DO4	0.362	0.307	0.364	0.337	0.782	0.351	0.392
KI1	0.510	0.503	0.392	0.320	0.189	0.228	0.293
KI10	0.718	0.537	0.603	0.805	0.409	0.222	0.331
KI10	0.718	0.537	0.603	0.805	0.409	0.222	0.331
KI11	0.639	0.463	0.511	0.767	0.392	0.328	0.459
KI11	0.639	0.463	0.511	0.767	0.392	0.328	0.459
KI12	0.614	0.451	0.466	0.740	0.341	0.259	0.315
KI12	0.614	0.451	0.466	0.740	0.341	0.259	0.315
KI2	0.829	0.911	0.718	0.615	0.377	0.468	0.390
KI2	0.829	0.911	0.718	0.615	0.377	0.468	0.390
KI3	0.803	0.919	0.645	0.627	0.288	0.393	0.342
KI3	0.803	0.919	0.645	0.627	0.288	0.393	0.342
KI4	0.820	0.875	0.687	0.660	0.388	0.331	0.386
KI4	0.820	0.875	0.687	0.660	0.388	0.331	0.386
KI5	0.672	0.520	0.773	0.593	0.359	0.350	0.349
KI5	0.672	0.520	0.773	0.593	0.359	0.350	0.349
KI6	0.769	0.682	0.843	0.578	0.320	0.450	0.356
KI6	0.769	0.682	0.843	0.578	0.320	0.450	0.356
KI7	0.804	0.678	0.876	0.647	0.307	0.349	0.366
KI7	0.804	0.678	0.876	0.647	0.307	0.349	0.366
KI8	0.425	0.258	0.354	0.379	0.257	0.332	0.440
KI9	0.825	0.726	0.688	0.840	0.395	0.342	0.404
KI9	0.825	0.726	0.688	0.840	0.395	0.342	0.404
PK1	0.461	0.380	0.382	0.437	0.412	0.770	0.926
PK2	0.468	0.375	0.402	0.434	0.349	0.642	0.896

Berdasarkan **Tabel 21.4. Cross Loading** di atas dapat disimpulkan bahwa semua indikator mempunyai koefisien korelasi yang lebih besar dengan masing-masing konstraknya dibandingkan dengan nilai koefisien korelasi indikator pada blok konstruk pada kolom lainnya. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa masing-masing indikator dalam blok adalah penyusun konstruk dalam kolom tersebut.

Pemeriksaan selanjutnya adalah membandingkan akar AVE dengan korelasi antar konstruk, seperti terlihat pada **Tabel 21.5** dan **Tabel 21.6**. di bawah ini.

Table 21.5. Perbandingan AVE dengan Akar AVE

Construct	AVE	Akar AVE
X1	0.510	0.714
X1.1	0.814	0.902
X1.2	0.692	0.831

X1.3	0.622	0.788
X2	0.588	0.766
X3	0.781	0.883
Y	0.831	0.911

Table 21.6. Laten Variabel Correlation

Latent Variables

	X1	X1.1	X1.2	X1.3	X2	X3	Y
X1	1.000						
X1.1	0.907	1.000					
X1.2	0.902	0.758	1.000				
X1.3	0.894	0.703	0.728	1.000			
X2	0.472	0.390	0.392	0.488	1.000		
X3	0.475	0.441	0.461	0.366	0.306	1.000	
Y	0.509	0.414	0.429	0.477	0.420	0.779	1.000

Berdasarkan **Tabel 21.5** Akar AVE dan **Tabel 21.6. Laten Variabel Correlation** dapat dijelaskan bahwa Akar AVE untuk konstruk X_1 adalah 0.714, sedangkan korelasi secara maksimal X_1 dengan konstruk lainnya adalah 0.509, sehingga nilai akar AVE konstruk X_1 lebih besar dari nilai korelasi konstruk lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa syarat *discriminant validity* lainnya terpenuhi. Begitu juga dengan konstruk lainnya yang menunjukkan akar AVE lebih besar dari korelasi konstruk.

10. Tahapan selanjutnya adalah melakukan **Evaluasi Model Struktural**.

Pada tahap ini evaluasi model struktural akan dianalisis dengan melihat signifikansi hubungan antar konstruk yang ditunjukkan oleh nilai **t statistic** dengan melihat *out put options Calculate PLS → Bootstrapping* untuk melihat nilai **T Statistic**. Dimana indikator yang memiliki nilai **T Statistic** $\geq 1,96$ (Ada yang membulatkan menjadi 2) dikatakan valid. Indikator juga dapat dikatakan valid jika memiliki **P Value** $\leq 0,05$. Seperti terlihat pada **Tabel 21.7.** di bawah ini.

Tabel 21.7. Path Coefficients.

Path Coefficients

	Original Sample (O)	Sample Mean (M)	Standard Error (STERR)	T Statistics (O/STERR)	P Values
X1 -> X1.1	0.907	0.907	0.022	40.947	0.000
X1 -> X1.2	0.902	0.903	0.023	40.048	0.000
X1 -> X1.3	0.894	0.894	0.023	38.388	0.000
X1 -> Y	0.111	0.121	0.081	1.378	0.169
X2 -> Y	0.160	0.165	0.069	2.309	0.021
X3 -> Y	0.677	0.666	0.076	8.972	0.000

Berdasarkan **Tabel 21.7. Path Coefficients** di atas dapat dilakukan pengujian hipotesis sebagai berikut :

Hipotesis pertama : Kompetensi individu (X_1) tidak berpengaruh terhadap produktivitas (Y). Hasil nilai t statistik adalah $1.378 \leq 1.96$, sehingga disimpulkan tidak terdapat pengaruh signifikan kompetensi individu terhadap produktivitas.

Hipotesis kedua : Dukungan organisasi (X_2) berpengaruh positif dan signifikan terhadap produktivitas (Y). Hasil nilai t statistic adalah $2.309 \geq 1.96$, sehingga dapat disimpulkan terdapat pengaruh signifikan dukungan organisasi terhadap produktivitas.

Hipotesis ketiga : Dukungan manajemen (X_3) berpengaruh positif dan signifikan terhadap produktivitas (Y). Hasil nilai t statistic adalah $8.972 \geq 1.96$, sehingga dapat disimpulkan terdapat pengaruh signifikan dukungan manajemen terhadap produktivitas.

Sedangkan besarnya koefisien pengaruh antar konstruk yang dihipotesiskan di tunjukkan oleh nilai koefisien jalurnya. Pengaruh terbesar adalah dukungan manajemen (X_3) terhadap produktivitas (Y) sebesar 0.677, diikuti oleh pengaruh dukungan organisasi (X_2) terhadap produktivitas (Y) sebesar 0.160, dan terakhir pengaruh kompetensi individu (X_1) terhadap produktivitas (Y) sebesar 0.111.

CONTOH PENELITIAN MANAJEMEN MODEL KOMPLEK DENGAN SMART-PLS 3.0.

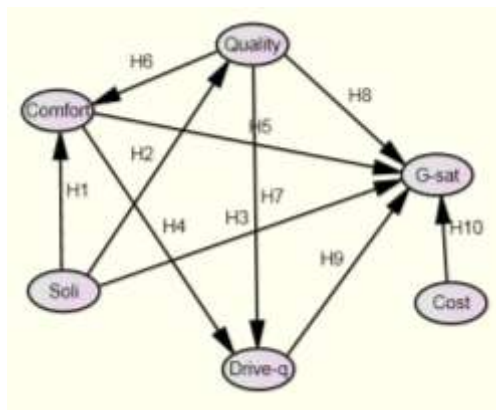
- A Judul Penelitian.**
- B Kerangka Pemikiran.**
- C Hipotesis Penelitian.**
- D Pengukuran Variabel**
- E Analisis Data dengan SmartPLS 3.0.**

Contoh analisis SEM dalam penelitian manajemen menggunakan Smart-PLS 3.0. berikut ini menggunakan data dari file **data_komplek** yang terdapat dalam CD kerja buku ini.

A. Judul Penelitian.

Pengaruh Kenyamanan (*Comfort*), Soliditas (*Solidity*), Kualitas (*Quality*), Kualitas Pengendara (*Driving Quality*) dan Biaya (*Cost*) terhadap Kepuasan Umum (*General Satisfaction*).

B. Kerangka Pemikiran.



Gambar 22.1. Model Teoritik Penelitian.

C. Hipotesis Penelitian.

1. **Solidity** berpengaruh terhadap **kenyamanan (*Comfort*)**.
2. **Solidity** berpengaruh terhadap **kualitas kendaraan (*Quality*)**.
3. **Kualitas kendaraan (*Quality*)** berpengaruh terhadap **kepuasan umum (*General satisfaction*)**.

4. **Kenyamanan (*Comfort*)** berpengaruh terhadap **kenyamanan berkendara (*Driving Quality*)**.
5. **Kenyamanan (*Comfort*)** berpengaruh terhadap **kepuasan umum (*General Satisfaction*)**.
6. **Kualitas kendaraan (*Quality*)** berpengaruh terhadap **kenyamanan (*Comfortable*)**.
7. **Kualitas kendaraan (*Quality*)** berpengaruh terhadap **kualitas berkendara (*Driving quality*)**.
8. **Kualitas kendaraan (*Quality*)** berpengaruh terhadap **kepuasan umum (*General satisfaction*)**.
9. **Kenyamanan berkendara (*Driving Quality*)** berpengaruh terhadap **kepuasan umum (*General Satisfaction*)**.
10. **Harga (*Cost*)** berpengaruh terhadap **kepuasan umum (*General Satisfaction*)**.

D. Pengukuran Variabel

1. Kenyamanan (*Comfort*) diukur dengan 10 indikator (CO₁ sd CO₁₀).
2. Solidity diukur dengan 3 indikator (SO₁ sd SO₃).
3. Kenyamanan berkendara (*Drive Quality*) diukur dengan 8 indikator (DQ₁ sd DQ₈).
4. Kualaitas (*Quality*) diukur dengan 3 indikator (QU₁ sd QU₃).
5. Harga (*Cost*) diukur dengan 5 indikator (CT₁ sd CT₅).
6. Kenyamanan total (*General Satisfaction*) diukur dengan 3 indikator (GS₁ sd GS₃).

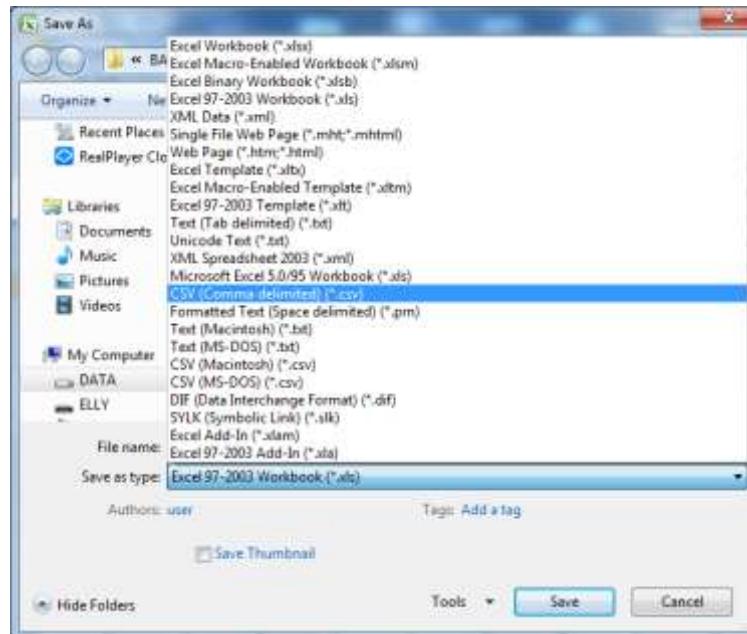
E. Analisis Data dengan SmartPLS 3.0.

1. Menyiapkan data dengan cara merubah format ***xls** menjadi ***csv**. Dalam latihan ini, buka file *data_komplek.xls* pada CD kerja sehingga tampil seperti pada layar **Gambar 22.2.** berikut :

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
1	CO1	CO2	CO3	CO4	CO5	CO6	CO7	CO8	CO9	CO10	SO1	SO2
2		4	4	4	4	3	4	4	5	5	5	5
3		5	3	3	3	4	3	5	5	4	5	4
4		2	3	3	3	4	4	4	3	4	4	3
5		4	2	4	4	2	2	2	2	4	4	4
6		3	3	4	4	5	4	4	4	4	4	4

Gambar 22.2. Data Penelitian dalam Format *xls.

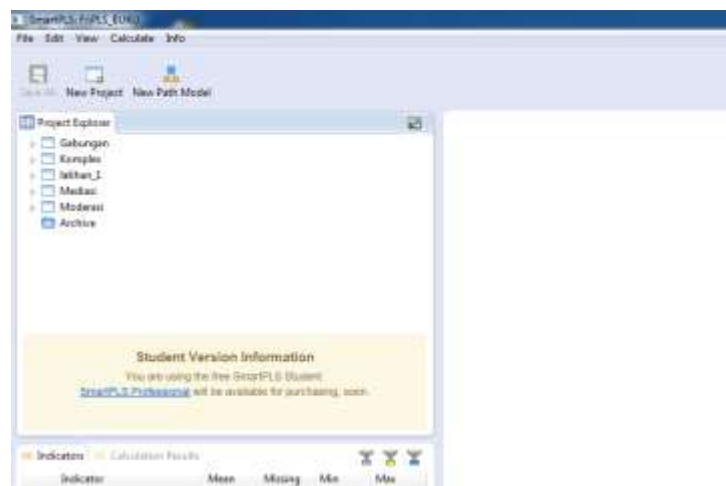
2. File data tersebut kemudian dirubah menjadi format ***csv** (*Comma deleted*) disimpan dengan nama file *data_komplek.csv* seperti yang terlihat pada **Gambar 22.3.** berikut :



Gambar 22.3. Perintah merubah format data dari *xls menjadi *csv (*Comma deleted*).

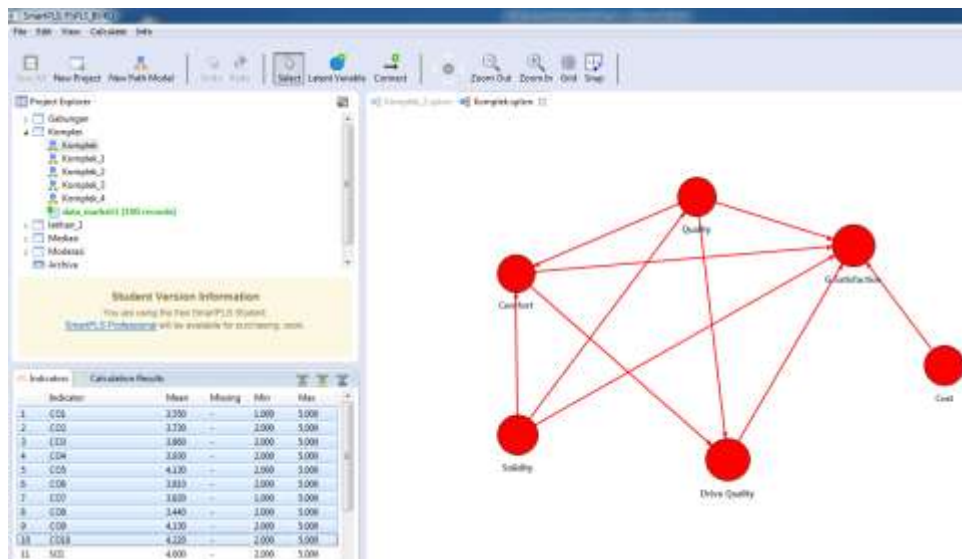
Setelah disimpan dalam format *csv maka data siap dibaca oleh program SmartPLS 3.0.

3. Membuat diagram atau model utama penelitian dengan cara membuka program SmartPLS 3.0. sehingga muncul layar kerja seperti pada **Gambar 22.4.**



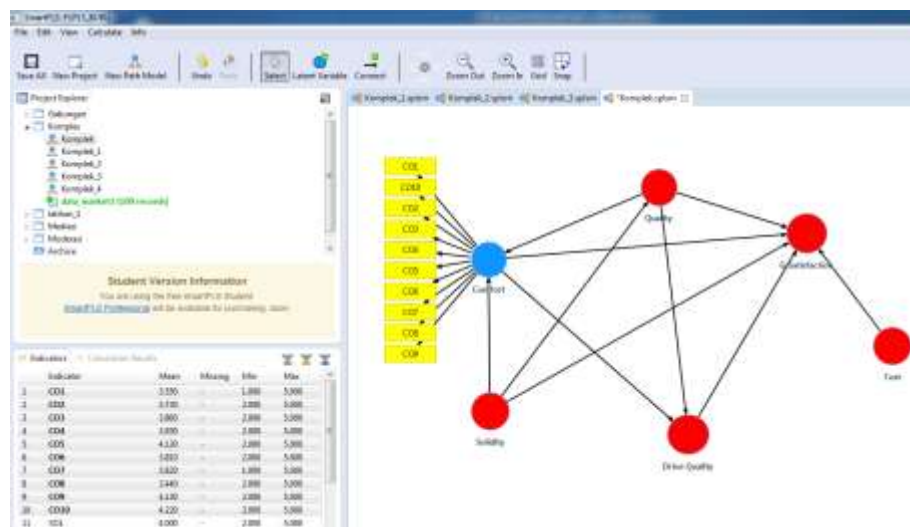
Gambar 22.4. Layar Kerja Smartpls 3.0. telah Siap Dioperasikan.

4. Data yg sudah dalam format *csv (nama file : *Market.csv*) di-*double klik* sehingga muncul pada layar kerja. Lalu sorot (*blocked*) dengan cara klik pada indikator CO₁ sd CO₁₀ seperti terlihat pada **Gambar 22.5.** berikut :



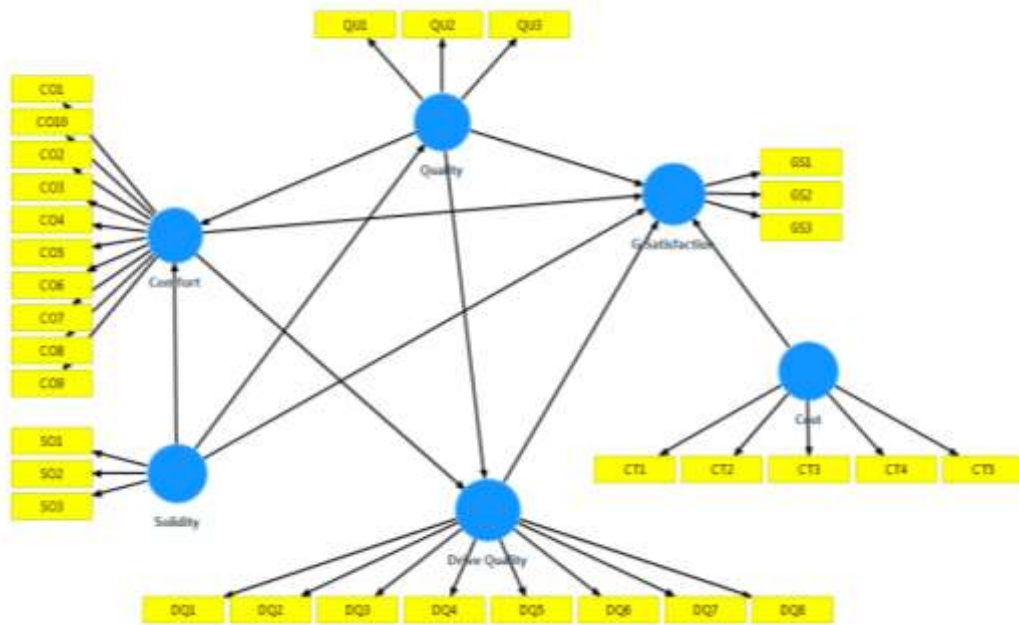
Gambar 22.5. Model Utama Teoritik Penelitian.

- Indikator yang sudah di-sorot kemudian di-*drag* (ditarik) pada variable laten Comfortable kemudian dilepas sehingga muncul ke 10 indikator seperti terlihat pada **Gambar 22.6.** berikut:



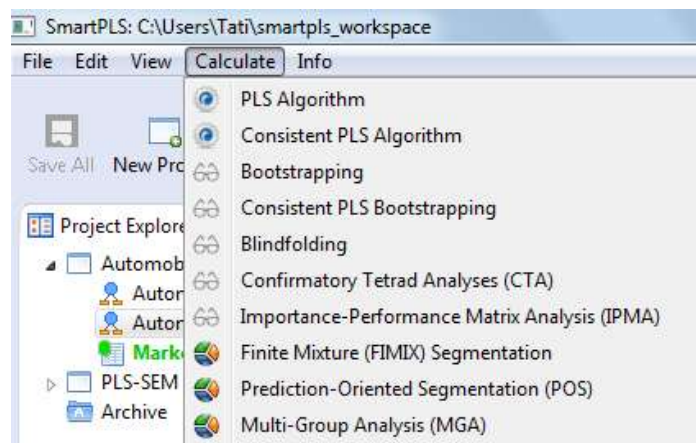
Gambar 22.6. Variable Laten Comfortable Telah Terisi 10 Indikator.

Dengan cara yang sama pada langkah ke-5 di atas akhirnya diperoleh model PLS-SEM lengkap dengan seluruh indikator telah terdistribusi pada setiap variable laten seperti terlihat pada **Gambar 22.7.** berikut :

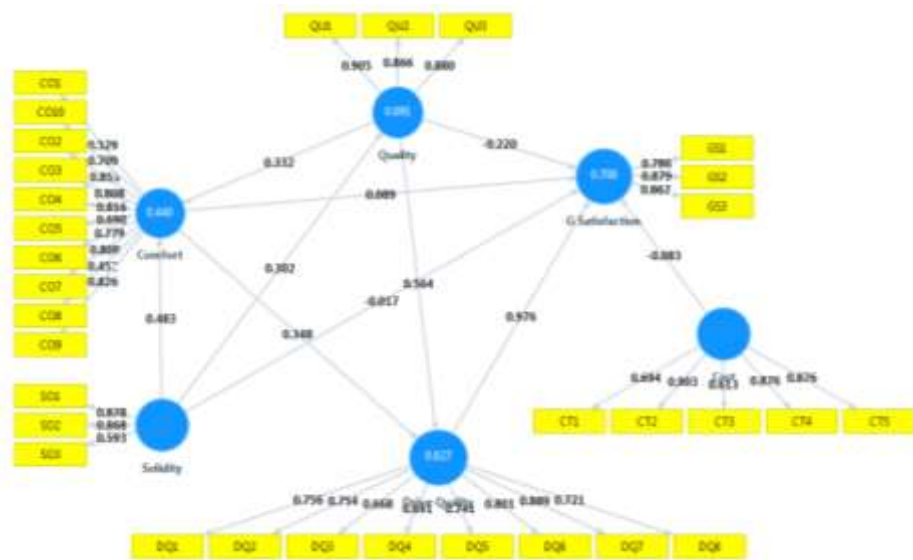


Gambar 22.7. Seluruh Variable Laten Telah Terisi dengan 32 Indikator.

6. Setelah semua variabel-variabel laten terisi oleh indikator-indikatornya, langkah selanjutnya adalah memulai analisis pada program SmartPLS 3.1.9 dengan me-*klik* menu **Calculate** kemudian pilih **PLS Algorithm**.



Output untuk Calculate → PLS Algorithm seperti terlihat pada gambar berikut ini.



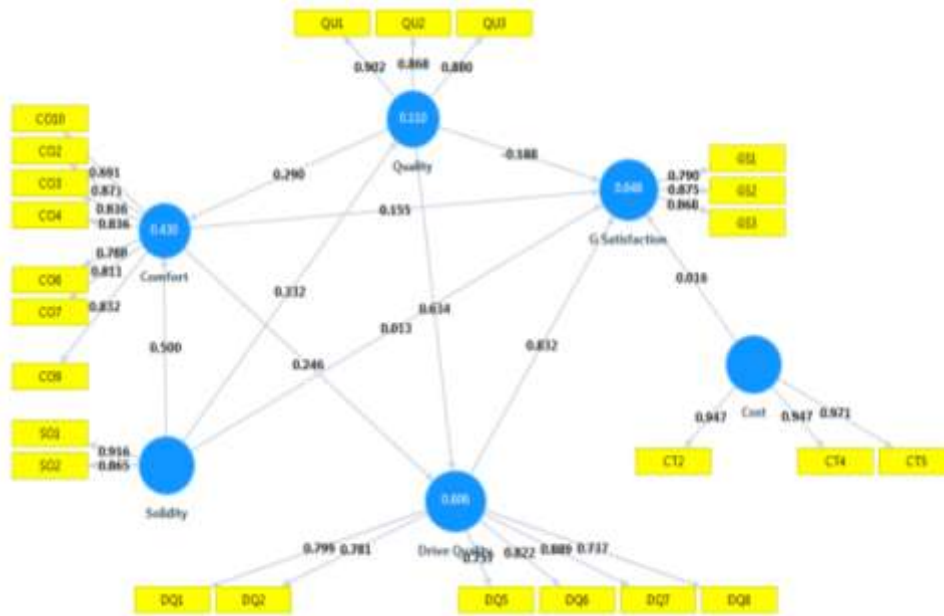
Gambar 22.8. Nilai Loading Factor dan Path Coefficient Model_1.

Berdasarkan *Outer Loading* dari hasil *output PLS Algorithm* diketahui nilai *loading factors* yang tidak signifikan karena nilainya < 0.7 , yaitu indikator-indikator : CO₁ (0,529), CO₅(0,690), CO₈ (0,452), CT₁(0,694), CT₃ (0,613), DQ₃(0,668), DQ₄ (0,691) dan SO₃ (0,593) seperti terlihat pada **Tabel 22.1. Hasil Outer Loadings dan Path Coefficient PLS Algorithm Model_1**. Oleh karenanya, indikator-indikator tersebut dikeluarkan atau di-*dropped* dari model, sehingga terlihat pada **Gambar 22.9. Nilai Loading Factor dan Path Coefficient Model_2**. sebagai berikut:

Tabel 22.1. Hasil Outer Loadings PLS Algorithm Model_1.

Outer Loadings						
Metric	Comfort	Cost	Drive Quality	G Satisfaction	Quality	Solidty
CO1	0.529					
CO10	0.700					
CO2	0.853					
CO3	0.808					
CO4	0.816					
CO5	0.690					
CO6	0.779					
CO7	0.808					
CO8	0.452					
CO9	0.826					
CT1		0.694				
CT2		0.963				
CT3		0.613				
CT4		0.876				
CT5		0.876				
DQ1			0.736			
DQ2			0.754			
DQ3			0.668			
DQ4			0.691			

DQ5				0.741		
DQ6				0.801		
DQ7				0.889		
DQ8				0.721		
GS1					0.786	
GS2					0.879	
GS3					0.867	
QU1						0.905
QU2						0.866
QU3						0.880
SO1						0.878
SO2						0.868
SO3						0.593



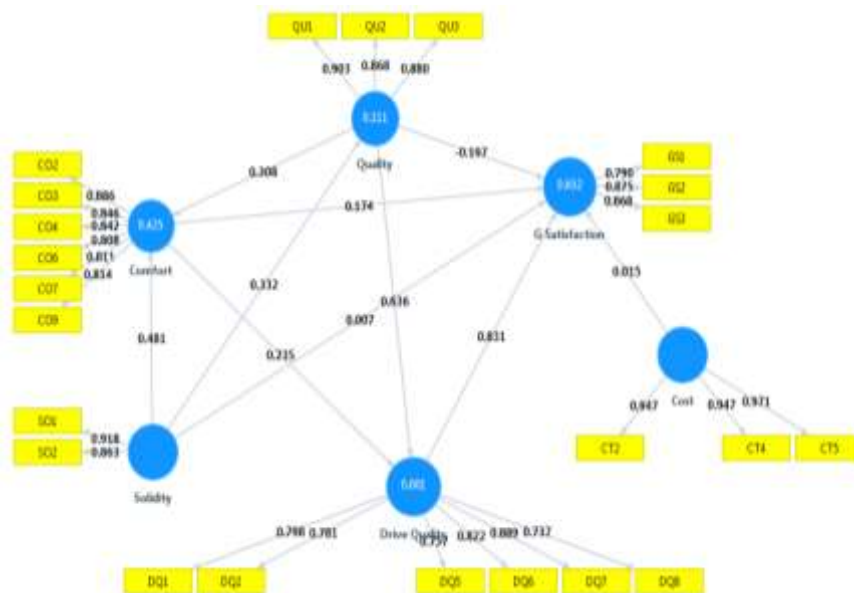
Gambar 22.9. Hasil Outer Loadings dan Path Coefficient PLS Algorithm Model_2.

Untuk mengetahui apakah Model_2 sudah *fit*, perlu dilihat lagi nilai *loading factor* setiap indikatornya dengan cara melihat *Outer Loading* dari hasil PLS Algorithm **Tabel 22.2. Hasil Outer Loadings PLS Algorithm dan Path Coefficient Model_2.** sebagai berikut :

Tabel 22.2. Hasil *Outer Loadings* PLS Algorithm Model_2.

	Comfort	Cost	Drive Quality	Q Satisfaction	Quality	Solidity
CO10	0.691					
CO2	0.871					
CO3	0.808					
CO4	0.838					
CO6	0.799					
CO7	0.811					
CO9	0.802					
CT2		0.947				
CT3		0.947				
CT5		0.971				
DQ1			0.799			
DQ2			0.780			
DQ5			0.757			
DQ6			0.622			
DQ7			0.889			
DQ8			0.737			
QS1				0.799		
QS2				0.871		
QS3				0.888		
Q11					0.902	
Q12					0.888	
Q13					0.889	0.818
S11						0.889

Berdasarkan *Outer Loading* dari hasil *output PLS Algorithm* pada **Tabel 22.2. Hasil *Outer Loadings* PLS Algorithm Model_2.** dapat diketahui tinggal satu indikator, yaitu CO₁₀ (0,691) yang memiliki nilai *loading factors* yang tidak signifikan karena nilainya < 0.7. seperti terlihat. Oleh karenanya, indikator CO₁₀ dikeluarkan atau di-*dropped* dari model, sehingga terlihat pada **Gambar 22.10. Nilai *Loading Factor* dan *Path Coefficient* Model_3.** sebagai berikut:



Gambar 22.10. Hasil *Outer Loadings* dan *Path Coefficient* PLS Algorithm Model_3.

Untuk mengetahui apakah Model_3 sudah *fit*, perlu dilihat lagi nilai *loading factor* setiap indikatornya dengan cara melihat *Outer Loading* dari hasil *PLS Algorithm* **Tabel 22.3. Hasil Outer Loadings PLS Algorithm Model_3.** sebagai berikut :

Tabel 22.3. Hasil Outer Loadings PLS Algorithm Model_3.

	Comfort	Cost	Drive-Quality	G Satisfaction	Quality	Solidity
CO2	0.885					
CO3	0.846					
CO4	0.842					
CO6	0.808					
CO7	0.813					
CO9	0.814					
CT2		0.847				
CT4		0.847				
CT5		0.871				
DQ1			0.796			
DQ2			0.781			
DQ5			0.757			
DQ6			0.822			
DQ7			0.889			
DQ8			0.737			
GS1				0.790		
GS2				0.875		
GS3				0.898		
QU1					0.903	
QU2					0.898	
QU3					0.880	
SO1						0.818
SO2						0.863

Perhatikan, bahwa seluruh nilai *loading factor* dari Tabel 22.3. sudah memiliki nilai > 0.7 . sehingga Model_3 dinyatakan telah *fit*.

7. Langkah selanjutnya melakukan **Evaluasi Model Pengukuran**, dengan melihat hasil **validitas indikator** dan **reliabilitas konstruk** (*convergent validity* dan *discriminant validity*).

a. Pengujian Validitas Konstruk

Pengujian *Loading Factor* juga dapat melalui hasil *print out* perintah **Calculate PLS Bootstrapping** dari **Gambar 22.10.** untuk melihat nilai **T Statistic**. Indikator yang memiliki nilai **T Statistic $\geq 1,96$** (Ada yang membulatkan menjadi 2) dikatakan valid. Indikator juga dapat dikatakan valid jika memiliki **P Value ≤ 0.05** . Dari **Tabel 22.4.** diketahui seluruh indikator memiliki nilai T Statistic ≥ 1.96 dan *P-Value* < 0.05 sehingga seluruh indikator pembentuk konstruk dinyatakan valid sehingga dapat digunakan untuk menguji hipotesis pada tahap pengukuran struktural.

Tabel 22.4. Hasil Outer Loadings (Mean, STDEV, T-Value) T Statistic dan P Value.

Outer Loadings						
	Mean, STDEV, T-Values, P-Values	Confidence Intervals	Confidence Intervals Bias Corrected	Samples	Exp	
	Original Sample (O)	Sample Mean (M)	Standard Error (STERR)	T Statistics (O /STERR)	P Values	
CO2 <- Comfort	0.886	0.884	0.025	36.054	0.000	
CO3 <- Comfort	0.846	0.843	0.047	18.076	0.000	
CO4 <- Comfort	0.842	0.836	0.055	15.261	0.000	
CO6 <- Comfort	0.808	0.807	0.038	21.529	0.000	
CO7 <- Comfort	0.811	0.811	0.044	18.452	0.000	
CO9 <- Comfort	0.814	0.812	0.040	20.473	0.000	
CT2 <- Cost	0.947	0.944	0.053	17.824	0.000	
CT4 <- Cost	0.947	0.942	0.039	24.142	0.000	
CT5 <- Cost	0.971	0.967	0.025	38.612	0.000	
DQ1 <- Drive Quality	0.798	0.795	0.049	16.206	0.000	
DQ2 <- Drive Quality	0.781	0.780	0.041	18.849	0.000	
DQ5 <- Drive Quality	0.757	0.761	0.049	15.303	0.000	
DQ6 <- Drive Quality	0.822	0.821	0.032	25.367	0.000	
DQ7 <- Drive Quality	0.889	0.889	0.022	41.206	0.000	
DQ8 <- Drive Quality	0.737	0.736	0.054	13.569	0.000	
GS1 <- G Satisfaction	0.790	0.791	0.044	18.027	0.000	
GS2 <- G Satisfaction	0.875	0.875	0.023	37.283	0.000	
GS3 <- G Satisfaction	0.868	0.870	0.029	30.038	0.000	
QU1 <- Quality	0.903	0.904	0.021	42.285	0.000	
QU2 <- Quality	0.868	0.867	0.036	24.334	0.000	
QU3 <- Quality	0.880	0.876	0.038	23.217	0.000	
SO1 <- Solidity	0.918	0.918	0.019	48.673	0.000	
SO2 <- Solidity	0.863	0.861	0.034	25.340	0.000	

b. Pengujian Reliabilitas Konstruk

Evaluasi terhadap nilai reliabilitas konstruk diukur dengan nilai *Cronbach's Alpha* dan *Composite Reliability* dengan perintah **Calculate PLS Algorithm**. Nilai *Cronbach's Alpha* semua konstruk harus $\geq 0,7$.

Table 22.5. di bawah ini memperlihatkan nilai *Cronbach's Alpha* untuk semua konstruk $\geq 0,7$, sehingga dapat disimpulkan indikator konsisten dalam mengukur konstraknya. Hasil nilai *Cronbach's Alpha* untuk comfort (0.913), cost (0.952), drive quality (0.886), G. Satisfaction (0.799), Quality (0.860) dan Solidity (0.743).

Sedangkan untuk pengukuran **Composite Reliability**, seluruh konstruk memiliki nilai $\geq 0,7$, sehingga dapat disimpulkan indikator konsisten dalam mengukur konstraknya. Hasil nilai **Composite Reliability** untuk comfort (0.921), cost (0.898), drive quality (0.914), G. Satisfaction (0.881), Quality (0.992) dan Solidity (0.832).

Nilai AVE juga dapat digunakan untuk menunjukkan besarnya varian indikator yang dikandung oleh konstraknya. Nilai kritis AVE ≥ 0.5 . Hasil nilai AVE untuk Comfort (0.697), Cost (0.912), Drive Quality (0.638) G. Satisfaction (0.714), Quality (0,781) dan Solidity (0,793) semua nilai AVE lebih besar dari 0.5, sehingga dapat disimpulkan bahwa seluruh indikator konsisten dalam mengukur konstraknya.

Table 22.5. Hasil Pemeriksaan Reliabilitas Konstruk berdasarkan *Convergent Validity*

Construct	AVE	Composite Reliability	Cronbach's Alpha	R ²
Comfort	0.697	0.932	0.913	0.413
Cost	0.912	0.969	0.952	
Drive Quality	0.638	0.913	0.886	0.593
G.Satisfaction	0.714	0.882	0.799	0.633
Quality	0,781	0.914	0.860	0.101
Solidity	0,793	0.885	0.743	

Pengujian reliabilitas konstruk berikutnya adalah mengevaluasi *discriminant validity* dengan melihat *cross loading* dan membandingkan nilai akar AVE dengan korelasi antar konstruk. Hasil *output cross loading* seperti terlihat pada **Tabel 22.6.** di bawah ini.

Table 22.6. Hasil *Cross Loading Discriminant Validity*.

Discriminant Validity

Fornell-Larcker Criterion Cross Loadings Heterotrait-Monotrait Ratio (HTMT)

	Comfort	Cost	Drive Quality	G Satisfaction	Quality	Solidity
CO2	0.886	0.223	0.458	0.498	0.468	0.417
CO3	0.846	0.132	0.377	0.382	0.393	0.453
CO4	0.842	0.258	0.403	0.356	0.330	0.517
CO6	0.808	0.215	0.485	0.455	0.450	0.489
CO7	0.811	0.184	0.476	0.482	0.349	0.530
CO9	0.814	0.301	0.454	0.467	0.342	0.510
CT2	0.264	0.947	0.260	0.242	0.147	0.298
CT4	0.248	0.947	0.237	0.216	0.151	0.302
CT5	0.241	0.971	0.210	0.230	0.122	0.247
DQ1	0.415	0.245	0.798	0.491	0.770	0.415
DQ2	0.404	0.240	0.781	0.529	0.642	0.391
DQ5	0.417	0.233	0.757	0.583	0.551	0.518
DQ6	0.411	0.145	0.822	0.733	0.552	0.343
DQ7	0.501	0.209	0.809	0.709	0.628	0.418
DQ8	0.402	0.113	0.737	0.607	0.424	0.259
GS1	0.472	0.158	0.592	0.790	0.422	0.381
GS2	0.472	0.287	0.701	0.875	0.480	0.427
GS3	0.415	0.158	0.690	0.868	0.391	0.347
QU1	0.427	0.100	0.670	0.483	0.903	0.271
QU2	0.423	0.134	0.684	0.447	0.868	0.350
QU3	0.388	0.157	0.621	0.419	0.880	0.255
SO1	0.538	0.285	0.515	0.500	0.327	0.918
SO2	0.503	0.237	0.339	0.288	0.259	0.863

Berdasarkan **Tabel 22.6. Hasil *Cross Loading Discriminant Validity*** di atas dapat disimpulkan bahwa semua indikator mempunyai koefisien korelasi yang lebih besar dengan masing-masing konstruknya dibandingkan dengan nilai koefisien korelasi indikator pada blok konstruk pada kolom lainnya. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa masing-masing indikator dalam blok adalah penyusun konstruk dalam kolom tersebut.

Pemeriksaan selanjutnya adalah membandingkan akar AVE dengan korelasi antar konstruk, seperti terlihat pada **Tabel 22.7.** dan **Tabel 22.8.** di bawah ini.

Table 22.7. Perbandingan AVE dengan Akar AVE

Construct	AVE	Akar AVE
Comfort	0.697	0.834
Cost	0.912	0.954
Drive Quality	0.638	0.798
G.Satisfaction	0.714	0.844
Quality	0,781	0.883
Solidity	0,793	0.890

Table 22.8. Laten Variabel Correlation

Latent Variables

	Comfort	Cost	Drive Quality	G Satisfaction	Quality	Solidity
Comfort	1.000					
Cost	0.263	1.000				
Drive Qu...	0.533	0.247	1.000			
G Satisf...	0.534	0.240	0.785	1.000		
Quality	0.468	0.146	0.747	0.510	1.000	
Solidity	0.583	0.295	0.490	0.455	0.332	1.000

Berdasarkan **Tabel 22.7. Perbandingan AVE dengan Akar AVE** dan **Tabel 22.8. Laten Variabel Correlation**, dapat dijelaskan bahwa Akar AVE untuk konstruk **Comfort** adalah 0.834, sedangkan korelasi secara maksimal **Comfort** dengan konstruk lainnya adalah 0.583, sehingga nilai akar AVE konstruk **Comfort** \geq dari nilai korelasi konstruk lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa syarat *discriminant validity* lainnya terpenuhi. Begitu juga dengan konstruk lainnya yang menunjukkan akar AVE lebih besar dari korelasi konstruk.

8. Melakukan Evaluasi Model Struktural.

Pada tahap evaluasi model struktural akan dianalisis dengan melihat signifikansi hubungan antar konstruk yang ditunjukkan oleh nilai *Tstatistic* yang dihasilkan dari *out put* dari *options Calculate PLS → Bootstrapping*. Besarnya pengaruh antar konstruk dan efek interaksi (moderasi) diukur dengan nilai koefisien jalur (*path coefficient*). *Path coefficient* yang memiliki nilai *Tstatistic* $\geq 1,96$ (atau dibulatkan menjadi 2) atau memiliki *Pvalue* $\leq 0,05$ dinyatakan signifikan.

Tabel 22.9. Path Coefficients.

Path Coefficients							
Mean, STDEV, T-Values, P-Values	Confidence Intervals		Confidence Intervals Bias Corrected		Samples	Export to c	
	Original Sample (O)	Sample Mean (M)	Standard Error (STERR)	T Statistics (O /STERR)	P Values		
Comfort -> Drive Quality	0.235	0.247	0.085	2.756	0.006		
Comfort -> G Satisfaction	0.174	0.172	0.097	1.798	0.073		
Cost -> G Satisfaction	0.015	0.019	0.072	0.215	0.830		
Drive Quality -> G Satisfaction	0.831	0.835	0.124	6.687	0.000		
Quality -> Comfort	0.308	0.306	0.090	3.434	0.001		
Quality -> Drive Quality	0.636	0.631	0.085	7.457	0.000		
Quality -> G Satisfaction	-0.197	-0.194	0.125	1.577	0.115		
Solidity -> Comfort	0.481	0.485	0.089	5.428	0.000		
Solidity -> G Satisfaction	0.007	0.004	0.099	0.076	0.940		
Solidity -> Quality	0.332	0.341	0.081	4.085	0.000		

Berdasarkan **Tabel 22.9. Path Coefficients** di atas dapat dilakukan pengujian hipotesis. Pengujian dilakukan terhadap 10 hipotesis yang diajukan. Pengujian hipotesis dilakukan dengan menggunakan nilai *t-value* dengan tingkat signifikansi 0,05. Apabila nilai *t-statistic* $\geq 1,96$ atau *p-value* $\leq 0,05$ maka H_0 ditolak (hipotesis penelitian diterima).

Output Path Coefficient dan T-Statistik.

PLS Bootstrapping (data original digandakan)

- H₁ : **Solidity berpengaruh** terhadap Kenyamanan (*Comfort*), hipotesis diterima (T-Statistik = 5,428 $\geq 1,96$ atau P-Value 0,00 $\leq 0,05$).
- H₂ : **Solidity berpengaruh** terhadap kualitas kendaraan (*Quality*). (T-Statistik = 4,085 $\geq 1,96$ atau P-Value 0,00 $\leq 0,05$).
- H₃ : **Solidity tidak berpengaruh** terhadap kepuasan umum (*General Satisfaction*). (T-Statistik = 0,076 $\leq 1,96$ atau P-Value 0,940 $\geq 0,05$).
- H₄ : Kenyamanan (*Comfort*) **berpengaruh** terhadap kenyamanan berkendara (*Driving Quality*). (T-Statistik = 2,756 $\geq 1,96$ atau P-Value 0,006 $\leq 0,05$).
- H₅ : Kenyamanan (*Comfort*) **tidak berpengaruh** terhadap kepuasan umum (*General Satisfaction*). (T-Statistik = 1,798 $\leq 1,96$ atau P-Value 0,073 $\geq 0,05$).
- H₆ : Kualitas kendaraan (*Quality*) **berpengaruh** terhadap Kenyamanan (*Comfort*). (T-Statistik = 3,434 $\geq 1,96$ atau P-Value 0,001 $\leq 0,05$).
- H₇ : Kualitas kendaraan (*Quality*) **berpengaruh** terhadap kenyamanan berkendara (*Driving Quality*). (T-Statistik = 7,457 $\geq 1,96$ atau P-Value 0,00 $\leq 0,05$).
- H₈ : Kualitas kendaraan (*Quality*) **tidak berpengaruh** terhadap kepuasan umum (*General Satisfaction*). (T-Statistik = 1,577 $\leq 1,96$ atau P-Value 0,115 $\geq 0,05$).
- H₉ : Kenyamanan berkendara (*Driving Quality*) **berpengaruh** terhadap kepuasan umum (*General Satisfaction*). (T-Statistik = 6,687 $\geq 1,96$ atau P-Value 0,000 $\leq 0,05$).
- H₁₀ : **Cost tidak berpengaruh** terhadap kepuasan umum (*General Satisfaction*). (T-Statistik = 0,215 $\leq 1,96$ atau P-Value 0,830 $\geq 0,05$).

DAFTAR BACAAN

- Abdurrachman Maman dan Muhidin Sambas Ali, 2007, *Analisis Korelasi, Regresi dan Jalur dalam penelitian dengan Aplikasi program SPSS*, Pustaka Setia, Bandung.
- Alreck, L. Pamela and Setle, B. Robert, 1995. *Survey Research handbook, 2nd Edition*, USA, Irwin.
- Arikunto, Suharsini, 2010, *Manajemen Penelitian*, Rineka Cipta, Jakarta.
- Berenson, L. Mark and Levine, M. David, 1996, *Basic Business Statistics*, Prentice Hall International, Inc, USA
- Bryman, Alan and Bell, Emma, 2003. *Business Research Method*, the UK, Oxford University Press.
- Byrne, Barbara M. 2010. *Structural Equation Modeling with AMOS: Basic Concepts, Applications, and Programming*. New York: Taylor and Francis Group, LLC.
- Cooper, R. Donald and Schindler, S. Pamela, 2006. *Business Research Method, the 9th Edition*, USA, McGraw-Hill
- Cresswell, John W. *Research Design: Qualitative, Quantitative, and Mixed Methods Approach*. London: Sage Publication, 2009.
- Curwin, John and Slater Roger, 2000. *Quantitative methods for Business Decisions*, Thomson Business Press, London.
- Drew, J. Clifford, Hardman, L. Michael and Hosp, L. John, 2008. *Designing and Conducting Research in Education*, Sage Publications, Los Angeles, USA.
- Emir, 2011. *Metodologi Penelitian Kualitatif, Analisis Data, eneralized Structured Component Analysis (GeSCA) Model persamaan Struktural berbasis Komponen*, Jakarta, PT. Rajagrafindo Persada.
- Ghozali, Imam, 2006, *Aplikasi Analisis Multivariate dengan Program SPSS*, Badan Penerbit Universitas Diponegoro, Semarang.
- Ghozali, Imam, 2008a, *Model Persamaan Struktural, Konsep dan Aplikasi dengan Program AMOS 16.0*, Badan Penerbit Universitas Diponegoro, Semarang.
- Ghozali, Imam, 2008b, *Structural Equation Modeling, Metode Alternatif dengan Partial Least Square*, Badan Penerbit Universitas Diponegoro, Semarang.
- Ghozali, Imam, 2008c, *Structural Equation Modeling, Teori, Konsep dan Aplikasi dengan program LISREL 8.80*, Badan Penerbit Universitas Diponegoro, Semarang.
- Ghozali, Imam, 2009, *Aplikasi Analisis Mulivariat dengan Program SPSS*, Badan Penerbit Universitas Diponegoro, Semarang.

- Ghozali, Imam, 2010, *Generalized Structural Component Analysis (GSCA) SEM berbasis Komponen*, Badan Penerbit Universitas Diponegoro, Semarang.
- Ghozali, Imam dan Aprilia Karlina, 2013. *Generalized Structured Component Analysis (GeSCA) Model persamaan Struktural berbasis Komponen*, Semarang, Badan Penerbit – Undip.
- Ghozali, Imam dan Latan, Hengky, 2013. *Partial Least Squares, Konsep Aplikasi Path Modeling XLSTAT*, Semarang, Badan Penerbit – Undip.
- Ghozali, Imam, 2014. *Structural Equation Modeling, Metode Alternatif dengan Partial Least Squares (PLS), Dilengkapi Software Smartpls 3.0, Xlstat 2014 dan WarpPLS 4.0.*, Semarang, Badan Penerbit – Undip.
- Ghozali, Imam, 2014. *Partial Least Squares, Konsep, Metode dan Aplikasi Menggunakan Program WarpPLS 4.0*, Semarang, Badan Penerbit – Undip.
- Ghozali, Imam dan Latan, Hengky, 2015. *Partial Least Squares, Konsep, Teknik dan Aplikasi menggunakan Program SMARTPLS 3.0 Untuk Penelitian Empiris*, Semarang, Badan Penerbit – Undip.
- Guba, Egon G. dan Yvonna S. Lincoln, 1994, *Competeing Paradigm in Qualitative Research Dalam Handbook of Qualitatif Research*. Sage Publication, London
- Gujarati, Damodar, 1978. *Ekonometrika Dasar*, Penerbit Erlangga, Jakarta.
- Hancock, Gregory N. dan Ralph O. Mueller (Ed.) 2006, *Structural Equation Modelling: A Second Course*. Information Age Publishing, Inc., New York.
- Haryono, Siswoyo, 2010. *Metodologi Penelitian Bisnis dan Manajemen*, Teori dan Aplikasi, PT. Intermedia Personalia Utama, Jakarta.
- Hesse-Biber, Sharlene Nagy, 2010, *Mixed Methods Research : Merging Theory with Practice*. Guilford Press, New York.
- Jogiyanto, 2011. *Konsep dan Aplikasi SEM Berbasis Varian dalam Penelitian Bisnis*, UPP STIM YKPN, Yogyakarta.
- Kerlinger, N. Fred, 2006, *Asas-asas Penelitian Behavioral*, Gajah Mada University Press, Yogyakarta.
- Kuncoro, Engkos Achmad dan Riduan, 2007. *Cara Menggunakan dan memakai Anaalisis Jalur (Path Analysis)*, Alfabeta, Bandung.
- Kurniawan, Heri dan Yamin, Sofyan; 2009, *Structural Equation Modeling, Belajar Lebih Mudah Teknik Analisis Data Kuesioner dengan Lisrel-PLS*, Salemba Empat, Jakarta.
- Kurniawan, Heri dan Yamin, Sofyan; 2011, *Generasi Baru Mengolah Data Penelitian Dengan Partial Least Square Path Modeling, Aplikasi Dengn Software XLSTAT, SmartPLS Dan Visual PLS*, Salemba Empat, Jakarta.

- Latan, Hengky, 2012, *Structural Equation Modeling, Konsep dan Aplikasi menggunakan LISREL 8,80*, Alfabeta, Bandung.
- Latan, Hengky, 2013. *Model Persamaan Struktural Teori dan Implementasi AMOS 21.0*, Bandung, Penerbit Alfabeta.
- Latan, Hengky dan Temalagi, Selva, 2013. *Analisis Multivariate, Teknik dan Aplikasi menggunakan Program IBM SPSS 20.0*, Bandung, Penerbit Alfabeta.
- Madjid Latief Abdul, Rochaety Ety dan Tresnati Ratih; 2009, *Metodologi Penelitian Bisnis, Dengan Aplikasi SPSS*, Edisi Revisi, Penerbit Mitra Wacana Media, Jakarta.
- Mustafa, Zainal EQ, 2009. *Mengurai Variabel hingga Instrumentasi*, Yogyakarta, Graha Ilmu.
- Mustafa, Zainal EQ, dan Wiajaya, Tony, 2012. *Panduan Teknik Statistik SEM & PLS dengan SPSS AMOS*, Yogyakarta, Cahaya Atma Pustaka.
- Newbold, Paul, 1992, *Statistics for Business and Economics, Third Edition*, Prentice Hall International Edition, USA.
- Priyatno, Duwi, 2009, *SPSS Untuk Analisis Korelasi, Regresi, dan Multivariate*, Gava Media, Yogyakarta.
- Riadi, Edi, 2013, *Aplikasi LISREL untuk Pemnelitian Analisis Jalur*, Yogyakarta Penerbit Andi, Yogyakarta.
- Santoso, Singgih, 2001, *Buku Latihan SPSS, Statistik Non Parametrik*, PT. Elex Media Komputindo, Jakarta.
- Santoso, Singgih, 2006, *Menggunakan SPSS Untuk Statistik Multivariat*, PT. Elex Media Komputindo, Jakarta.
- Santoso, Singgih, 2010, *Statistik Parametrik, Konsep dan Aplikasi dengan SPSS*, PT. Elex Media Komputindo, Jakarta.
- Santoso, Singgih, 2011, *Structural Equation Modeling, Konsep dan Aplikasi dengan AMOS 18.0*, PT. Elex Media Komputindo, Jakarta.
- Santoso, Singgih, 2011, *Mixed Method, Cara Menggabung Riset Kuantatif dengan Kualitatif*, PT. Elex Media Komputindo, Jakarta.
- Santoso, Singgih, 2014. *Konsep Dasar dan Aplikasi SEM dengan AMOS 22*, Jakarta, PT. Elex Media Komputindo.
- Sarjono, Haryadi dan Julianita, Winda, 2011. *SPSS vs LISREL, Sebuah Pengantar, Aplikasi untuk Riset*, Jakarta, Penerbit Salemba Empat.
- Sarwono, Jonathan, 2007, *Analisis Jalur untuk Riset Bisnis dengan SPSS*, Penerbit Andy, Yogyakarta.

- Sarwono, Jonathan, 2011. *Mixed Methods, Cara Menggabung Riset Kuantitatif dan Kualitatif Secara Benar*, Jakarta, PT. Elex Media Komputindo.
- Sarwono, Jonathan, 2013. *Statistik Multivariat Aplikasi untuk Riset Skripsi*, Jakarta, Penerbit ANDI.
- Sekaran, Uma, 2006. *Research Methods for Business*, New York, John-Wiley & Son Inc .
- Setiawan Ivan Aries dan Ritonga Ferdiansyah, 2011. *Analisis Jalur (Path Analysis) dengan Menggunakan AMOS*, Suluh Media, Jakarta.
- Sitinjak, Tumpal JR dan Sugiarto; 2006. *Lisrel*, Suluh Media, Yogyakarta.
- Solihin, Mahfud dan Ratmono, Dwi, 2013. *Analisis SEM-PLS dengan WarpPPL 3.0*, Yogyakarta, Penerbit ANDI Yogyakarta.
- Sugiyono, 2007. *Statistika Untuk Penelitian*, Alfabeta, Bandung.
- Sugiyono, 2011. *Metode Penelitian Kuantitatif Kualitatif dan R&D*, Alfabeta, Bandung.
- Sugiyono, 2013. *Metode Penelitian Manajemen*, Alfabeta, Bandung.
- Sunyoto, Danang. 2007, *Analisis Regresi Korelasi Bivariat, Ringkasan dan Kasus*, Amara Books, Yogyakarta.
- Sugiyono, 2011. *Metode Penelitian Kombinasi (Mixed Method)*, Bandung, Penerbit Alfabeta.
- Sugiyono, 2013. *Metode Penelitian Manajemen*, Bandung, Penerbit Alfabeta.
- Supranto, J. 2010. *Analisis Multivariat Arti & Interpretasi*, Rineka Cipta, Jakarta.
- Supriyadi, Edi, 2013, *LISREL, Analisis Jalur dan SEM*, In Media, Jakarta.
- Umar, Husein, 2010. *Desain Penelitian MSDM dan Perilaku Karyawan, Paradigma Positivistik dan Berbasis Pemecahan Masalah*, Jakarta, PT. Rajagrafindo Persada.
- Waluyo, Minto, 2011. *Panduan dan Aplikasi Structural Equation Modeling, Untuk Aplikasi Penelitian Industri, Psikologi, Sosial dan Manajemen*, Indeks, Jakarta.
- Widagdo, Bambang dan Widayat, 2011. *Pemodelan Persamaan Struktural, Aplikasi dalam Penelitian Manajemen*, Malang, UPT Penerbitan, Universitas Muhammadiyah Malang.
- Widarjono, Agus, 2010. *Analisis Statistika Multivariat Terapan, dilengkapi Aplikasi SPSS dan AMOS*, UPP STIM YKPN, Yogyakarta.
- Widoyoko, Eko Putro, 2012. *Teknik Penyusunan Instrumen Penelitian*, Yogyakarta, Pustaka Pelajar
- Wijanto, Setyo Hari, 2008, *Structural Equation Modeling dengan Lisrel, Konsep dan Tutorial*, Graha Ilmu, Jakarta.
- Wijaya, Tony, 2009. *Analisis SEM Untuk Penelitian Menggunakan AMOS*, Penerbit Universitas Atmajaya, Yogyakarta.