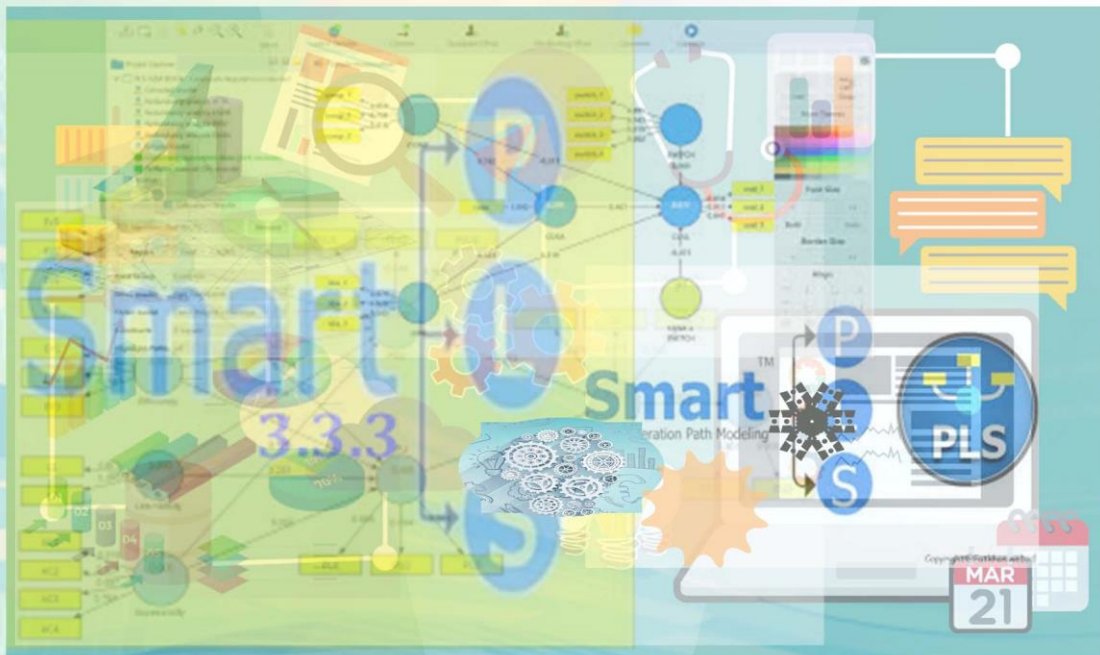




INDONESIA
BANKING
SCHOOL

MODUL

SEM (STRUCTURAL EQUATION MODELING) DENGAN SMARTPLS



OLEH :

DENI WARDANI, S.T., M.T.I.

**PROGRAM STUDI MANAJEMEN
STIE INDONESIA BANKING SCHOOL
2022**

KATA PENGANTAR

Segala Fuji dan Syukur kami limpahkan kepada Yang Maha Pencipta atas telah selesainya Modul SEM (*Structural Equation Modeling*) menggunakan smartPLS ini sebagai bahan dalam mengajar mata kuliah Metodologi Penelitian untuk Mahasiswa program studi Manajemen di lingkungan STIE Indonesia Banking School.

Materi dalam modul ini disusun berdasarkan kebutuhan mahasiswa didalam memahami konsep SEM menggunakan smartPLS yang dapat digunakan pada pengolahan data penelitian pada bidang manajemen agar dapat memuat hasil kesimpulan yang dapat mencerminkan kondisi dari data yang diolah. Materi modul ini juga disesuaikan dengan perkembangan konsep metodologi penelitian pada bidang manajemen.

Pada modul ini berisi materi mengenai konsep SEM (*Structural Equation Modeling*), pengenalan dan penggunaan aplikasi smartPLS, dan melakukan suatu analisis studi kasus yang berhubungan dengan manajemen agar dapat menginterpretasikan hasil penelitian serta dapat menyimpulkan gambaran dari pengolahan data.

Dalam pembuatan modul ini banyak pihak-pihak yang membantu dalam menyelesaikan modul ini, untuk itu penyusun mengucapkan banyak terima kasih yang sebesar-besarnya atas saran, kritikan dan bantuan yang telah dicurahkan dalam penyelesaian modul ini.

Penyusun menyadari masih banyak kekurangan-kekurangan dalam materi ini, sehingga besar harapan kami apabila ada saran dan kritikan untuk memperbaiki dan menyempurnakan modul ini dapat disampaikan kepada kami.

Penyusun berharap modul ini dapat berguna dan dapat dipergunakan bagi siapa saja yang membutuhkan materi ini dan kami mohon maaf apabila masih banyak kekurangannya.

Wasalam.

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
KATA PENGANTAR	i
DAFTAR ISI	ii
1. Konsep SEM (<i>Structural Equation Modeling</i>)	1
1.1. Sejarah SEM	1
1.2. Konsep Dasar SEM	2
1.3. Keunggulan Metode SEM	7
1.4. Bentuk Umum SEM	8
1.5. Hipotesis Fundamental Dalam SEM	9
1.6. Prosedur Penyusunan Dan Pengukuran Konstruk/Variabel	10
1.7. Jenis-jenis Variabel dalam SEM	11
1.8. Bentuk variable	11
1.9. Konvensi Penulisan & Diagram Variabel	16
1.10. Model Pengukuran Variabel dan Kesalahan Pengukuran Variabel	19
1.11. Model dan Kesalahan Struktural	21
1.12. Estimasi Model	22
1.13. Identifikasi Model	24
1.14. Measurement Model Fit	25
1.15. Struktural Model Fit	26
1.16. Asumsi Dasar SEM	26
2. Pengenalan PLS	28
2.1. Pengenalan PLS	28
2.2. Ukuran Sampel dalam SEM-PLS	28
2.3. Model Pengukuran dan Model Struktural	29
2.4. Outer Model	30
2.5. Inner Model	31
2.6. Inner Standar Algorithm PLS	32
3. Software SmartPLS	35
3.1. Pengenalan Aplikasi SmartPLS	35
3.2. Pengenalan Aplikasi SmartPLS	35
3.3. Tampilan SmartPLS	35
3.4. Hipotesis Menu Utama SmartPLS	36
3.5. Memulai SmartPLS	39
3.6. Evaluasi Measurement Outer Model	50
3.6.1. Uji Validitas	50
3.6.2. Uji Reabilitas	54

3.7. Pengujian Model Struktural (Inner Model)	55
4. Tahapan Analisis PLS	57
4.1. Estimasi Model dalam PLS-SEM	57
4.2. Evaluasi Model dalam PLS-SEM	57
4.3. Evaluasi Outer Model (Model Pengukuran)	57
4.4. Evaluasi Inner Model (Model Struktural)	59
4.5. Kriteria Penilaian dalam PLS-SEM	60
5. Penelitian Menggunakan Aplikasi SmartPLS	63
5.1. Membuka Aplikasi SmatPLS	63
5.2. Model Penelitian	63
5.3. Judul Penelitian	65
5.4. Kerangka Pemikiran Teoritis	65
5.5. Pengukuran Variabel	65
5.6. Hipotesis Penelitian	66
5.7. Analisis Data dengan SmartPLS	66
DAFTAR PUSTAKA	78

Kompetensi:

Setelah mengikuti pelatihan ini, diharapkan peserta mampu:

1. Memahami perkembangan SEM.
2. Memahami konsep SEM.
3. Memahami pengukuran SEM

1.1. Sejarah SEM

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.

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.

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.

1.2. Konsep Dasar SEM

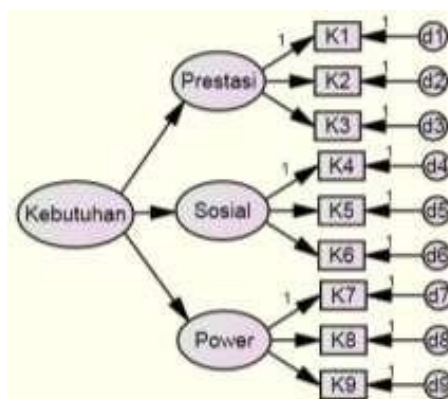
Ghozali (2008c:3) menjelaskan model SEM (Structural Equation Modeling) adalah generasi kedua teknik analisis multivariat yang memungkinkan peneliti menguji hubungan antar variabel yang kompleks baik recursive maupun non-recursive untuk memperoleh gambaran yang komprehensif mengenai keseluruhan model.

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

- a. **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).

Model Pengukuran, adalah teknik mengukur signifikansi hubungan antara indikator yang terukur (observed) dalam membentuk sebuah variable latent (Un-observed) yang tidak bisa diukur secara langsung kecuali melalui dimensi atau indikator. Misalkan variable motivasi kerja manusia tentu tidak diukur secara langsung (un-observed), sehingga disebut variable 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)

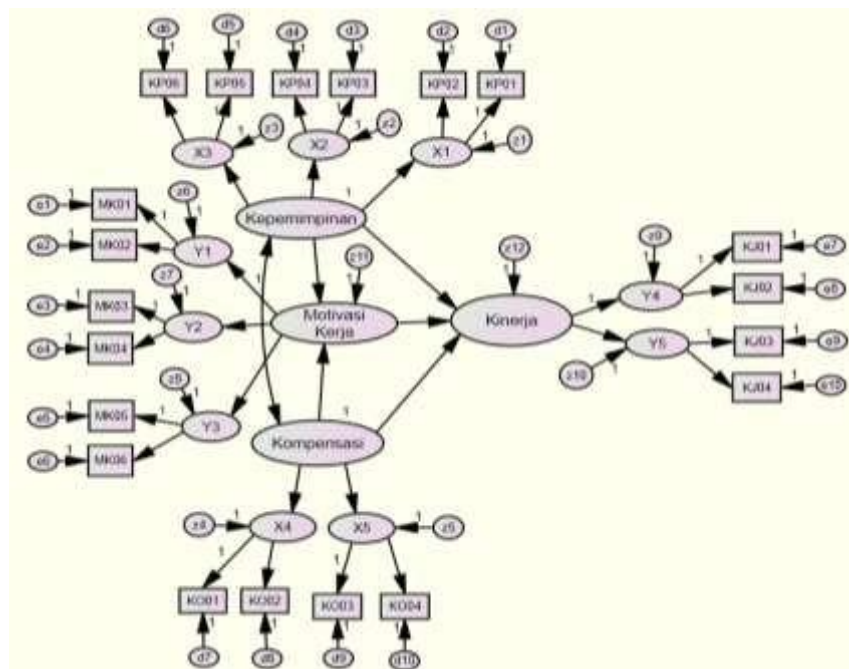
- b. **Model Struktural (Structural Model)** yang menghubungkan antar latent variabel melalui sistem persamaan simultan. Pengujian signifikansi model structural ini menggunakan kriteria Goodness of Fit Index (GOFI).

Model Struktural, adalah model regresi simultan atau persamaan struktural yang tersusun dari beberapa konstruk (variable) baik eksogen, intervening, moderating maupun endogen.

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 :

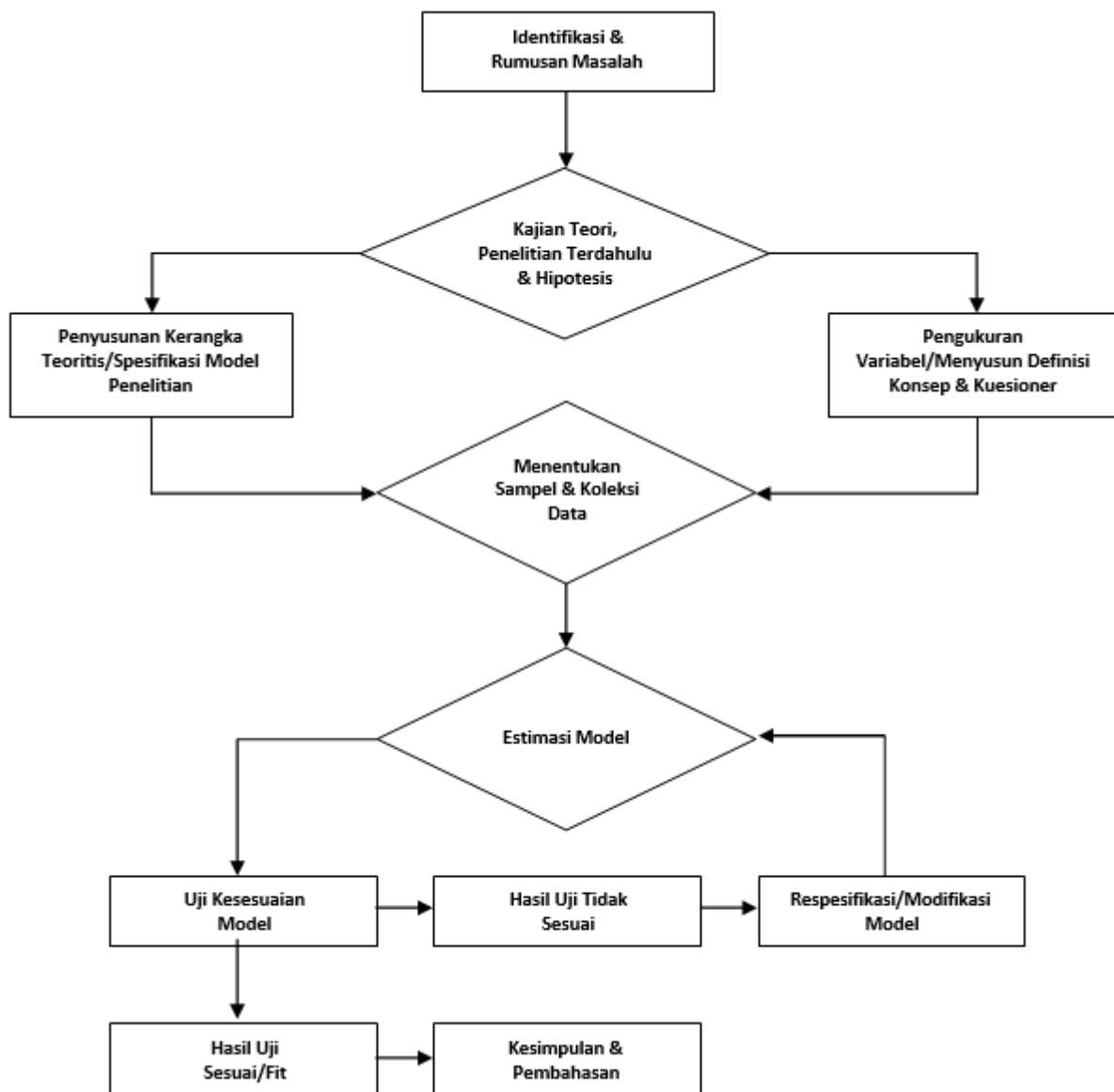
$$\text{Kinerja Pegawai} = \beta \text{Kepemimpinan} + \beta \text{Kompensasi} + \beta \text{Motivasi} + \epsilon.$$

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

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.

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 variabel laten 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 variabel laten.

Hasil sintesis berbagai teori adalah definisi konseptual dan operasional variabel 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 laten 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 variabel (single method) atau gabungan variabel eksogen dengan ksoegen 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.

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.

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>Covariance 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

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 dua 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	Software 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

Menurut Berenson dan Levin (1996:120), Ghazali (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.

1.3. 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.

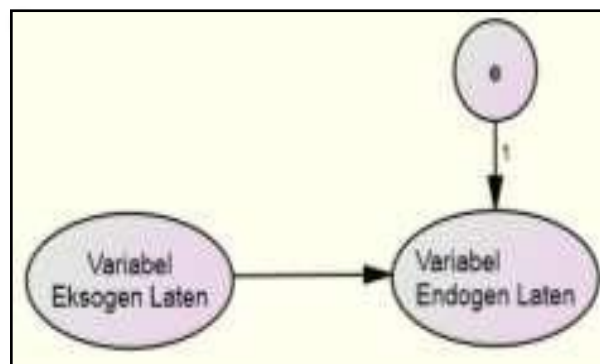
1.4. Bentuk Umum SEM

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 laten.

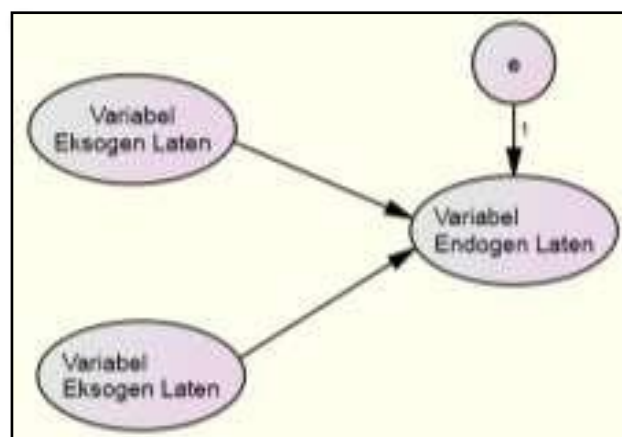
Model persamaan struktural atau SEM merupakan model yang menjelaskan hubungan antara variabel laten sehingga model SEM sering disebut sebagai analisis variabel laten (latent analysis) atau hubungan struktural linear (linear structural relationship). Hubungan antara variabel dalam SEM sama dengan hubungan 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).

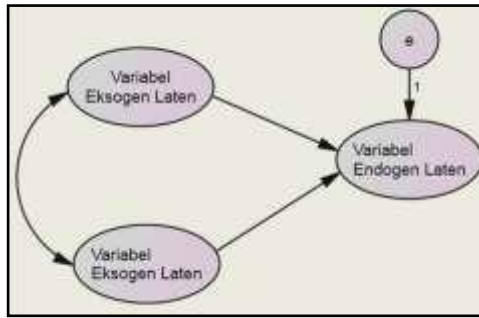
Terdapat beberapa model struktural di dalam SEM, seperti dijelaskan oleh Widarjono (2010:309) dalam Gambar 3.2. dampak dengan Gambar 3.7. berikut :



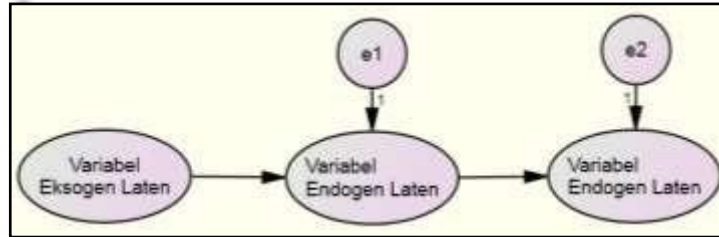
Gambar 1.4. SEM dengan Satu variabel Eksogen.



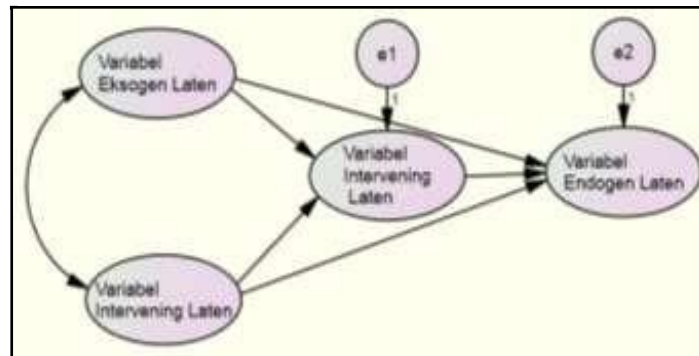
Gambar 1.5. SEM dengan Dua Variabel Eksogen.



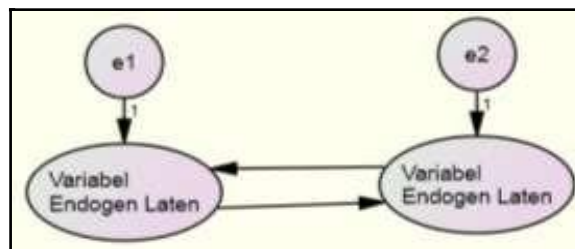
Gambar 1.6. SEM Dengan Dua Variabel Eksogen Yang Berkorelasi.



Gambar 1.7. SEM Dengan Satu Variabel Eksogen Intermediasi.



Gambar 1.8. SEM Dengan dua Variabel Eksogen, Intermediasi dan Endogen dan Berkorelasi.



Gambar 1.9. SEM yang Bersifat Resiprokal (Kausalitas).

1.5. 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.

1.6. Prosedur Penyusunan dan Pengukuran Konstruk/Variabel.

Menurut Sitingjak 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 dioperasionalisasikan dalam bentuk variabel yang bisa diukur dengan berbagai macam nilai. Tipe skala pengukuran nilai konstruk dapat berupa skala nominal, ordinal, interval dan rasio.

1.7. 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.

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.

1.8. Bentuk variable

Terdapat dua teknik penyusunan variabel, yaitu metode satu tingkat (first order) dan metode dua tingkat (second order).

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

Variabel yang diukur secara langsung dengan indikator-indikator yang dikembangkannya, disebut metode satu tingkat (first order)

Contoh bentuk variabel satu tingkat seperti berikut:

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.

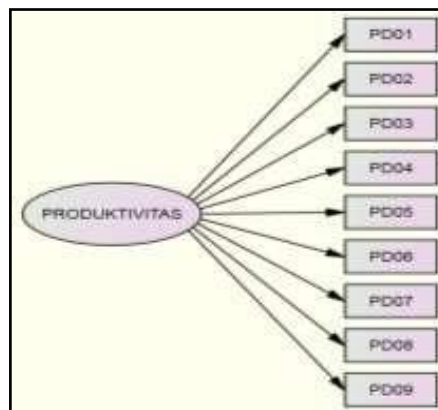
3) Kuesioner Produktivitas Kerja

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

Table 1.3. 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 SEM Produktivitas Kerja



Gambar 1.10. Model First Order Produktivitas Kerja

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

variable yang diukur melalui dimensi-dimensi dan baru indikator-indikator penyusunnya, disebut metode dua tingkat (*second order*).

Contoh bentuk variabel dua tingkat seperti berikut:

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 : 1.4. 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

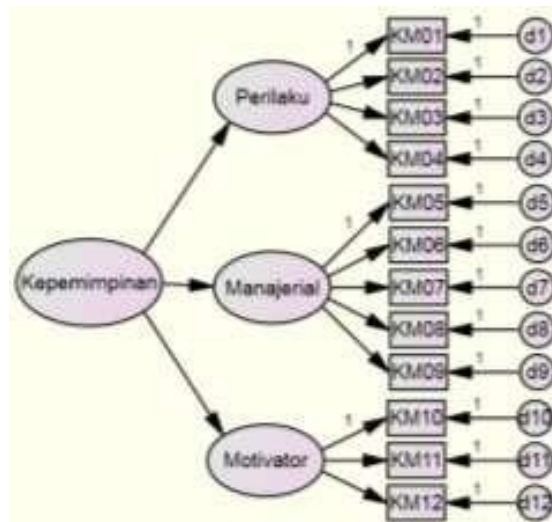
4) Kuesioner Kepemimpinan

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

Table 1.5. 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 Variabel Kepemimpinan

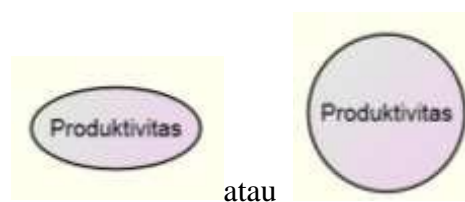


Gambar 1.11. Diagram Variabel Kepemimpinan

c) 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 1.12. Diagram *un-observed* atau *latent variable*

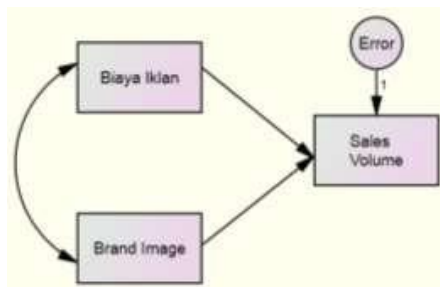
d) Variabel Teramati/Manifest (Observed)

Dalam analisis SEM, variable yang dapat diukur atau diamati langsung disebut variable manifest atau observed variable.

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 laten, 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 :



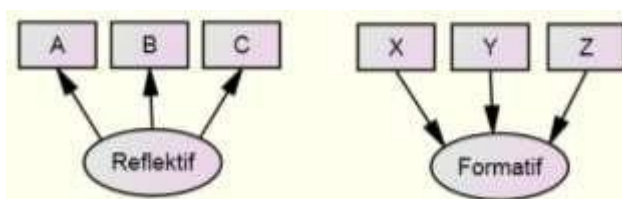
Gambar 1.13. Diagram *observed* atau *manifest variable*

e) 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 1.14. Indikator Reflektif vs Formatif

1.9. 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*.

a. 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.

b. 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.

c. 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.

d. 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 .

e. Model Pengukuran (Measurement Model)

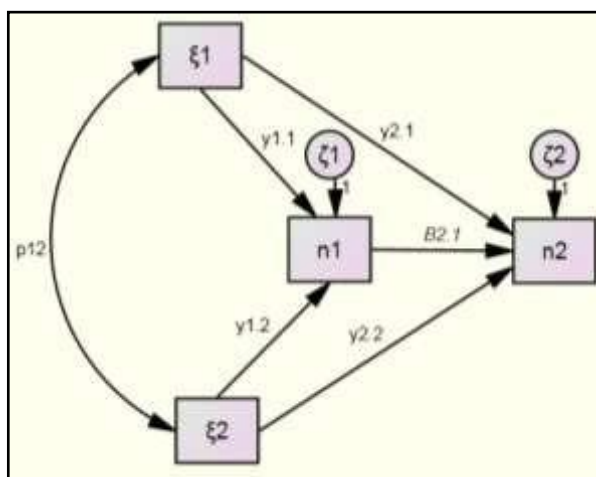
Dalam SEM setiap konstruk laten biasanya dihubungkan dengan *multiple measure*. Hubungan antara konstruk laten dengan pengukurannya dilakukan lewat faktor *Analytic Measurement Model*, yaitu setiap konstruk laten dibuat model sebagai *common* faktor dari pengukurannya (*measurement*). Nilai “loading”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

f. 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).

g. 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.



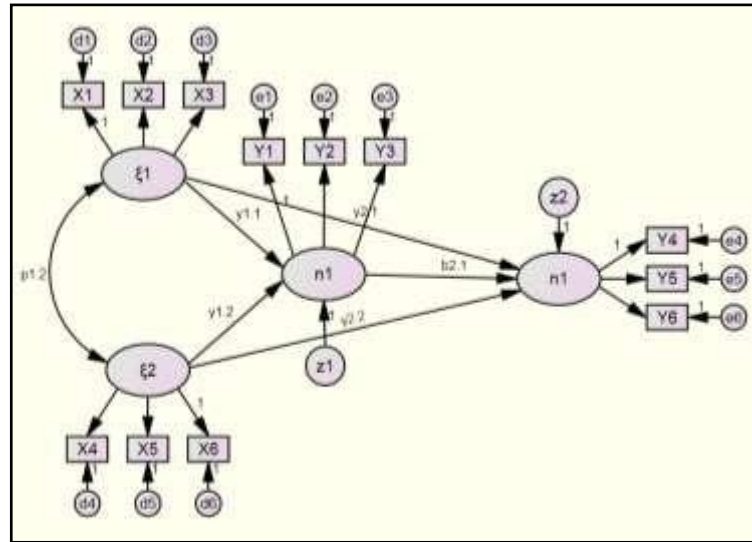
Gambar 1.15. Model Analisis Jalur

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 inidengan 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 *gama* (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 :
 - $\eta_1 = \gamma_{1.1}\xi_1 + \gamma_{1.2}\xi_2 + \zeta_1$
 - $\eta_2 = \gamma_{2.1}\xi_1 + \gamma_{2.2}\xi_2 + \beta_{2.1}\eta_1 + \zeta_2$

h. 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 1.16. Full Model Struktural

Penjelasan Gambar

- a. 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.
- b. 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).
- c. 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).
- d. Semua variabel laten endogen harus diberi *error* atau nilai residual *regression* dengan simbol *zeta* (ζ).
- e. 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 $\eta_2 = \gamma_{2.2}$
- f. Koefisien regresi antara variabel laten endogen dengan variabel laten endogen lainnya diberi simbol β 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 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 :

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

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

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

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

1.10. Model dan Kesalahan Pengukuran Variabel

1) Model Pengukuran Variable (*Measurement 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*.

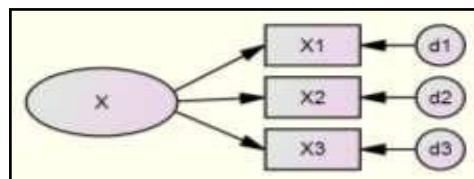
Dari uraian di atas, dapat disimpulkan bahwa measurement model adalah bagian dari pengujian model SEM yang menggambarkan hubungan antara variabel laten dengan indikator- indikatornya.

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*.

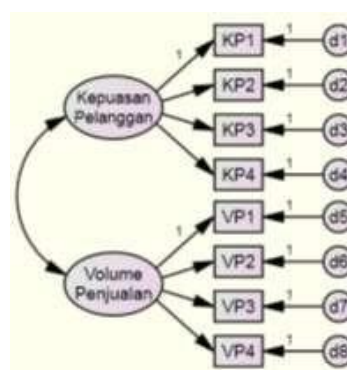
Model pengukuran dilakukan secara terpisah atau dilakukan pada tiap konstruk (*single measurement model*) atau dapat juga dilakukan antar konstruk eksogen dan antar konstruk endogen (*multidimensional model*).



Gambar 1.17. *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 1.18. Model Pengukuran Menyeluruh atau Gabungan

2) Kesalahan Pengukuran Variabel.

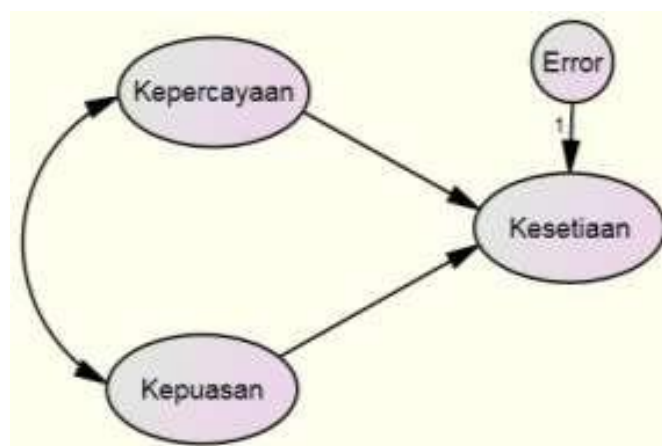
Menurut Wijanto (2008:16) dalam SEM indikator-indikator atau variabel-variabel teramati tidak dapat secara sempurna mengukur variabel laten terkait. Untuk memodelkan ketidaksempurnaan ini dilakukan penambahan komponen yang mewakili kesalahan pengukuran ke dalam SEM.

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*.

1.11. 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 1.19. 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).

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.

1.12. **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.

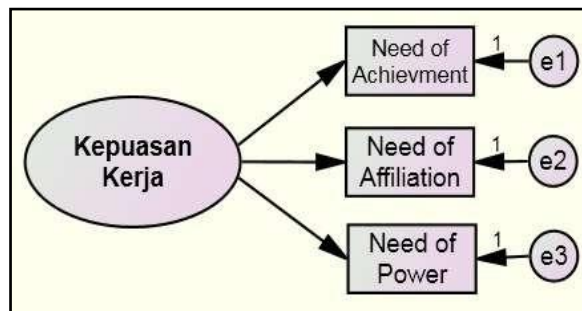
Menurut Wijanto (2008:34) SEM dimulai dengan menspesifikasikan model penelitian yang akan diestimasi. Spesifikasi model penelitian, yang merepresentasikan permasalahan yang diteliti, adalah penting dalam SEM. Analisis tidak dapat dimulai sampai peneliti menspesifikasikan sebuah model yang menunjukkan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

a) Spesifikasi model pengukuran dan struktural konstruk *Unidimensional*

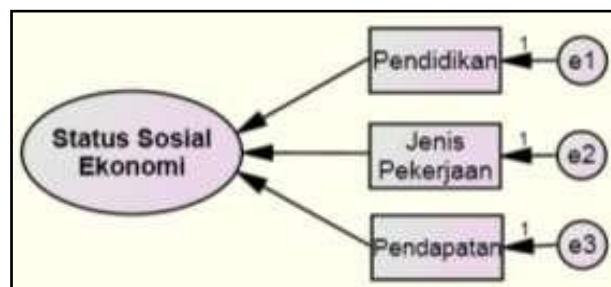
- 1) Definisikan variabel-variabel laten yang ada di dalam penelitian.
- 2) Definisikan variabel-variabel teramati.
- 3) Definisikan hubungan antara setiap variabel laten dengan variabel-variabel teramati yang terkait

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.

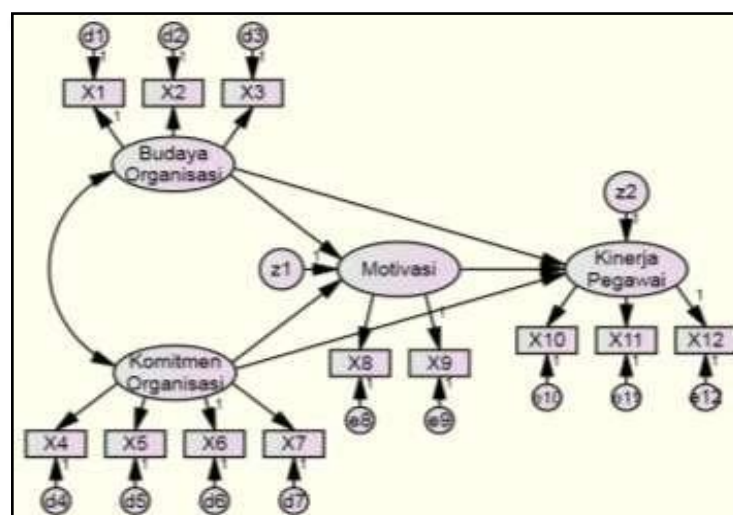
Konstruk *unidimensional* adalah konstruk yang dibentuk langsung dari manifest variabelnya dengan arah indikatornya dapat berbentuk *reflective* maupun *formative*. Pada model struktural yang menggunakan konstruk *unidimensional*, analisis faktor konfirmatori untuk menguji validitas konstruk dapat dilakukan 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 1.20. Model Pengukuran Konstruk *Unidimensional* dengan Indikator Reflektif



Gambar 1.21. Model Pengukuran Konstruk *Unidimensional* dengan Indikator Formatif

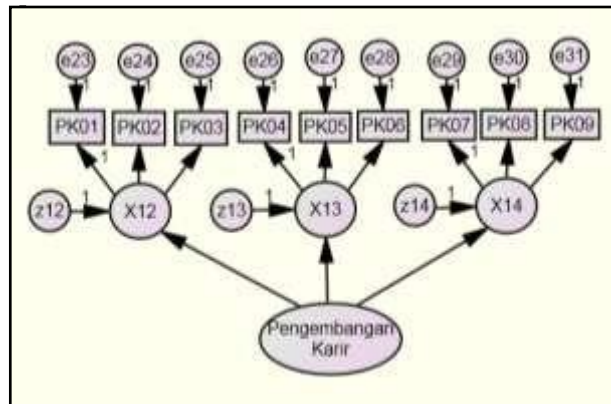


Gambar 1.22. Model Struktural dengan Konstruk *Unidimensional*

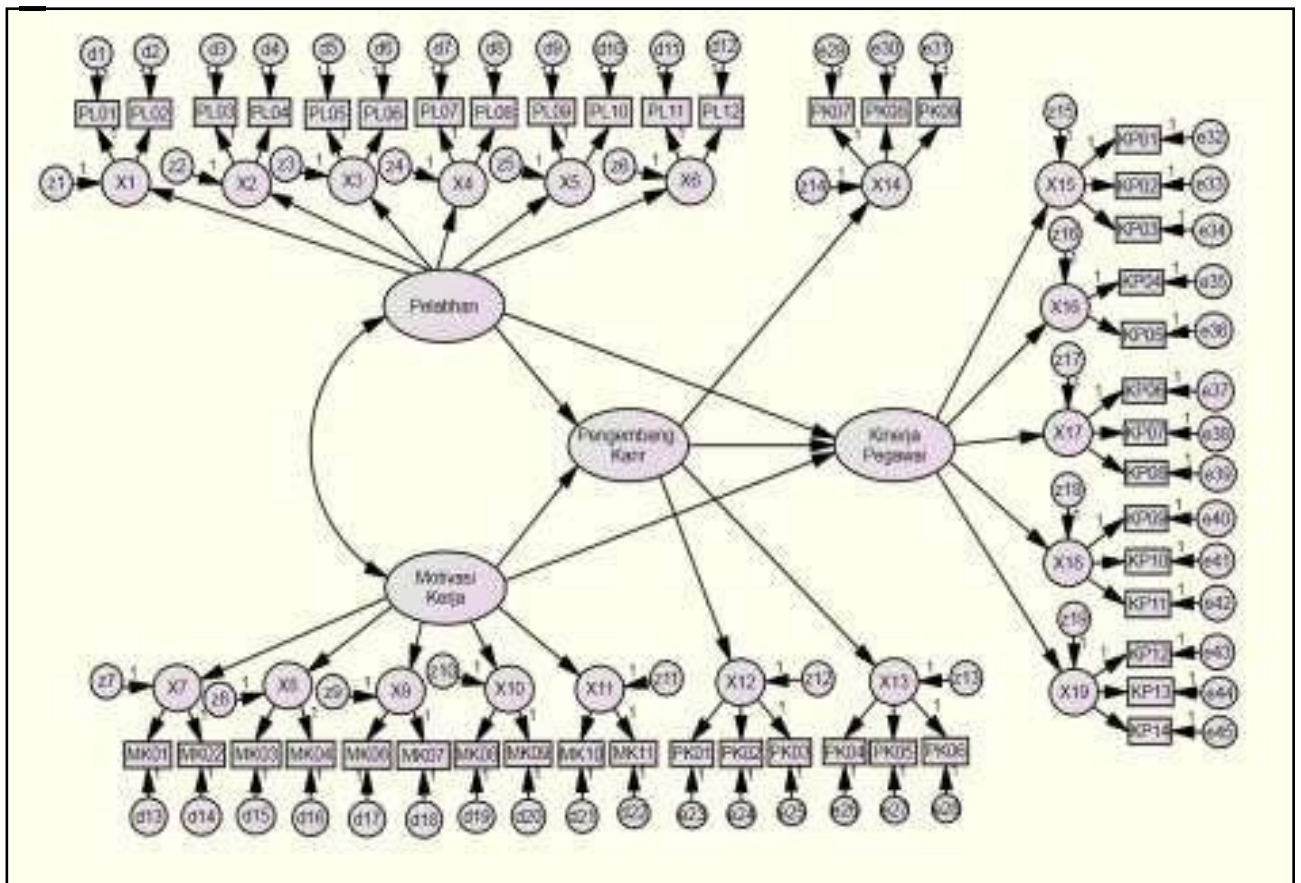
b) Spesifikasi model pengukuran dan struktural konstruk Multidimensional

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 tampak pada gambar berikut ini.



Gambar 1.23. Model Pengukuran Konstruk *Multidimensional*



Gambar 1.24. Model Struktural dengan Konstruk *Multidimensional*

1.13. 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 **sat** 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)

1.14. 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 :

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

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

1.15. 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).

1.16. 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*)

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. Model yang dihipotesiskan harus valid.

4. 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.

2

Pengenalan PLS

Kompetensi:

Setelah mengikuti pelatihan ini, diharapkan peserta mampu:

1. Memahami pengenalan PLS.
2. Memahami ukuran sampel PLS.
3. Memahami model pengukuran PLS

2.1. Pengenalan PLS

Partial Least Square (PLS) adalah salah satu metode alternative *Structural Equation Modeling (SEM)* yang dapat digunakan untuk mengatasi permasalahan yang 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.

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.

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. Analisis PLS digunakan untuk indikator pembentuk variable laten yang bersifat formatif, bukan reflektif.

2.2. 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 tersebut 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 R² minimum 0,50 maka ukuran sampel minimum yang harus kita punya adalah 42.

Tabel 2.1. Panduan Menentukan Ukuran Sampel Model PLS-SEM

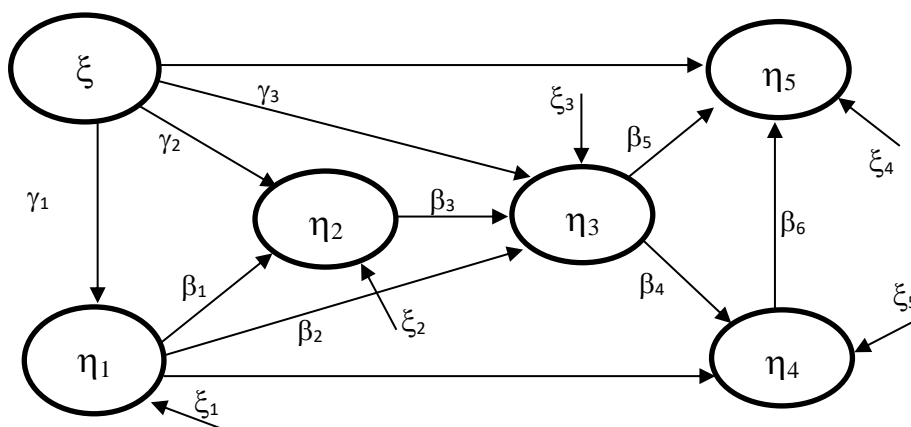
Jumlah maksimal arah panah menuju konstruk	Tingkat (<i>level</i>) Signifikansi											
	1%				5%				10%			
	Minimum R ²				Minimum R ²				Minimum R ²			
	0,10	0,25	0,50	0,75	0,10	0,25	0,50	0,75	0,10	0,25	0,50	0,75
2	158	75	47	38	110	52	33	26	88	41	26	21
3	176	84	53	42	124	59	38	30	100	48	30	25
4	191	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)

2.3. Model Pengukuran dan Model Struktural

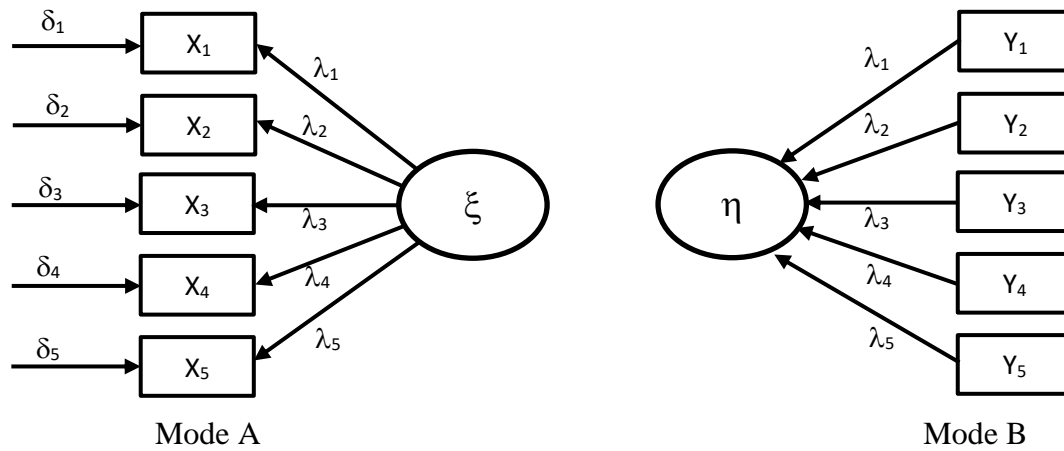
Analisis PLS-SEM biasanya terdiri dari dua sub model yaitu model pengukuran (measurement model) atau sering disebut outer model dan model struktural (structural model) sering disebut inner model. Model pengukuran menunjukkan bagaimana variabel manifest atau observed variabel merepresentasikan variabel laten untuk diukur. Sedangkan model struktural menunjukkan kekuatan estimasi antar variabel laten atau konstruk.

Variabel laten yang dibentuk dalam PLS-SEM, indikatornya dapat berbentuk refleksif maupun formatif. Indikator reflektif atau sering disebut dengan Mode A merupakan indikator yang bersifat manifestasi terhadap konstruk dan sesuai dengan classical test theory yang mengasumsikan bahwa variance di dalam pengukuran score variabel laten merupakan fungsi dari true score ditambah dengan error. Sedangkan indikator formatif atau sering disebut dengan Mode B merupakan indikator yang bersifat mendefinisikan karakteristik atau menjelaskan konstruk. Untuk lebih memahami dapat dilihat contoh model struktural dan model pengukuran yang dapat dilihat pada gambar di bawah ini:



Gambar 2.1. Model Struktural

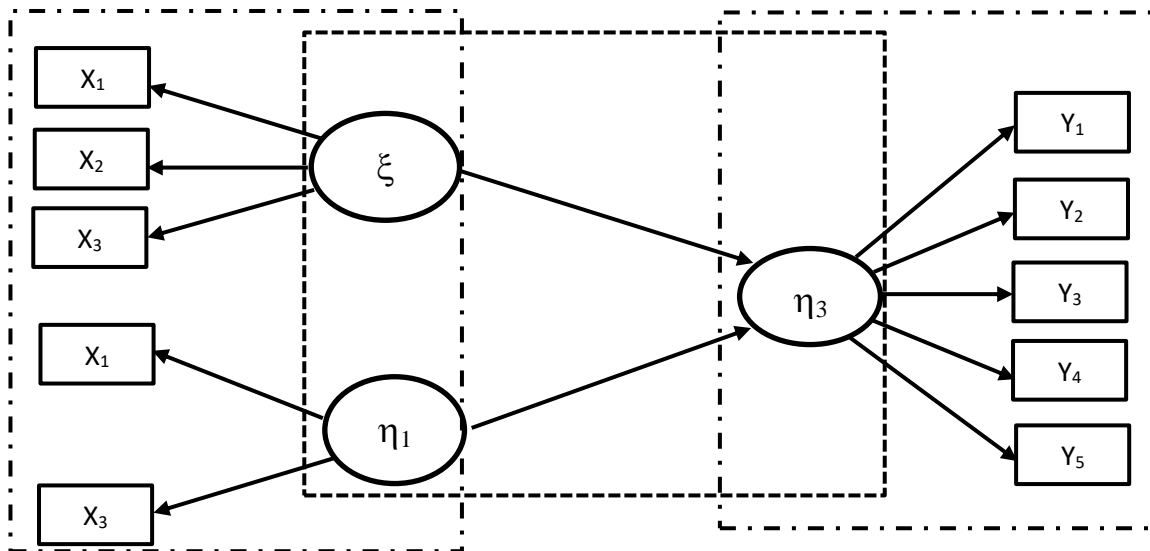
Untuk tampilan model pengukuran dengan mode A dan mode B dapat dilihat seperti gambar berikut ini:



Gambar 2.2. Model Pengukuran

2.4. Outer Model

Model pengukuran atau outer model menunjukkan bagaimana setiap blok indikator berhubungan dengan variabel latennya. Untuk model persamaan strukturalnya dapat dilihat seperti gambar di bawah ini:



Gambar 2.3. Model Persamaan Struktural

Persamaan untuk outer model reflective (Mode A) dapat ditulis sebagai berikut:

$$x = \lambda_x \xi + \epsilon_x$$

$$y = \lambda_y \eta + \epsilon_y$$

Dimana:

- x dan y merupakan manifest variabel atau indikator untuk konstruk laten eksogen (ξ) dan endogen (η).
- λ_x dan λ_y merupakan matriks loading yang menggambarkan koefisien regresi sederhana yang menghubungkan variabel laten dan indikatornya.
- ϵ_x dan ϵ_y Merupakan residual kesalahan pengukuran (measurement error)

Sedangkan untuk outer model formative (Mode B) persamaannya dapat ditulis sebagai berikut:

$$\begin{aligned}\xi &= \Pi_{\xi} x + \delta_{\xi} \\ \eta &= \Pi_{\eta} y + \delta_{\eta}\end{aligned}$$

Dimana:

- ξ dan η merupakan konstruk laten eksogen dan endogen.
- x dan y merupakan manifest variabel atau indikator untuk konstruk laten eksogen (ξ) dan endogen (η).
- Π_{ξ} dan Π_{η} merupakan koefisien regresi berganda untuk variabel laten dan blok indikator.
- δ_{ξ} dan δ_{η} Merupakan residual dari regresi

2.5. Inner Model

Inner model menunjukkan hubungan-hubungan atau kekuatan estimasi antar variabel laten atau konstruk berdasarkan pada substantive theory. Inner model pada gambar di atas dapat dilihat pada kotak putus-putus yang berada di tengah persamaan struktural yang memperlihatkan hubungan variabel laten atau konstruk yang saling terhubung. Persamaan untuk inner model dapat dituliskan seperti berikut ini:

$$\eta = \beta_0 + \beta_{\eta} + \Gamma\xi + \zeta$$

Dimana :

- η adalah vektor konstruk endogen
- ξ adalah vektor konstruk eksogen
- ζ adalah vektor variabel residual (unexplained variance)

Karena pada dasarnya PLS didesain untuk model recursive (model yang mempunyai satu arah kausalitas), maka hubungan antara variabel laten eksogen terhadap setiap variabel laten endogen sering disebut dengan causal chain system yang dapat dispesifikasi sebagai berikut:

$$\eta_t = \sum_i \beta_{ji} \eta_i + \sum_i \gamma_{jb} \xi_b + \zeta_1$$

Dimana:

- β_{ji} dan γ_{jb} merupakan koefisien jalur yang menghubungkan variabel endogen (η) sebagai prediktor dan variabel eksogen (ξ).
- i dan b merupakan range indices.
- ζ_1 Merupakan inner residual variabel.

Weight Relations

Bagaimanapun outer dan inner model memberikan spesifikasi yang diikuti dalam estimasi PLS algorithm. Kita membutuhkan definisi weight relation untuk melengkapinya. Nilai kasus untuk setiap variabel laten yang diestimasi dalam PLS mengikuti persamaan berikut:

$$\hat{\zeta}_b = \sum_{kb} \omega_{kb} \chi_{kb}$$

$$\hat{\eta}_t = \sum_{ki} \omega_{ki} \gamma_{ki}$$

Dimana:

- ω_{kb} dan ω_{ki} merupakan weight yang digunakan untuk dapat mengestimasi variabel laten (ζ_b) dan (η_t).

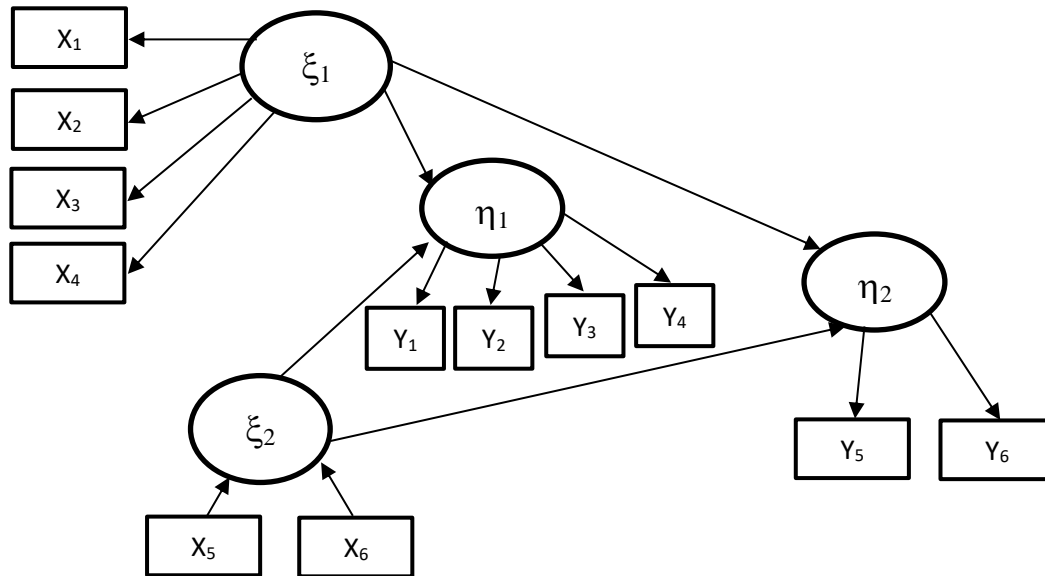
Sehingga estimasi variabel laten adalah linear aggregate dari indikator yang nilai weightnya didapat melalui prosedur estimasi PLS dengan dispesifikasi oleh inner dan outer model dimana η adalah vector variabel endogen dan ξ adalah vector variabel eksogen, ζ merupakan vektor residual serta β dan Γ adalah matriks koefisien jalur.

2.6. Standar Algorithm PLS

Seperti yang sudah kita ketahui bahwa tujuan dari PLS adalah untuk membantu peneliti dalam mendapatkan nilai variabel laten untuk tujuan prediksi. Model formalnya adalah mendefinisikan secara eksplisit variabel laten secara linear aggregates dari observed variabel atau indikator-indikatornya. Weight estimates untuk menciptakan komponen skor variabel laten didapat berdasarkan bagaimana inner dan outer model dispesifikasi. Hasilnya adalah residual variance dari variabel endogen diminimize.

Menurut Chin dan Newsted (1999) estimasi parameter yang didapat melalui PLS dapat dikelompokkan kedalam tiga kategori. Kategori pertama adalah weight estimate, digunakan untuk menciptakan skor variabel laten. Kategori dua, merefleksikan path estimate yang menghubungkan variabel laten dan antara variabel dengan blok indikatornya. Kategori ketiga adalah berkaitan dengan rata-rata (means) dan location parameters (regression constants) untuk indikator dan variabel laten. Untuk memperoleh ketiga estimasi parameter ini, Algorithm PLS menggunakan proses tiga tahap dengan setiap tahap menghasilkan estimasi. Tahap pertama menghasilkan weight estimate. Tahap kedua menghasilkan estimate untuk inner mode (model struktural yang menghubungkan antar variabel laten) dan outer model (model penguluran refleksif atau formatif). Dan tahap ketiga menghasilkan rata-rata dan location estimate. Pada tahap pertama dan kedua, indikator dan variabel laten diperlakukan sebagai deviation dari means. Pada tahap ketiga peneliti dapat memperoleh hasil estimasi berdasarkan pada original data metrics, eight estimate dan path estimate dari dua tahap sebelumnya yang digunakan untuk menghitung means dan location parameters.

Tahap pertama merupakan jantung dari algorithm PLS yang terdiri dari prosedur iterasi yang hampir selalu menghasilkan weight estimate yang stabil. Secara esensial, komponen skor estimate untuk setiap variabel laten diperoleh dengan dua cara yaitu melalui outside approximation yang merepresentasikan weighted aggregate dari indikator konstruk dan inside approximation yang merupakan weighted aggregate dari komponen skor lainnya yang berhubungan dalam teoritis. Selama proses iterasi berlangsung, inner model estimate digunakan untuk mendapatkan outside approximation weight, sedangkan untuk outer model estimate digunakan untuk mendapatkan inside approximation weight. Prosedur ini akan berhenti ketika presentase perubahan setiap outside approximation weight relative terhadap proses sebelumnya kurang dari 0.001, serta memberikan contoh multiblok seperti gambar berikut ini:



Gambar 2.4. Model MultiBlok (Mode C)

Dari gambar di atas dapat dilihat bahwa terdapat dua konstruk eksogen yang disimbolkan dengan (ξ) dan dua konstruk endogen yang disimbolkan dengan (η). Satu konstruk eksogen menggunakan indikator reflektif dan satu konstruk eksogen lainnya menggunakan indikator formatif. Sedangkan dua konstruk endogen keduanya menggunakan indikator reflektif. Sebagai langkah awal iterasi algorithm adalah mengestimasi outside approximation dari variabel laten dengan cara menjumlah (summing) indikator dalam setiap blok dengan bobot yang sama (equal weight). Weight dalam setiap iterasi diskalakan untuk mendapatkan unit variance skor variabel laten untuk N kasus dalam sampel. Dengan menggunakan skor untuk setiap variabel laten yang telah diestimasi dilakukan inside approximation untuk variabel laten.

Ada tiga skema utama inside approximation weight yang dikembangkan untuk mengkombinasikan variabel laten tetangga (neighboring LVs) guna mendapatkan estimasi spesifik dari variabel laten yaitu centroid, factor dan path weighting. Walaupun setiap skema weighting mengikuti logika tertentu, apapun pilihannya hanya mempunyai pengaruh yang kecil terhadap hasil yaitu 0.005 atau kurang untuk structural paths dan 0.05 atau kurang untuk measurement paths.

Skema weighting dengan centroid merupakan prosedur asli yang digunakan oleh Wold. Prosedur ini hanya mempertimbangkan korelasi antara variabel laten dengan variabel laten tetangganya (neighboring LVs). Kekuatan korelasi dan hubungan model struktural tidak diperhitungkan. Hasil perhitungannya menjadi sederhana karena hasil estimasi dapat ditambahkan pada semua hubungan variabel laten dengan weight +1 atau -1 pada variabel endogen dan ini menjadi sama dengan centroid factor.

Skema weighting dengan factor dikembangkan oleh Lahmoller. Skema ini menggunakan koefisien korelasi antara variabel laten dengan variabel laten tetangga sebagai pembobot (weight). Variabel laten menjadi principal component dari variabel laten tetangganya. Menurut Lohmoller (1998), skema weighting dengan factor maximize variance dari principle component variabel laten ketika jumlah variabel laten menjadi tak terhingga jumlahnya.

Terakhir adalah skema dengan struktural atau path weighting membobot variabel laten tetangga dengan cara berbeda tergantung apakah variabel laten tetangga merupakan anteseden atau konsekuen dari focal variabel laten. Skem ini merupakan komponen produk yang dapat memprediksi dan menjadi prediktor yang baik untuk variabel endogen. Dengan hasil estimasi variabel laten dari inside approximation, maka kita dapatkan satu set weight baru dari outside approximation. Jika skor inside approximation dibuat tetap, maka dapat dilakukan regresi sederhana atau regresi berganda tergantung apakah blok indikator berbentuk reflektif (mode A) ataukah formatif (mode B). Karena ξ_1 , η_1 , dan η_2 di atas berbentuk mode A, maka tiap indikator

dalam tiap blok secara individu diregres terhadap estimasi variabel latennya (inside approximation score). Untuk kasus ξ_2 yang berbentuk mode B, maka dilakukan regresi berganda untuk mengestimasi ξ_2 terhadap indikatornya. Koefisien regresi sederhana atau regresi berganda kemudian digunakan sebagai weight baru untuk outside approximation setiap variabel laten.

Setelah skor variabel laten diestimasi pada tahap satu, maka hubungan jalur kemudian diestimasi dengan OLS regresi pada tahap dua. Setiap variabel endogen dalam model dengan indikator berbentuk formatif. Jika hasil estimasi pada tahap dua menghasilkan nilai rata-rata dan variance yang berbeda, maka parameter means dan location untuk indikator dan variabel selanjutnya diestimasi pada tahap tiga. Hal tersebut dilakukan dengan cara means untuk setiap indikator dihitung lebih dahulu dengan menggunakan data original. Kemudian dengan menggunakan weight yang didapat pada tahap satu, means untuk setiap variabel laten dihitung. Dengan nilai means untuk setiap variable laten dan path estimates dari tahap dua, maka location parameter untuk setiap variabel laen endogen dihitung sebagai perbedaan anara mean yang baru dengan bagian sisematik untuk variabel laten eksogen yang mempengaruhinya.

3

Software SmartPLS

Kompetensi:

Setelah mengikuti pelatihan ini, diharapkan peserta mampu:

1. Memahami perkembangan PLS.
2. Memahami tampilan interaksi PLS.
3. Melakukan penggunaan PLS

3.1. Pengenalan Aplikasi SmartPLS

Aplikasi untuk menganalisis SEM component based PLS pertama kali dikembangkan oleh Jan-Bernd Lohmoller mulai tahun 1984 sampai 1989 pada platform DOS yang disebut LVPLS Versi 1.8 (Latent Variable Partial Least Squares). Aplikasi ini dikembangkan lebih lanjut oleh Wynne W Chin dari tahun (1998 sampai 2001) menjadi dibawah Windows dengan tampilan graphical interface dan tambahan perbaikan teknik validasi dengan memasukkan bootstrapping dan jackknifing. Aplikasi yang dikembangkan oleh Chin ini diberi nama PLS GRAPH versi 3.0 yang masih versi beta. Kemudian di universitas of Hamburg Jerman dikembangkan juga software PLS yang diberi nama SMARTPLS, untuk versi 3.0 dapat didownload secara gratis.

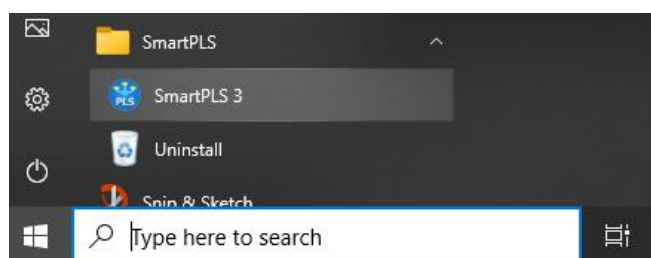
3.2. Pengenalan Aplikasi SmartPLS

Software smartPLS 3.0 dikembangkan sebagai proyek di Institute of Operation Management and Organization (School of Business) Universitas of Hamburg, Jerman. Pengembangan SmartPLS menggunakan Java Webstart Technology. SmartPLS 3.0 versi student ataupun versi trial satu tahun dapat didownload di www.smartpls.com secara gratis. Pada halaman web tersebut kita dapat download beberapa platform seperti windows atau macs dengan beberapa versi seperti versi 3.0, versi 2.0, dan versi lainnya.

Sebelum kita dapat menggunakan aplikasi smartPLS 3.0 ini kita dapat melakukan install pada komputer kita yang sesuai dengan jenis sistem operasi yang ada seperti windows atau macs. Dalam melakukan instalasi, kita dapat memilih jenis sistem yang sesuai dengan sistem versi windowsnya seperti sistem 32 bit atau sistem 64 bit. Setelah diinstal sesuai dengan platform windows yang kita punya, maka aplikasi smartPLS 3.0 ini dapat kita gunakan untuk mengolah data penelitian.

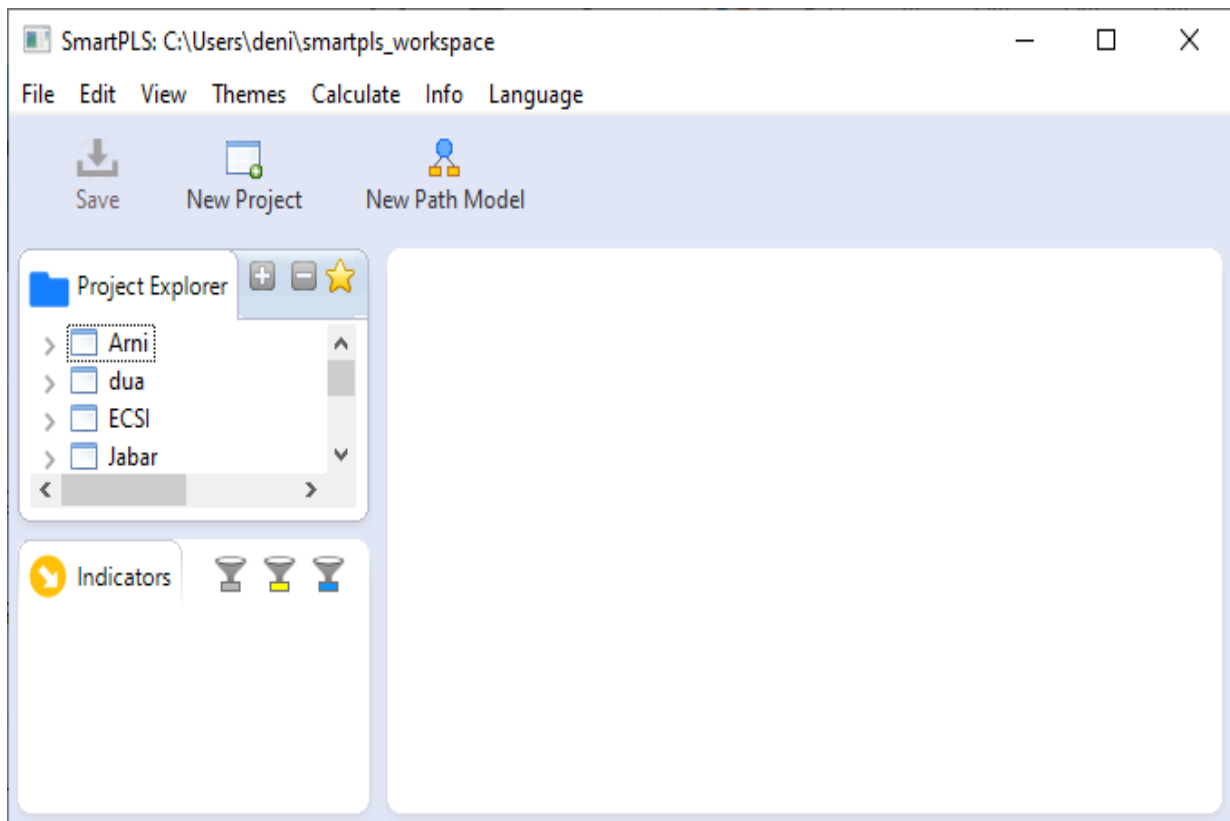
3.3. Tampilan SmartPLS

Untuk memanggil program smartPLS dapat dilakukan dengan klik Start, pilih Program, kemudian dapat memilih aplikasi smartPLS seperti gambar berikut ini:



Gambar 3.1. Aplikasi smartPLS pada Menu start

Untuk mengoperasikan program SPSS dapat dilakukan dengan cara klik pada start menu windows seperti gambar di atas, ataupun dapat dengan cara double klik pada icon smartPLS yang berada di tampilan desktop windows. Hasil setelah dipanggil aplikasi smartPLS tersebut akan muncul tampilan seperti gambar berikut ini:

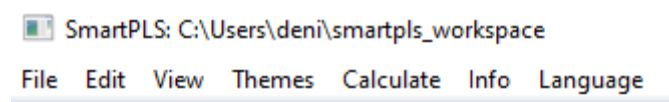


Gambar 3.2. Tampilan aplikasi smartPLS

Berdasarkan gambar tampilan di atas dapat dilihat bahwa lembar kerja pada aplikasi smartPLS terbagi menjadi 3 bagian yaitu bagian utama yang besar berupa area kosong berwarna putih yang fungsinya untuk memasukkan variabel dan indikator serta jalur path yang sudah ditentukan pada model penelitian. Kemudian sebelah kiri terdiri dari dua kotak yang dapat menampilkan Project Explorer dan yang bawahnya kotak tampilan Indicators yang dimasukkan dari file.

3.4. Menu Utama SmartPLS

Untuk menggunakan aplikasi smartPLS ada menu utama yang disediakan untuk dapat mengolah data dengan smartPLS. Menu bar terletak pada bagian atas aplikasi smartPLS berada di bawah title bar. Perintah pada menu bar dapat dijalankan dengan menekan tombol pada menu tersebut. Menu bar yang ada pada aplikasi smartPLS tersebut dengan urutan dari kiri kekanan adalah sebagai berikut: File, Edit, View, Themes, Calculate, Info, dan Language. Tampilan dari menu bar dapat dilihat seperti gambar berikut ini:

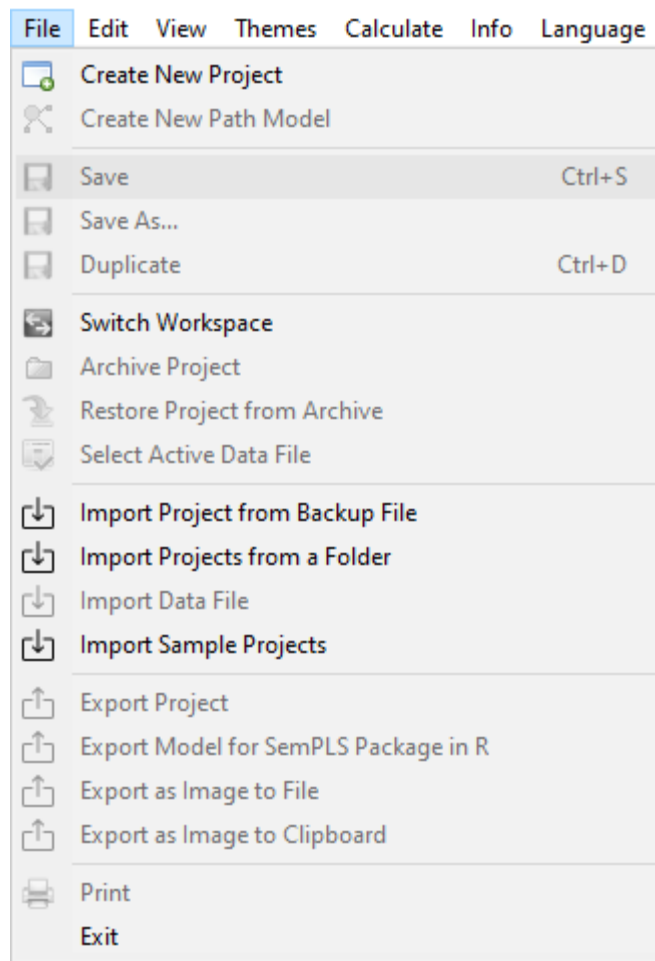


Gambar 3.3. Tampilan Menu Bar aplikasi smartPLS

Menu bar pada aplikasi smartPLS seperti gambar di atas mempunyai fungsi masing-masing dalam melakukan pengolahan data. Fungsi dari masing-masing menu tersebut dapat dijelaskan sebagai berikut ini:

a. Menu File

Menu File digunakan untuk membuat projek baru, membuat path model baru, Menyimpan data yang telah tersimpan, duplicate, Switch Workspace, Archive Project, Select Active Data file, Import Project from Backup File, Import Projects from a Folder, kemudian fitur lainnya adalah bisa Export Project, dan Sub menu lainnya yang dapat digunakan. Tampilan menu File dapat dilihat pada gambar berikut ini:

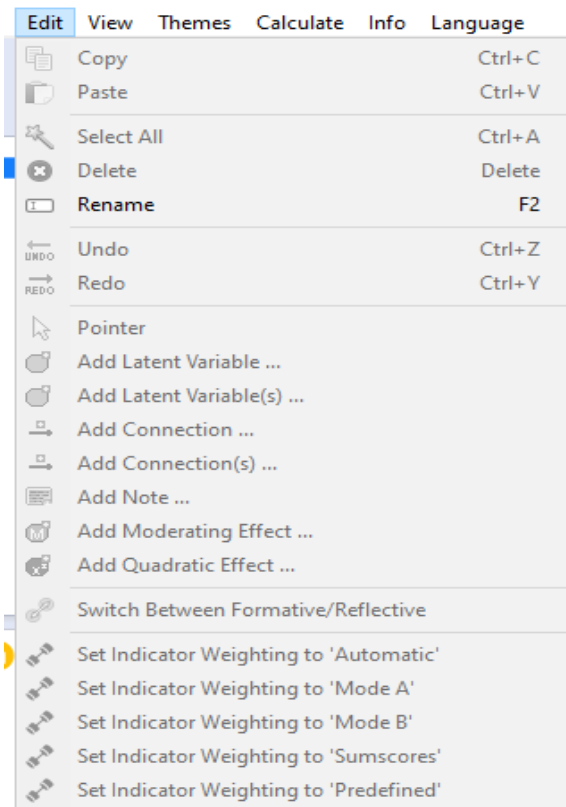


Gambar 3.4. Tampilan Sub Menu File

b. Menu Edit

Menu Edit digunakan untuk memodifikasi pada lembar kerja. Pada sub menu Edit ini dapat melakukan perubahan-perubahan pada tampilan lembar kerja data pengolahan seperti: Copy untuk menduplikasi, Paste untuk menempelkan duplikasi, Select All untuk menyorol semua variabel atau indikator pada lembar kerja, delete untuk menghapus objek yang disorot, Rename untuk mengganti nama tampilan, Undo untuk kembali kepada sebelum perubahan, Redo untuk kembali kepada setelah perubahan. Selain itu dapat juga fasilitas untuk Pointer, Add Latent Variabel sama Add Latent Variabel (s), Add Connector sama Add Connector(s), Add Note, Add Moderating Effect, Add Quadratic Effect dan submenu lainnya yang dapat

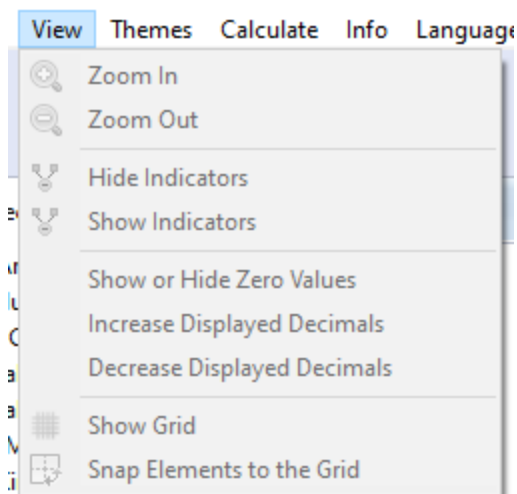
digunakan pada submenu tersebut. Tampilan lengkap dari sub menu yang ada pada menu Edit ini dapat dilihat pada gambar berikut ini:



Gambar 3.5. Tampilan Sub Menu Edit

c. Menu View

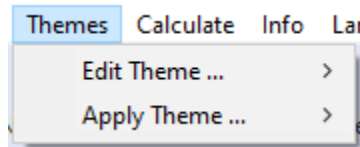
Menu View digunakan untuk pengaturan tampilan pada lembar kerja. Pada sub menu View ini dapat melakukan perubahan tampilan yang disesuaikan dengan keinginan kita seperti: Zoom In, Zoom Out, Hide Indicator, dan submenu lainnya. Tampilan lengkap dari sub menu yang ada pada menu View ini dapat dilihat pada gambar berikut ini:



Gambar 3.6. Tampilan Sub Menu Edit

d. Menu Themes

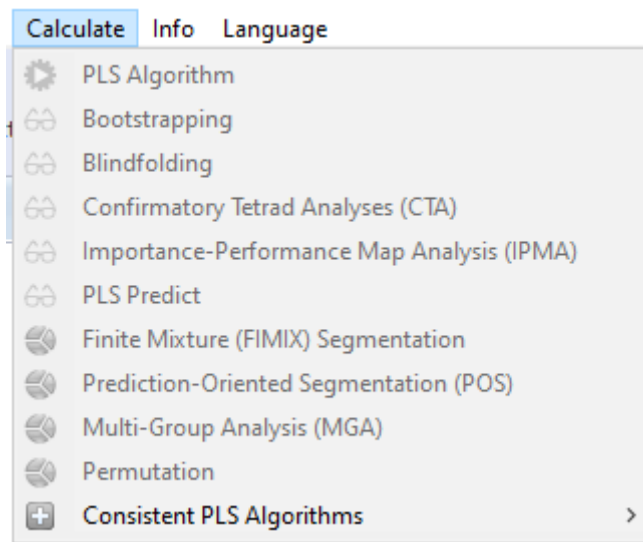
Menu Themes digunakan untuk pengaturan tampilan tema pada lembar kerja. Pada sub menu Themes ini dapat melakukan perubahan tampilan yang disesuaikan dengan keinginan kita seperti: Edit Theme dan Apply Theme.. Tampilan lengkap dari sub menu yang ada pada menu Theme ini dapat dilihat pada gambar berikut ini:



Gambar 3.7. Tampilan Sub Menu Edit

e. Menu Calculate

Menu Calculate digunakan untuk melakukan proses perhitungan atau estimasi pada data yang ingin diketahui hasil keluarannya. Pada sub menu Calculate ini dapat melakukan proses hitung dengan PLS Algorithm, kemudian dapat juga dengan jenis perhitungan dengan Bootstapping, Blindfolding, dan pilihan submenu lainnya yang dapat disesuaikan dengan kebutuhan kita. Tampilan lengkap dari sub menu yang ada pada menu Calculate ini dapat dilihat pada gambar berikut ini:



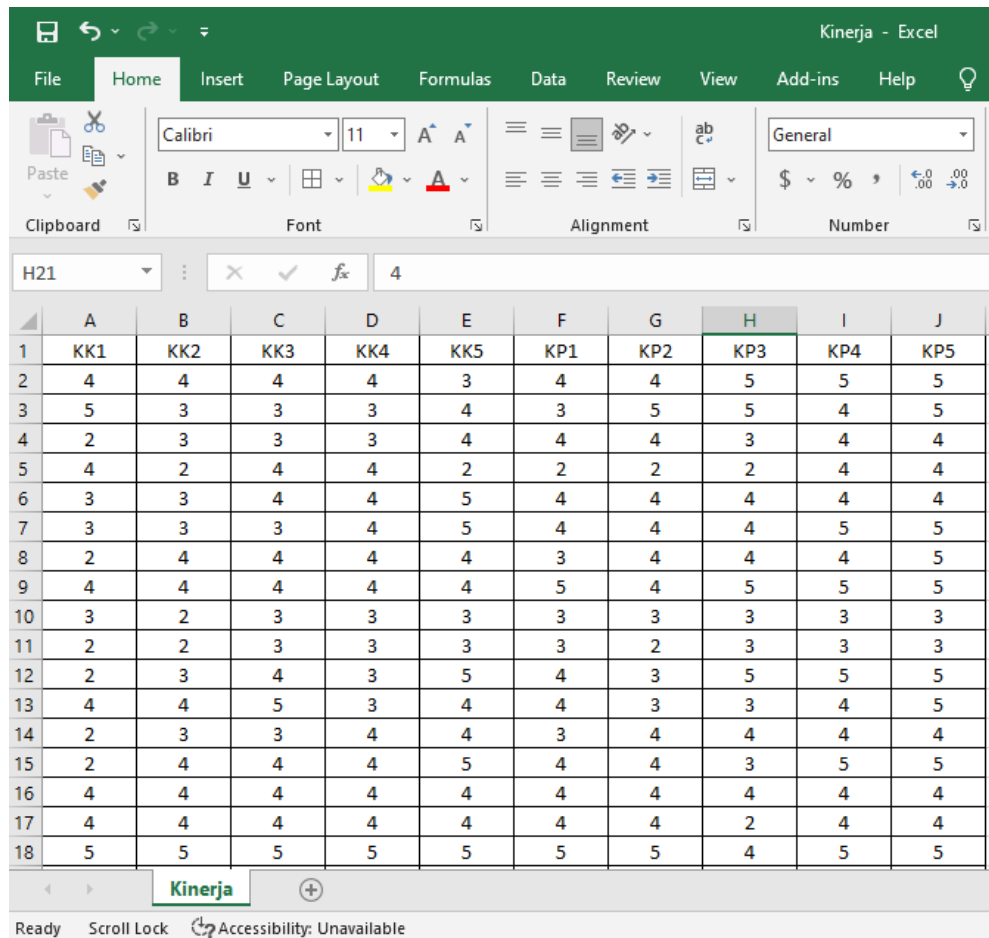
Gambar 3.8. Tampilan Sub Menu Edit

3.5. Memulai SmartPLS

Untuk memulai penggunaan smartPLS langkah-langkahnya dapat diikuti seperti berikut ini:

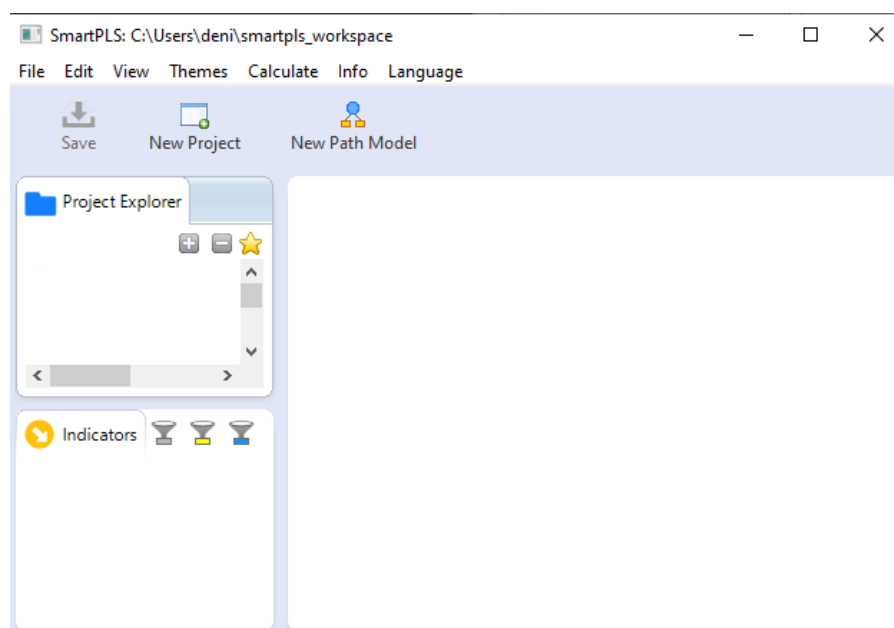
1. Aplikasi samrtPLS dapat membaca file yang berupa file dengan ekstensi CSV, sehingga kalau kita mempunya file excel, kita terlebih dahulu dapat di save as kepada file csv.

2. Bukalah file kinerja.excel yang akan kita olah datanya menggunakan smartPLS. Kemudian kita save as ke file yang berektensi csv seperti gambar berikut ini:



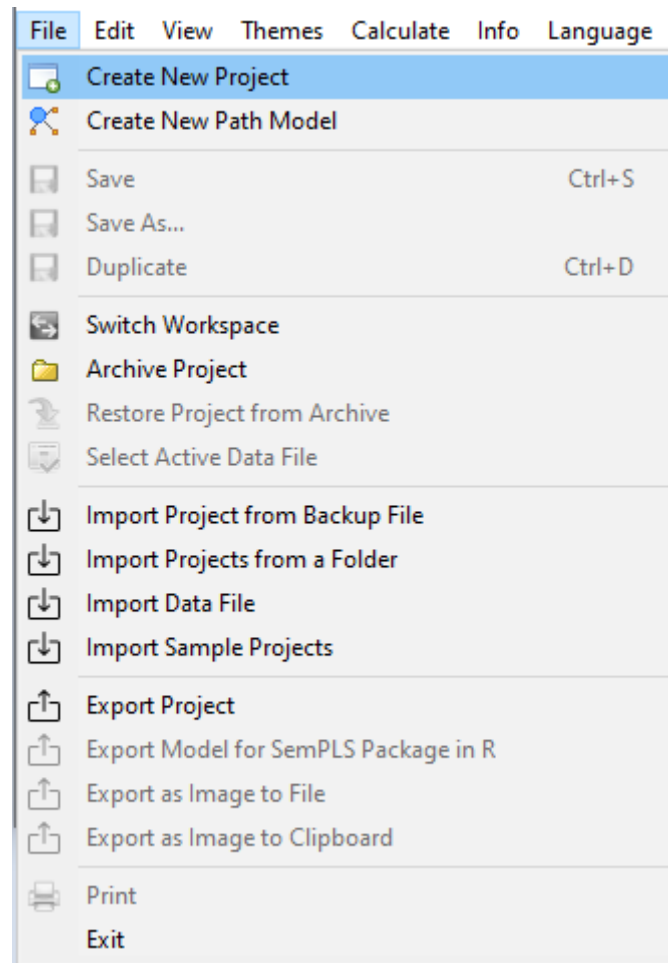
Gambar 3.9. File kinerja berbentuk ekstensi csv

3. Selanjutnya tutup file csv dari kinerja tersebut kemudian, bukalah aplikasi smartPLS yang tampak seperti gambar berikut:



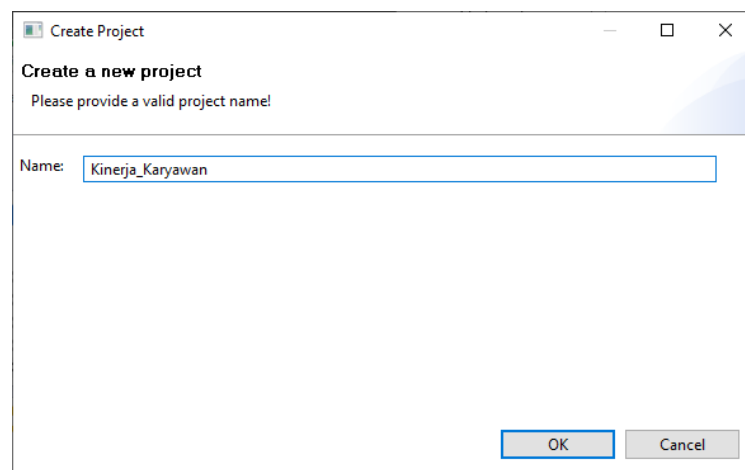
Gambar 3.10. Tampilan Utama SmartPLS

4. Untuk membuat Project baru, Klik Menu File, kemudian pilih submenu Create New Project pada aplikasi smartPLS yang tampak seperti gambar berikut:



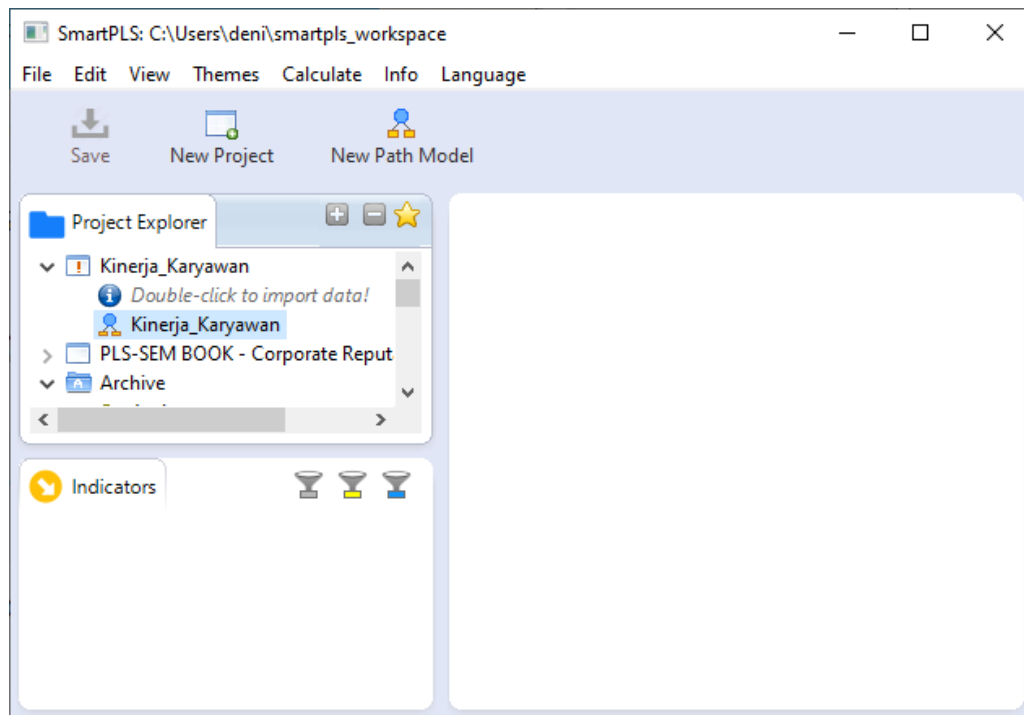
Gambar 3.11. Submenu Create New Project

5. Setelah di klik pada submenu Create New Project seperti pada gambar di atas, maka akan muncul tampilan seperti gambar sebagai berikut:



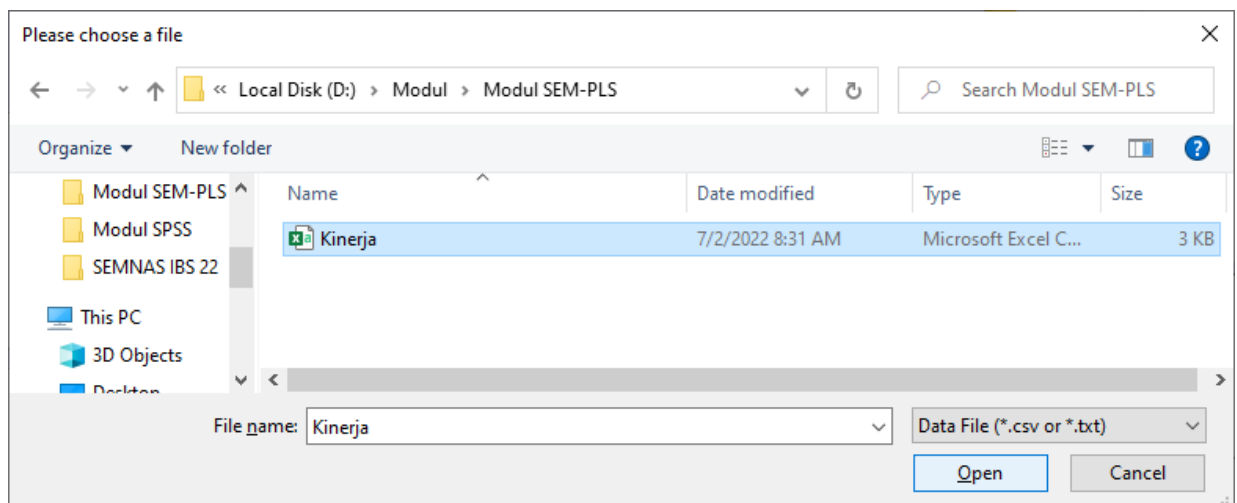
Gambar 3.12. Kotak Create New Project

6. Pada tampilan kotak Create New Project seperti gambar di atas, ketikkan Nama proyeknya dengan nama : Kinerja_Karyawan, kemudian tekan tombol OK untuk menutup kotak tersebut. Kemudian setelah di klik tombol OK, maka akan muncul tampilan pada kotak Project Explorer seperti gambar berikut:



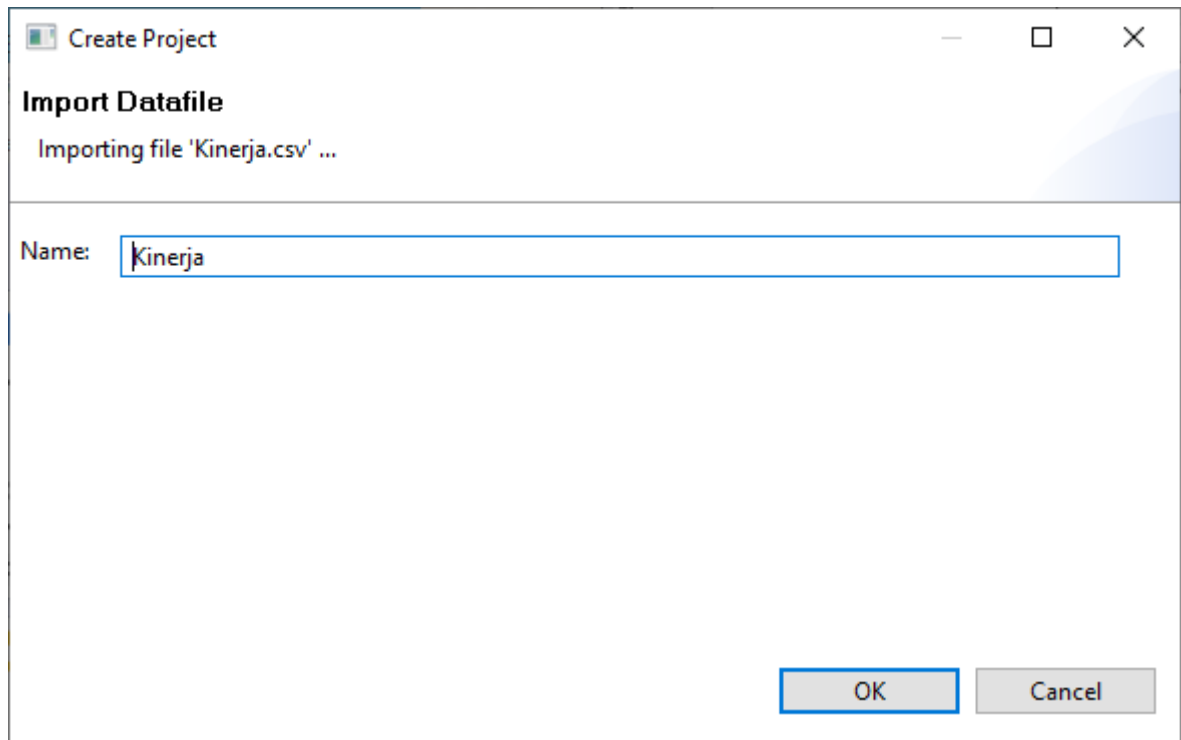
Gambar 3.13. Kotak Project Explorer

7. Kemudian pada gambar di atas tekan dua kali pada Double-click to import data! Untuk membuka file csv yang akan diolah, maka akan tampil kotak seperti gambar berikut ini:



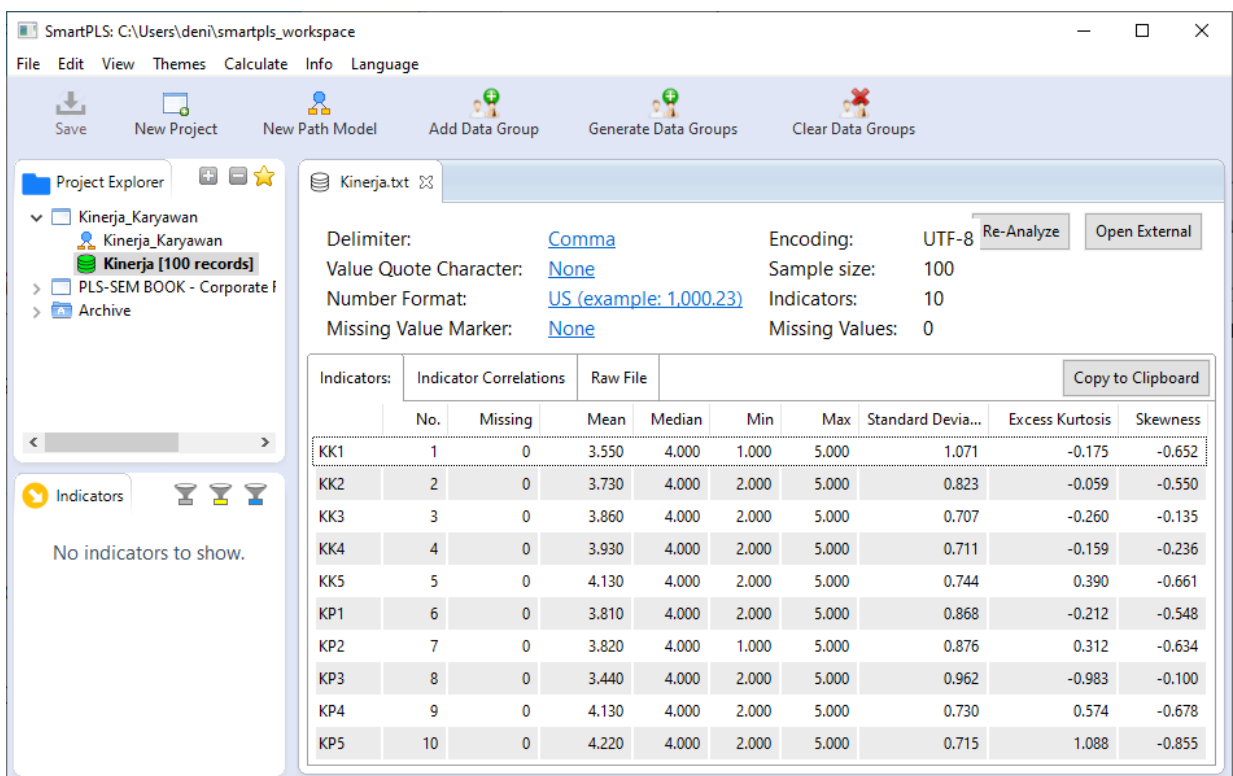
Gambar 3.14. Kotak Project Explorer

8. Pada gambar di atas, pilih file Kinerja.csv, kemudian tekan tombol Open, maka akan tampil kotak Import Datafile seperti gambar berikut ini:



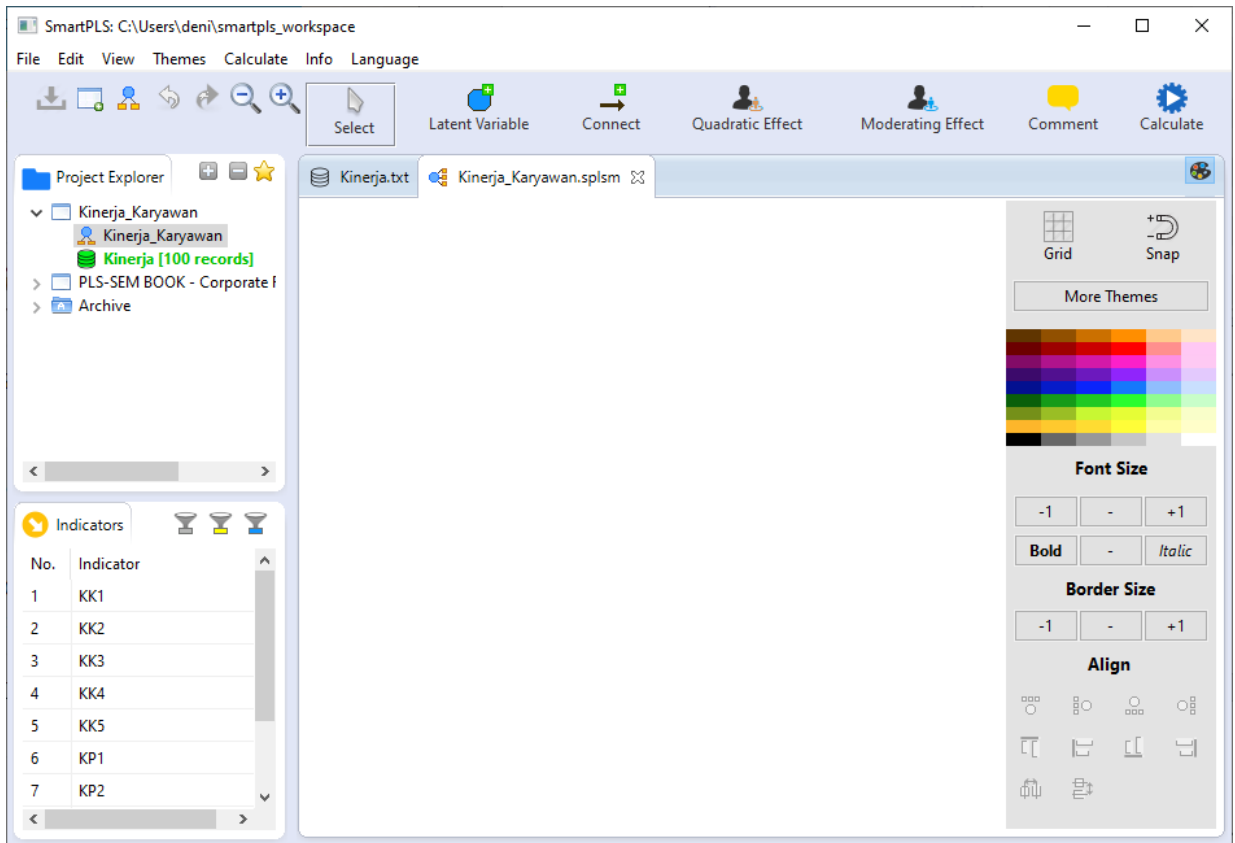
Gambar 3.15. Kotak Project Explorer

9. Pada gambar di atas, selanjutnya di tekan tombol Ok, maka hasilnya akan ditampilkan pada lembar kerja smartPLS seperti gambar berikut:



Gambar 3.16. Hasil tampilan data

10. Untuk membuat area kerja dalam membuat model penelitian, pada kotak Project Explorer kita tekan dua kali Kinerja_Karyawan, maka akan muncul kotak kerja yang kosong pada area sebelah kanan seperti gambar berikut ini:



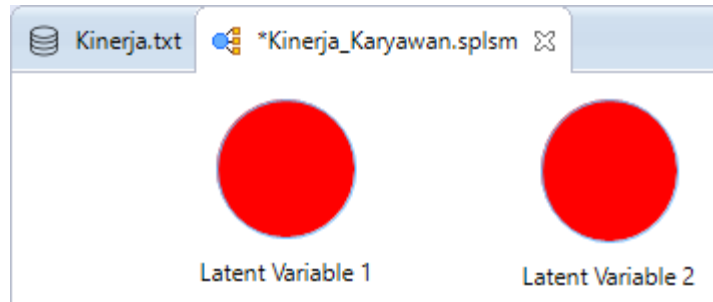
Gambar 3.17. Hasil tampilan area kerja

11. Untuk membuat model, pada smartPLS mempunyai tiga jenis modeling yang dapat digunakan untuk mendesain dan merubah model yaitu: selection mode, drawing mode, dan connection mode seperti gambar berikut:



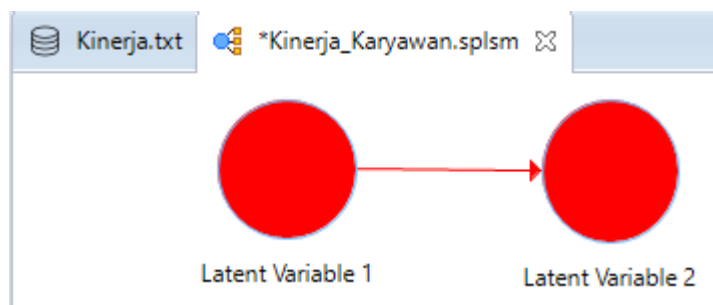
Gambar 3.18. Tool Bar Modeling Mode

12. Obyek pada area kerja dapat dipilih dan dipindahkan dengan selection mode. Untuk dapat multiple selection objects dapat sambil menekan tombol SHIFT key. Kemudian obyek pada area kerja dapat diedit dengan menekan double klik tombol mouse kiri.
13. Variabel laten dapat ditambahkan pada area kerja dengan menekan pada drawing mode : Latent Variable, kemudian untuk membuat variabel pada area kerja, klik mouse kiri sambil menarik mouse yang membentuk suatu lingkaran variabel yang diberi nama secara otomatis oleh smartPLS dengan nama Latent Variable 1, Latent Variable 2, dan seterusnya, maka hasilnya dapat terlihat seperti gambar berikut ini:



Gambar 3.19. Pembuatan Variabel Laten

14. Untuk menghubungkan panah pada variabel laten, kita dapat pilih ke connection mode, kemudian hubungkan kedua variabel tersebut dengan menekan mouse dari Latent Variable 1 ditarik kepada Latent Variable 2, maka hasil tampilannya seperti gambar di bawah ini:



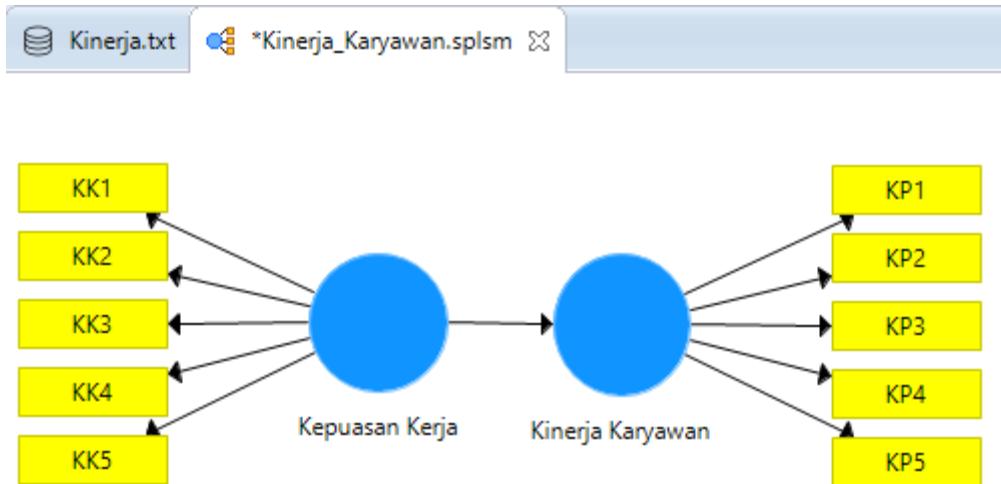
Gambar 3.20. Pembuatan Connection

15. Pada variabel laten di atas, kita dapat merubah nama pada variabel laten tersebut dengan cara klik kanan pada variabel tersebut kemudian pilih Rename, maka nama variabel hasilnya akan berubah sesuai dengan keinginan kita seperti gambar berikut:



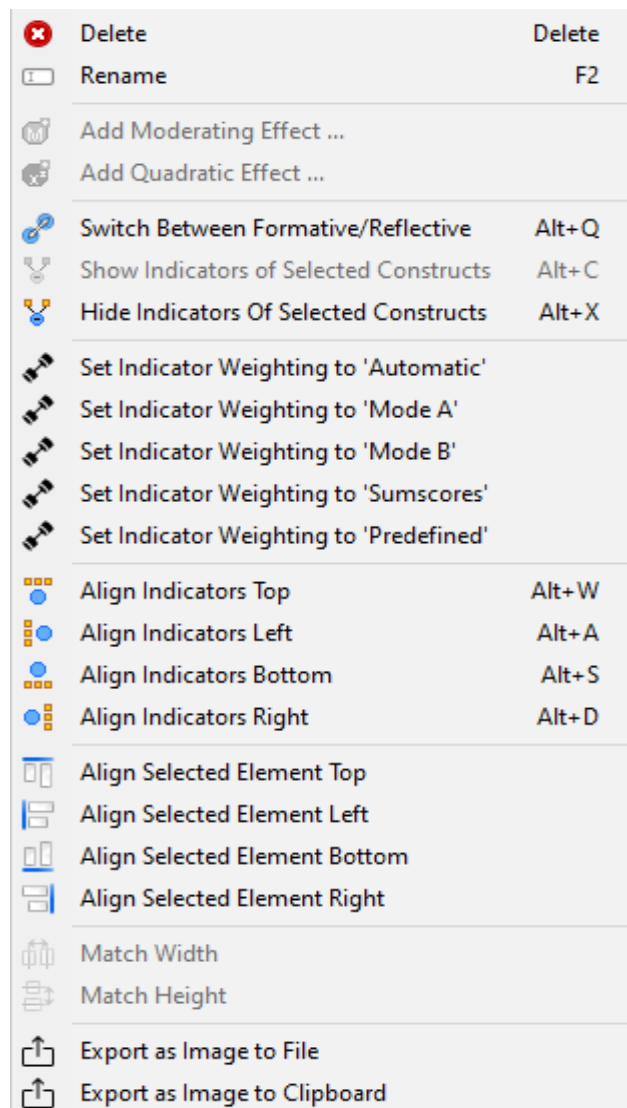
Gambar 3.21. Pembuatan Connection

16. Untuk menambahkan indikator pada variabel laten seperti pada gambar di atas, kita dapat melakukan dengan cara menarik indikator pada kotak Indicators pada variabel laten sesuai dengan indikatornya, seperti gambar berikut ini:



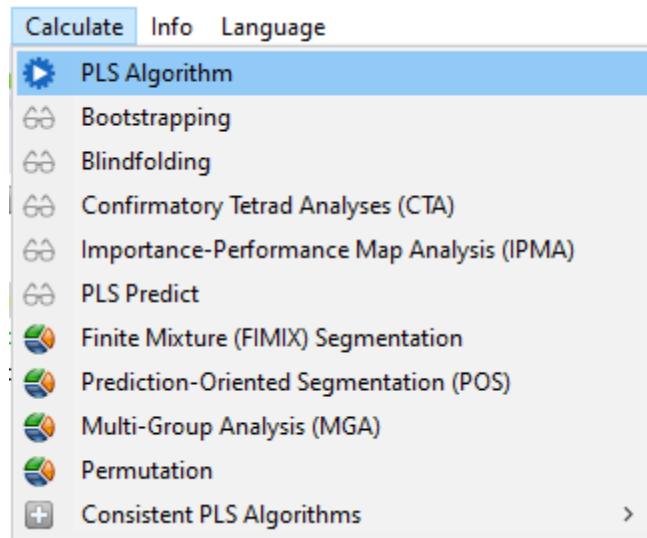
Gambar 3.22. Penambahan Indikator

- Untuk fungsi lain dalam merubah tampilan, posisi, dan tampilan lainnya dapat dilakukan dengan menekan tombol klik kanan mouse pada variabel laten seperti tampak seperti gambar berikut ini:



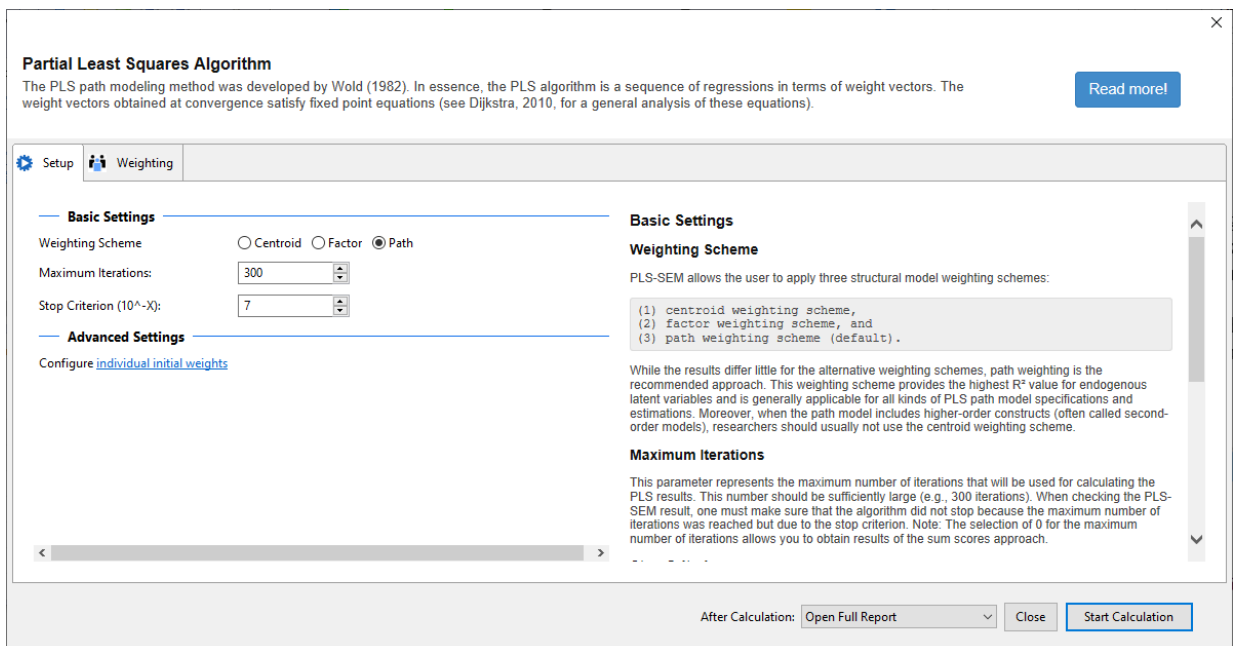
Gambar 3.23. Penambahan Indikator

18. Pada menu di atas tersebut kita dapat melakukan penghapusan obyek, rename, tambah moderating, switch Between Formative/Reflective, kemudian dapat merubah posisi indikator ke sebelah kiri, kanan, atas, ataupun bawah, dan pilihan menu lainnya yang dapat dipilih untuk digunakan.
19. Untuk menghitung pengolahan data, kita dapat memilih menu Calculate kemudian pilih submenu PLS Algorithm, seperti tampilan gambar berikut ini:



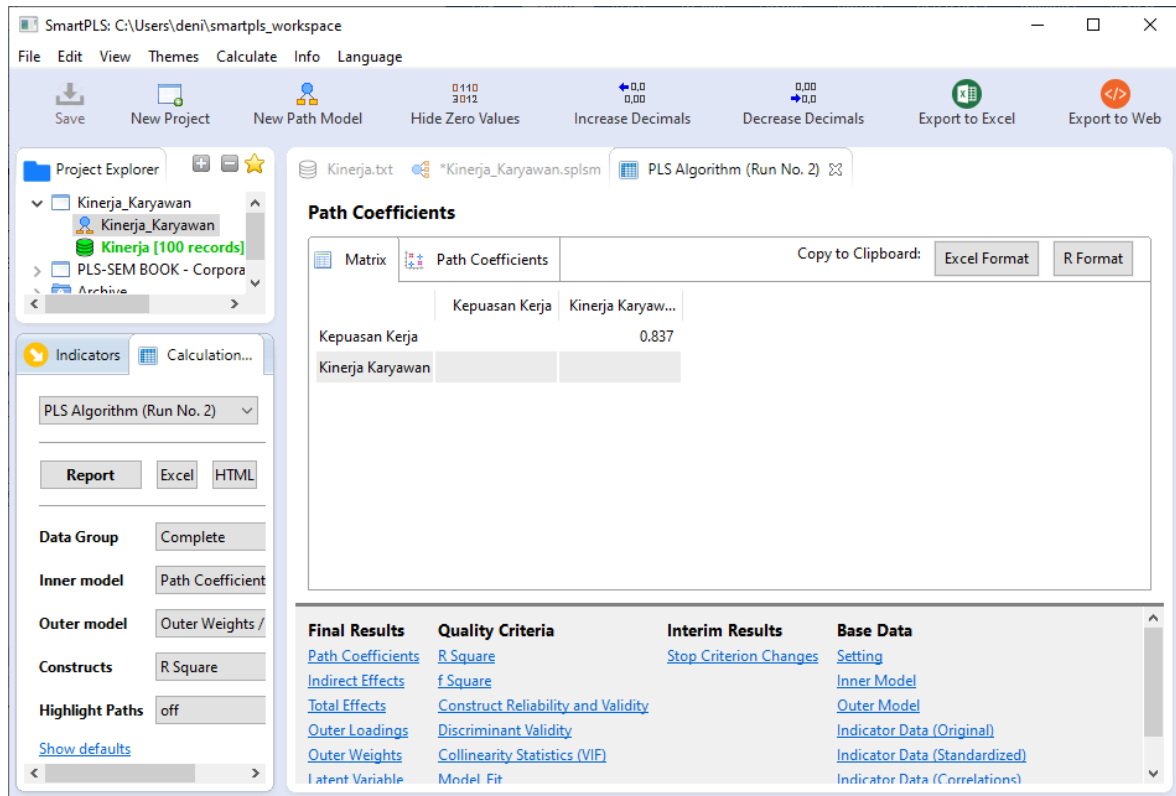
Gambar 3.24. Submenu PLS Algorithm

20. Setelah ditekan menu pada gambar di atas, maka akan tampil kotak dialog Calculate seperti gambar berikut ini:



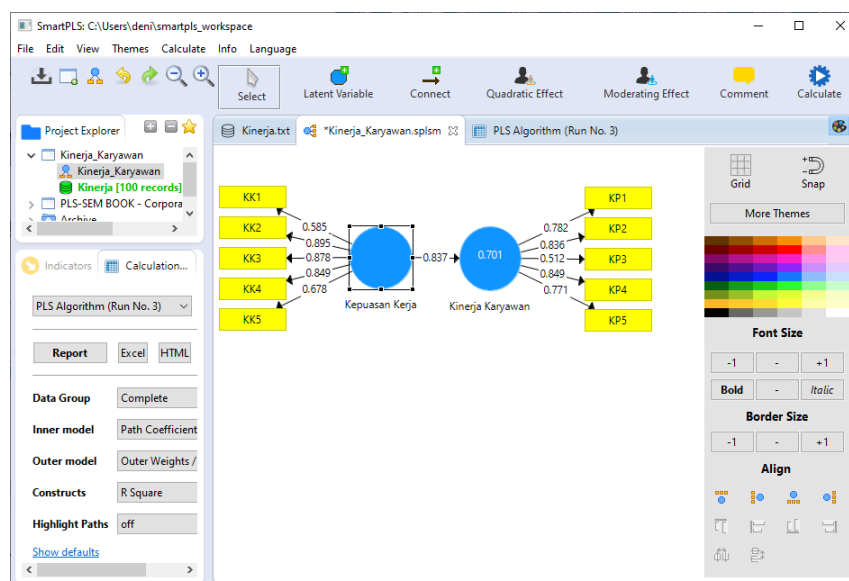
Gambar 3.25. Kotak Calculate PLS Algorithm

21. Pada gambar di atas bagian tab Setup ada pengaturan pada Basic Settings yaitu untuk mengatur Maximum Iterations untuk menentukan jumlah iterasi yang akan dilakukan misalnya 300 kali, pada Stop Criterion sebesar 7, kemudian kita dapat memproses dari kalkulasi estimasinya dengan menekan tombol Start Calculation, maka akan muncul hasil perhitungannya adalah sebagai berikut:



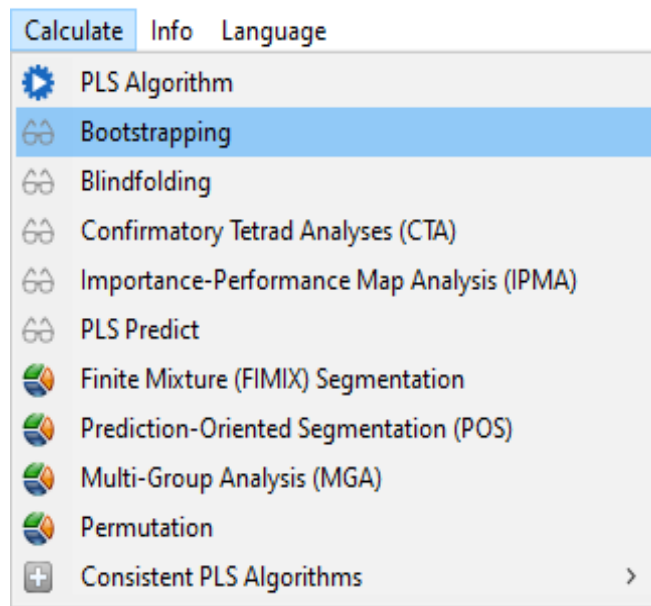
Gambar 3.26. Hasil Calculate PLS Algorithm

22. Kita dapat melihat hasil kalkulasi perhitungan estimasi yang berbentuk gambar model dengan menekan pada tab Kinerja_Karyawan.splsm pada gambar sebelumnya seperti gambar berikut ini:



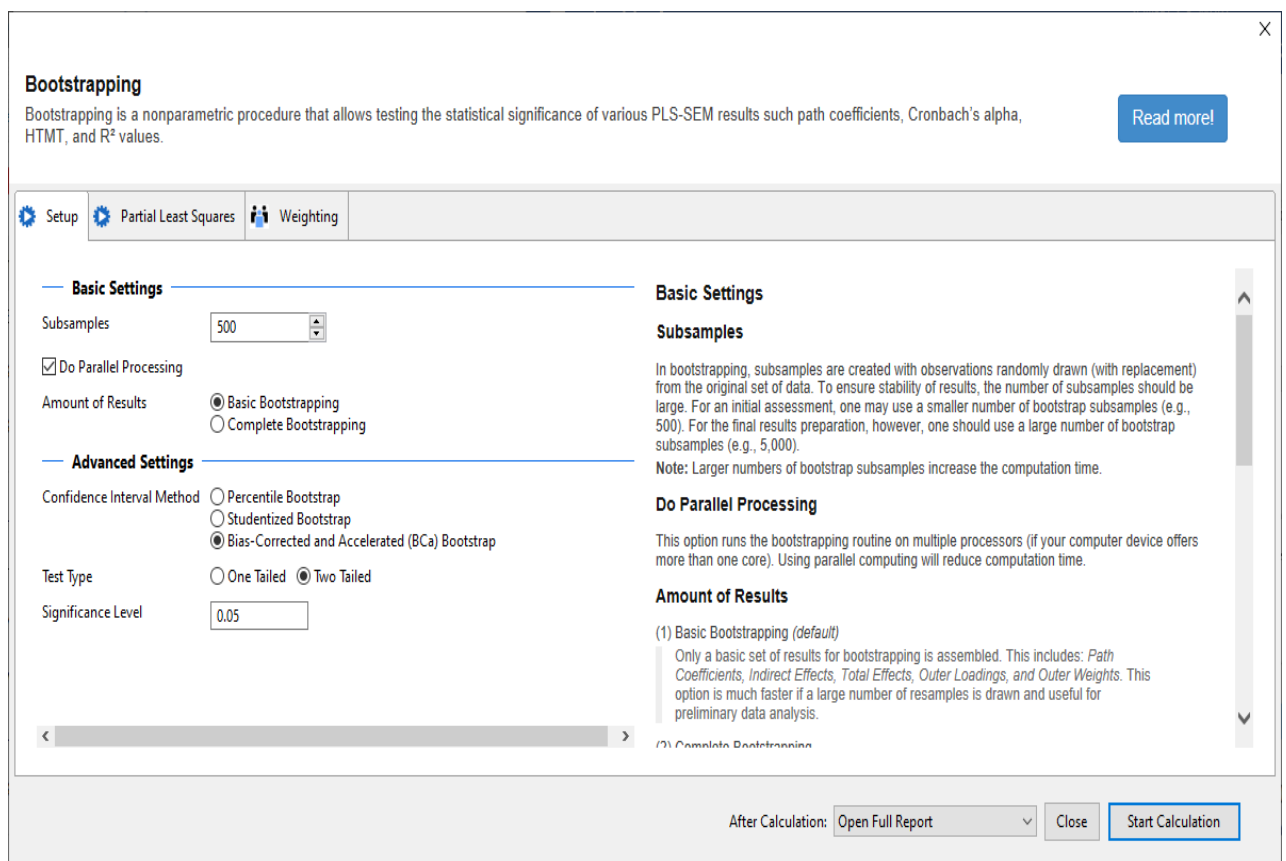
Gambar 3.27. Hasil Calculate PLS Algorithm pada Model

23. Untuk menghitung pengolahan data dengan Bootstrapping, kita dapat memilih pada menu Calculate kemudian pilih submenu PLS Bootstrapping, seperti tampilan gambar berikut ini:



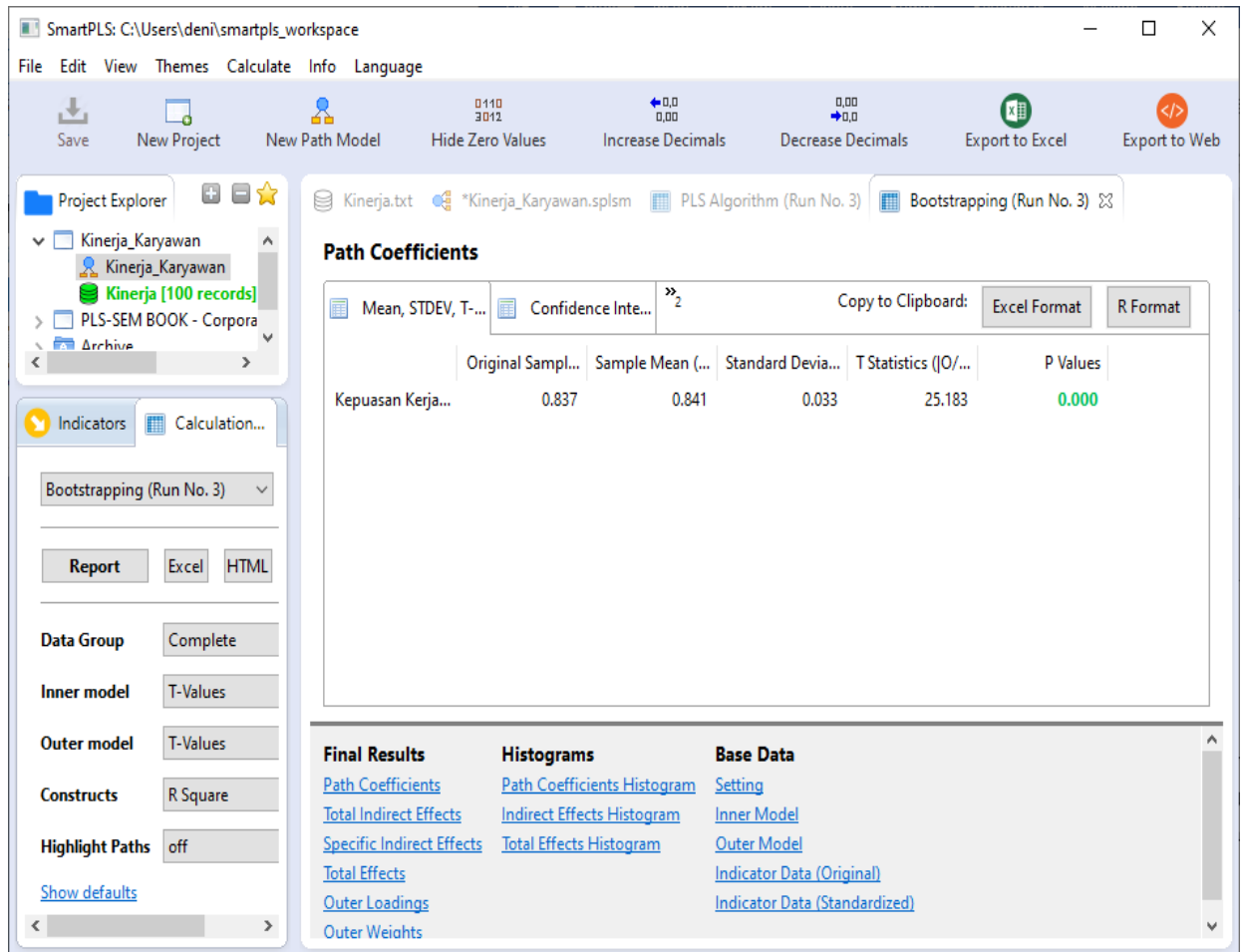
Gambar 3.28. Submenu Bootstrapping

24. Setelah ditekan menu pada gambar di atas, maka akan tampil kotak dialog Bootstrapping seperti gambar berikut ini:



Gambar 3.29. Kotak Bootstrapping

25. Pada gambar di atas bagian tab Setup ada pengaturan pada Basic Settings yaitu untuk mengatur Subsamples untuk menentukan jumlah sample yang akan dibuat misalnya 500 kali, setting yang lainnya kita abaikan saja, kemudian kita dapat memproses dari kalkulasi estimasinya dengan menekan tombol Start Calculation, maka akan muncul tampilan hasil perhitungannya adalah sebagai berikut:



Gambar 3.30. Hasil Bootstrapping

3.6. Evaluasi Measurement Outer Model

Untuk analisis hasil perhitungan yang dilakukan oleh aplikasi smartPLS, kita dapat melihat pada hasil kalkulasi dengan mode Algorithm untuk evaluasi outer dari model. Evaluasi outer model ini menganalisis mengenai kelayakan dari masing-masing indikator pada variabel latennya. Kelayakan masing-masing indikator dilakukan dengan uji validitas dan reabilitas dengan instrumen dan parameter masing-masing.

3.6.1. Uji Validitas

Untuk pengukuran validitas kita dapat menggunakan hasil dari pengukuran Convergent validity dari measurement model dengan indikaor refleksif yang dapat dilihat dari korelasi antara score indikator sengan score konstruknya. Indikator dapat dikatakan reliable kija memiliki nilai korelasi di atas 0.70, tetapi pada riset tahap pengembangan skala dengan loading 0.50 sampai 0.60 masih dapat diterima. Dari kasus sebelumnya dapat kita lihat hasil output korelasi antara indikator dengan konstruknya dapat lakukan pada Calculate algorithm, kemudian pada tampilan hasil output kita dapat menekan pilihan Outer Loading yang hasilnya dapat dilihat seperti pada gambar berikut ini:

Outer Loadings

	Kepuasan Kerja	Kinerja Karyaw...
KK1	0.585	
KK2	0.895	
KK3	0.878	
KK4	0.849	
KK5	0.678	
KP1		0.782
KP2		0.836
KP3		0.512
KP4		0.849
KP5		0.771

Gambar 3.31. Hasil Outer Loading

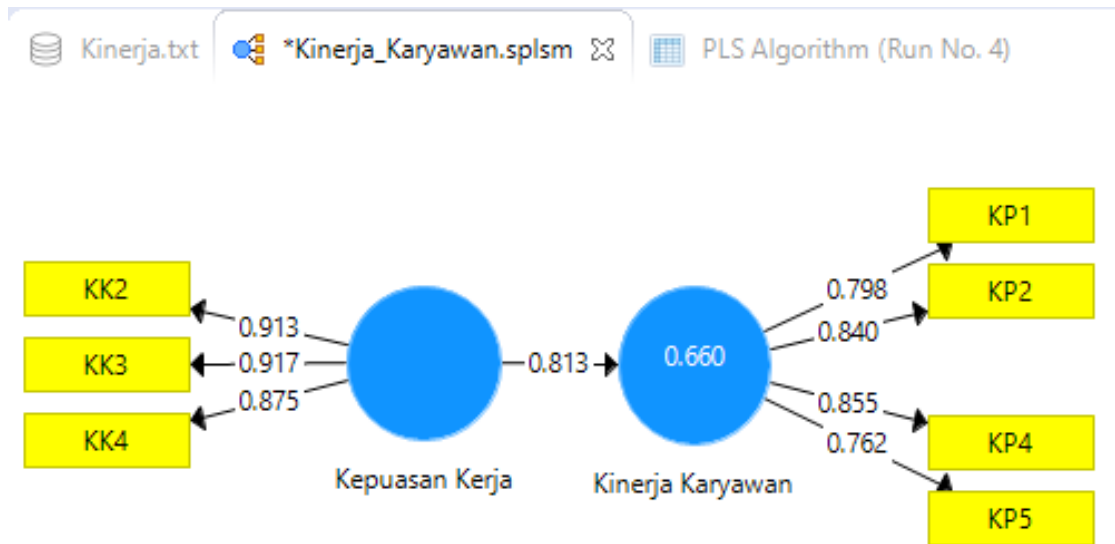
Berdasarkan gambar di atas dapat dilihat bahwa nilai outer loading dari masing-masing indikator ada yang kurang dari 0.70 dan tidak signifikan. Langkah selanjutnya kita dapat melakukan re-estimasi kembali dengan membuang indikator yang kurang dari 0.70 dengan cara klik kanan pada indikator yang akan dihapus, kemudian pilih Delete. Setelah dihapus indikator yang tidak valid kemudian lakukan Calculate Algorithm, maka hasil perhitungannya dapat dilihat seperti gambar berikut ini:

Outer Loadings

	Kepuasan Kerja	Kinerja Karyaw...
KK2	0.913	
KK3	0.917	
KK4	0.875	
KP1		0.798
KP2		0.840
KP4		0.855
KP5		0.762

Gambar 3.32. Hasil Outer Loading Re-estimasi

Hasil dari re-estimasi pada gambar di atas dengan hasil loading faktornya sudah di atas 0.70 sehingga dapat dikatakan sudah memenuhi persyaratan model. Untuk model variabel laten dalam bentuk model variabel hasilnya dapat dilihat pada gambar berikut ini:



Gambar 3.33. Hasil Outer Loading Bentuk Model

Untuk melihat apakah data dapat dikatakan layak dapat juga dengan melihat besarnya nilai Average Variance Extracte (AVE). Batasan nilai AVE ini dapat dikatakan memenuhi data yang layak untuk mewakili variabel atau konstruk dengan besarnya nilai AVE berada minimal 0.50. Untuk mendapatkan nilai AVE pada smartPLS dapat dilihat pada hasil dari calculate PLS Algorithm, kemudian pilih Construct Reliability and Validity. Hasil dari perhitungan pengolahan data dari contoh kasus sebelumnya didapatkan bahwa nilai dari AVE pada masing masing variabel ini dapat dilihat pada gambar di bawah ini:

Construct Reliability and Validity

	Matrix	Cronbach's Alpha	rho_A	>> 2
Average Variance Extracted (AVE)				
Kepuasan Kerja			0.813	
Kinerja Karyawan			0.663	

Gambar 3.34. Hasil Nilai AVE

Dari gambar di atas dapat dilihat bahwa besarnya nilai AVE dari masing-masing variabel sudah berada lebih besar dari 0.50, maka hasil tersebut dapat dikatakan sudah memenuhi kriteria persyaratan model.

Selanjutnya untuk melihat validitas dari masing-masing indikator dapat menggunakan nilai dari Discriminant Validity indikator reflektif pada cross-loading antara indikator dengan konstruknya dengan cara melihat pada Calculation Algorithm report. Pada hasil kalkulasi Algorithm dapat kita klik pada Discriminant Validity kemudian klik tab Cross Loadings dengan hasil tampilannya Dapat dilihat pada gambar berikut:

Kinerja.txt *Kinerja_Karyawan.splsm PLS Algorithm (Run No. 4)

Discriminant Validity

Fornell-Larcker... Cross Loadings »₂ Copy to

	Kepuasan Kerja	Kinerja Karyawan
KK2	0.913	0.758
KK3	0.917	0.700
KK4	0.875	0.737
KP1	0.683	0.798
KP2	0.679	0.840
KP4	0.726	0.855
KP5	0.537	0.762

Gambar 3.35. Hasil Nilai Cross Loading

Berdasarkan gambar di atas dapat dilihat bahwa korelasi variabel Kepuasan Kerja dengan indikatornya lebih tinggi dibandingkan korelasi indikator pada Variabel Kinerja Karyawan. Hal ini berlaku juga sebaliknya bahwa korelasi indikator terhadap variabel Kinerja Karyawan lebih besar dibandingkan korelasi indikator dengan variabel Kepuasan Kerja. Dari hasil tersebut dapat menunjukkan bahwa konstruk laten dapat memprediksi indikator pada blok mereka lebih baik dibandingkan dengan indikator di blok yang lainnya.

Metode lain untuk menilai besarnya discriminant validity adalah dengan membandingkan akar kuadrat dari average extracted untuk setiap konstruk dengan korelasi antara konstruk dengan konstruk lainnya dalam model. Pada model mempunyai discriminant validity yang cukup jika akar AVE untuk setiap konstruk lebih besar daripada korelasi antara konstruk dengan konstruk lainnya. Untuk mendapatkan latent variable correlation dapat kita lihat pada Calculation PLS Algorithm, kemudian pilih Latent Variable dan selanjutnya klik tab Latent Variable Correlations yang dapat dilihat seperti gambar berikut ini:

Latent Variable

Latent Variable Latent Variable Correlations

	Kepuasan Kerja	Kinerja Karyaw...
Kepuasan Kerja	1.000	0.813
Kinerja Karyawan	0.813	1.000

Gambar 3.36. Hasil korelasi variabel laten

Untuk mendapatkan nilai discriminant validity dapat kita lihat pada output PLS Algorithm kemudian pilih Discriminant Validity, kemudian pilih tab Fornell-Lacker Criterion. Hasilnya dapat dilihat seperti gambar berikut ini:

Kinerja_Karyawan.splsm PLS Algorithm (Run No. 1)

Discriminant Validity

Fornell-Larcker Criterion Cross Loadings Hete

	Kepuasan Kerja	Kinerja Karyaw...
Kepuasan Kerja	0.902	
Kinerja Karyawan	0.813	0.814

Gambar 3.37. Hasil Fornell-Lacker Criterion

Dari gambar di atas dapat dilihat bahwa akar AVE konstruk Kinerja Karyawan sebesar 0.814 nilai tersebut adalah akar dari AVE Kinerja Karyawan ($\sqrt{0.663}$) Lebih besar dari pada korelasi antara konstruk Kinerja Karyawan dengan Kepuasan Kerja yang nilainya sebesar 0.813. Sama halnya dengan konstruk dengan akar AVE konstruk Kepuasan Kerja sebesar 0.902 akar dari AVE Kepuasan Kerja ($\sqrt{0.813}$) nilainya lebih besar dibandingkan korelasi antara Kepuasan Kerja dengan Kinerja Karyawan. Sehingga semua konstruk dalam model yang diestimasi dapat memenuhi kriteia discriminant validity.

3.6.2. Uji Reabilitas

Untuk pengujian reabilitas pada konstruk dapat diukur dengan dua kriteria yaitu kriteria composite reability dan cronbach aplha dari blok indikator yang mengukur konstruk. Konstruk dapat dinyatakan reliabel apabila nilai composite reability lebih besar dari 0.70. Untuk melihat nilai composite reability dapat dilakukan dengan membuka pada hasil PLS Algorithm, kemudian pilih Construk Reability and Validity. Hasil tampilannya dapat dilihat seperti gambar berikut ini:

Kinerja_Karyawan.splsm PLS Algorithm (Run

Construct Reliability and Validity

Matrix Cronbach's Alpha rho_A

	Composite Reliability
Kepuasan Kerja	0.929
Kinerja Karyawan	0.887

Gambar 3.38. Hasil Composite Reability

Hasil keluaran dari composite Reability terlihat bahwa semua nilainya berada di atas dari batasannya yaitu 0.70, sehingga dapat disimpulkan bahwa konstruk memiliki reliabilitas yang baik.

Untuk melihat cara kedua dengan nilai Cronbach Aplha dengan cara yang sama. Konstruk dapat dinyatakan reliabel apabila nilai Cronbach Aplha lebih besar dari 0.70. Untuk melihat nilai Cronbach Aplha dapat dilakukan dengan membuka pada hasil PLS Algorithm, kemudian pilih Construk Reability and Validity. Hasil tampilannya dapat dilihat seperti gambar berikut ini:

Kinerja_Karyawan.splsm PLS Algorithr

Construct Reliability and Validity

Matrix	Cronbach's Alpha	rt
	Cronbach's Alpha	
Kepuasan Kerja	0.885	
Kinerja Karyawan	0.831	

Gambar 3.39. Hasil Cronbach Alpha

Berdasarkan gambar di atas dapat dilihat bahwa nilai dari cronbachs Alpha berada diatas 0.70, sehingga dapat disimpulkan juga bahwa konstruk mempunyai reabilitas yang baik.

3.7. Pengujian Model Struktural (Inner Model)

Untuk pengukuran pengujian terhadap model struktural dapat dilakukan dengan melihat nilai dari R-square yang merupakan uji goodness-fit model. Untuk mendapatkan nilai R-square dan R Square Adjusted ini kita dapat melihatnya pada hasil kalkulasi PLS Algorithm, kemudian pilih R Square, maka akan muncul tampilannya seperti gambar berikut ini:

Kinerja_Karyawan.splsm PLS Algorithm (Run No. 1) Bootstra

R Square

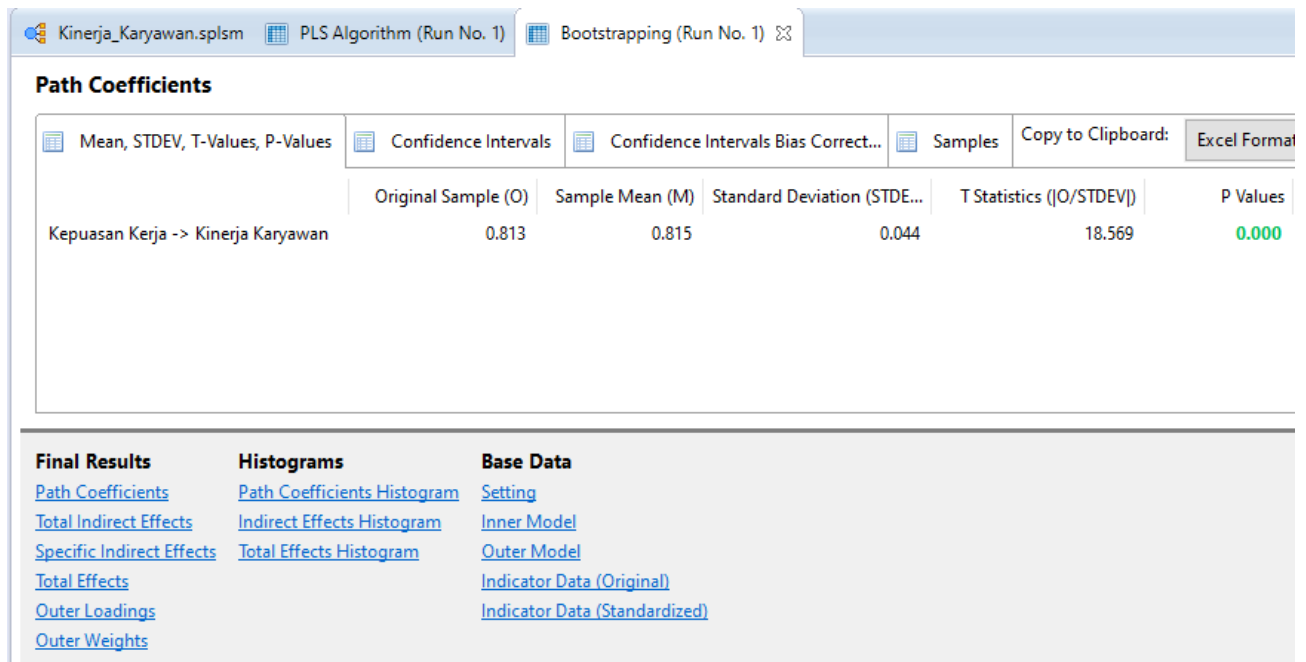
Matrix	R Square	R Square Adjusted
	R Square R Square Adjus...	
Kinerja Karyawan	0.660	0.657

Final Results	Quality Criteria	Interim Results
Path Coefficients	R Square	Stop Criterion Changes
Indirect Effects	f Square	
Total Effects	Construct Reliability and Validity	
Outer Loadings	Discriminant Validity	
Outer Weights	Collinearity Statistics (VIF)	
Latent Variable	Model Fit	
Residuals	Model Selection Criteria	

Gambar 3.40. Hasil R Square

Berdasarkan gambar di atas dapat kita lihat bahwa nilai R Square sebesar 0.660. Hasil tersebut dapat kita interpretasikan bahwa variabilitas konstruk Kinerja Karyawan dapat dijelaskan oleh variabilitas konstruk Kepuasan Kerja sebesar 66 %, sedangkan sisanya sebesar 34% dijelaskan oleh variabel lain diluar yang diteliti.

Uji inner model selanjutnya adalah dengan melihat signifikansi pengaruh dari variabel Kepuasan Kerja terhadap Kinerja Karyawan dengan melihat nilai koefisien parameter dan nilai signifikansi t statistik. Untuk mendapatkan nilai t statistik dapat kita lakukan dengan Calculation Algorithm Bootstrapping report, kemudian pilih Path Coefficients seperti gambar berikut ini:



Gambar 3.41. Hasil Path Coefficients

Berdasarkan hasil gambar di atas dapat dilihat bahwa besarnya koefisien parameter sebesar 0.813 yang artinya adanya terdapat pengaruh positif variabel Kepuasan Kerja terhadap variabel Kinerja Karyawan. Semakin tinggi nilai Kepuasan Kerja, maka akan semakin besar juga Kinerja Karyawan dengan nilai t statistik sebesar 18.569 dan nilai tersebut signifikan dengan t tabel signifikansi $0.05 = 1.98$, karena nilai t statistik yaitu 18.569 lebih besar dari nilai t tabel sebesar 1.98.

Tahapan Analisis PLS

Kompetensi:

Setelah mengikuti pelatihan ini, diharapkan peserta mampu:

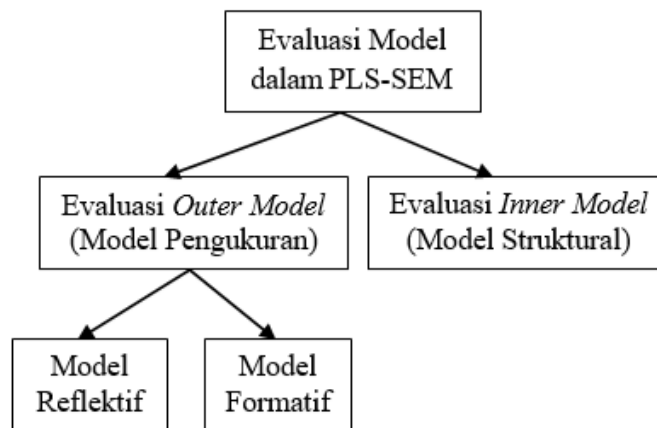
1. Memahami perkembangan PLS.
2. Memahami tampilan interaksi PLS.
3. Melakukan penggunaan PLS

4.1. 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 ditemukan skor variabel laten, maka analisis tahap selanjutnya dilakukan.

4.2. 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.



Gambar 4.1. Pembagian Evaluasi Model PLS-SEM

4.3. 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 *discriminant validity*. Ketiga pengukuran pertama dikategorikan ke dalam *convergent validity*. *Convergent validity* mengukur besarnya korelasi antar konstruk dengan variabel 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

konstruknya. 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 :

$$CR = \frac{(\sum i)^2}{(\sum i)^2 + (\sum si)}$$

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 :

$$AVE = \frac{\sum_i \lambda_i^2}{\sum_i \lambda_i^2 + \sum_{s,i} \epsilon_{s,i}}$$

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 dngan korelasi antar konstruknya). Ukuran *cross loading* adalah membandingkan korelasi indikator dengan konstruknya dan konstruk dari blok lainnya. Bila korelasi antara indikator dengan konstruknya 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.

4.4. Evaluasi Inner Model (Model Struktural)

Setelah mengevaluasi model pengukuran konstruk/variabel, tahap selanjutnya adalah mengevaluasi 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 R^2 . Interpretasi nilai R^2 sama dengan interpretasi R^2 regresi linear, yaitu besarnya *variability* variabel endogen yang mampu dijelaskan oleh variabel eksogen. Menurut Chin (1998) dalam Yamin dan Kurniawan (2011:21) kriteria R^2 terdiri dari tiga klasifikasi, yaitu : nilai R^2 0.67, 0.33 dan 0.19 sebagai substansial, sedang (*moderate*) dan lemah (*weak*). Perubahan nilai R^2 dapat digunakan untuk melihat apakah pengaruh variabel laten eksogen terhadap variabel laten endogen memiliki pengaruh yang substantif. Hal ini dapat diukur dengan *effect size* f^2 . Formulasi *effect size* f^2 adalah :

$$\text{Effect Size } f^2 = \frac{R^2 \text{ Included} - R^2 \text{ Excluded}}{1 - R^2 \text{ Included}}$$

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.

4.5. 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) *outermodel* yang menspesifikasi hubungan antar variable laten dengan indikator atau variable *manifest-ntya*(disebut *measurement model*). *Outer model* sering disebut *outer relation* yang mendefinisikan bagaimana setiap *blok indikator* 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 Ghozali (2014:43). Kriteria penilaian model dalam PLS-SEM dapat dilihat pada Tabel 17.3.

Table 4.1. 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 formatif harus signifikan. Tingkat signifikansi ini dinilai dengan prosedur <i>bootstrapping</i> .
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 Q^2 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 $Q^2 > 0$ membuktikan bahwa model memiliki <i>predictive relevance</i>, sebaliknya jika nilai $Q^2 < 0$ membuktikan bahwa model kurang memiliki <i>predictive relevance</i>. Dalam kaitannya dengan f^2, 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)

Penelitian Menggunakan Aplikasi SmartPLS

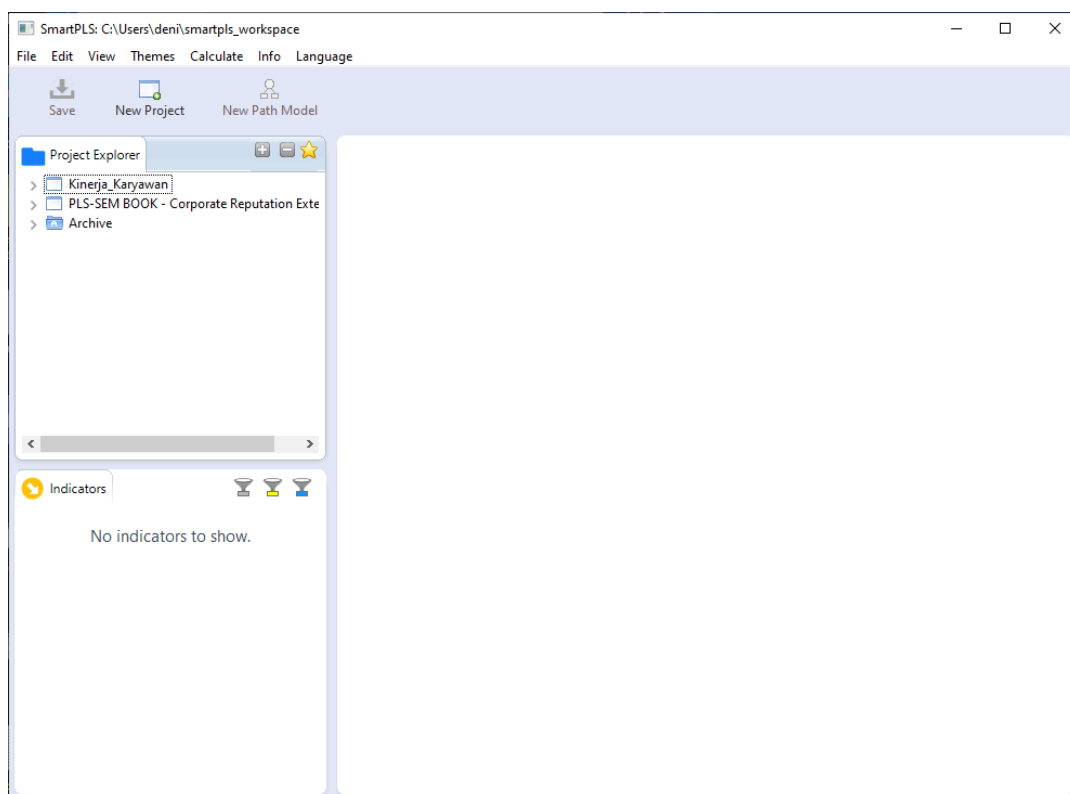
Kompetensi:

Setelah mengikuti pelatihan ini, diharapkan peserta mampu:

1. Memahami Model penelitian.
2. Melakukan input data pada smartPLS.
3. Melakukan pengolahan data dengan smartPLS
4. Melakukan analisis interpretasi hasil pengolahan data

5.1. Membuka Aplikasi SmartPLS

Program SmartPLS 3.0. dapat dibuka langsung lewat ikon SmartPLS 3: **Double klik icon** tersebut maka akan muncul tampilan sebagai berikut :

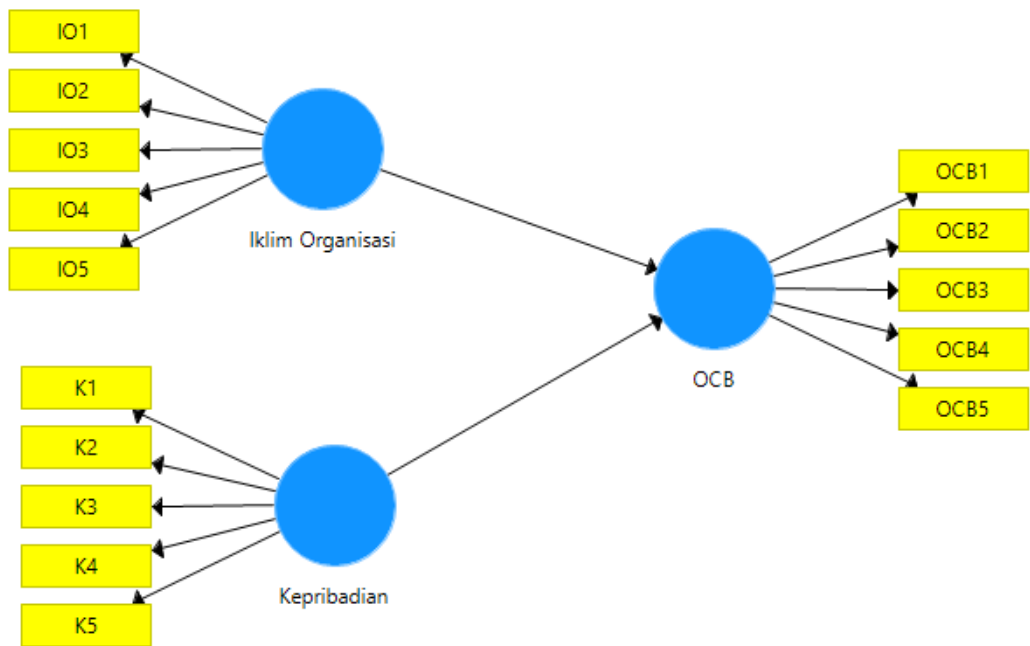


Gambar 5.1. Tampilan aplikasi smartPLS

Data yang digunakan SmartPLS 3.0 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.

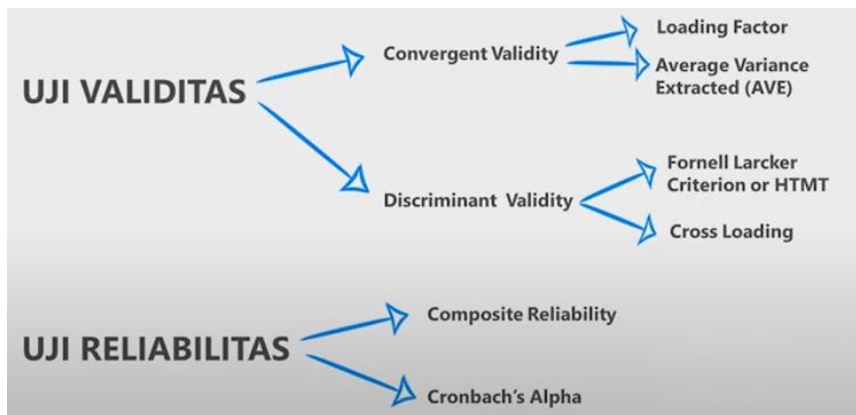
5.2. Model Penelitian

Pada kasus berikut ingin mengetahui pengaruh variabel *Iklm Organisasi* dan *Kepribadian* terhadap variabel *Perilaku Warga Organisasi (OCB)* dengan model konstruk dan pengukuran sebagai berikut:



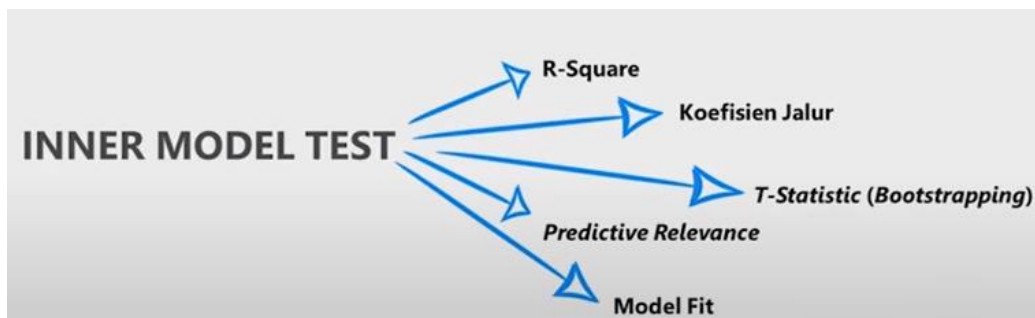
Gambar 5.2. Model struktural

Pengujian model tersebut menggunakan data sebanyak 20 sample yang telah disediakan. Langkah awal adalah dengan mengukur validitas dan reabilitas dengan langkah seperti gambar berikut ini.



Gambar 5.3. Skema uji validitas dan reabilitas

Langkah evaluasi struktural modelnya dengan langkah berikut:

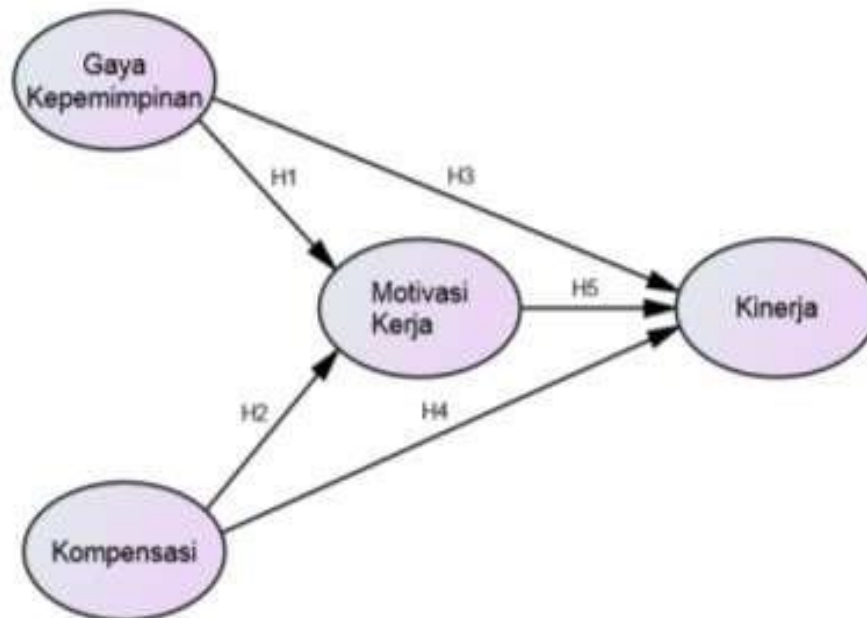


Gambar 5.4. Skema evaluasi inner model

5.3. Judul Penelitian

Analisis pengaruh Gaya Kepemimpinan dan Kompensasi Terhadap Motivasi Kerja serta Implikasinya pada Kinerja Pegawai Perusahaan “A”.

5.4. Kerangka Pemikiran Teoritis



Gambar 5.5. Model Teoritik Penelitian

5.5. Pengukuran Variabel

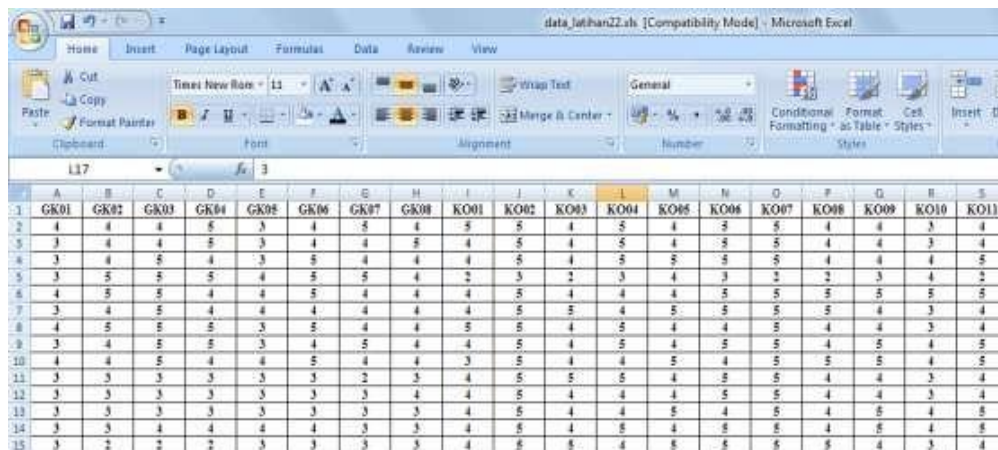
1. Variabel Gaya Kepemimpinan (X_1) sebagai variabel eksogen diukur melalui empat dimensi ($X_{1.1}$, $X_{1.2}$ dan $X_{1.3}$, $X_{1.4}$) dimana masing-masing dimensi memiliki dua indikator, sebagai berikut : Dimensi $X_{1.1}$ dengan indikator GK_1 , dan GK_2 , Dimensi $X_{1.2}$ dengan indikator GK_3 , dan GK_4 , Dimensi $X_{1.3}$ dengan indikator GK_5 , dan GK_6 . Dimensi $X_{1.4}$ dengan indikator GK_7 dan GK_8 .
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 KO_1 , dan KO_2 . Sedangkan $X_{2.2}$ mempunyai indikator KO_3 , KO_4 . Untuk $X_{2.3}$ dengan indikator KO_5 dan KO_6 .
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 : MK_1 , dan MK_2 , Untuk $Y_{1.2}$ dengan indikator MK_3 , dan MK_4 , serta dimensi $Y_{1.3}$ dengan indikator MK_5 , MK_6 .
4. Variabel Kinerja (Y_2) sebagai variabel endogen dua diukur secara langsung dengan empat dimensi yaitu $Y_{2.1}$, dengan indikator, yaitu : KA_1 , dan KA_2 , untuk $Y_{2.2}$. dengan indikator KA_3 dan KA_4 , $Y_{2.3}$ dengan indikator KA_5 dan KA_6 sedangkan dimensi $Y_{2.4}$ dengan indikator KA_7 , dan KA_8 .

5.6. 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”.

5.7. Analisis Data dengan SmartPLS

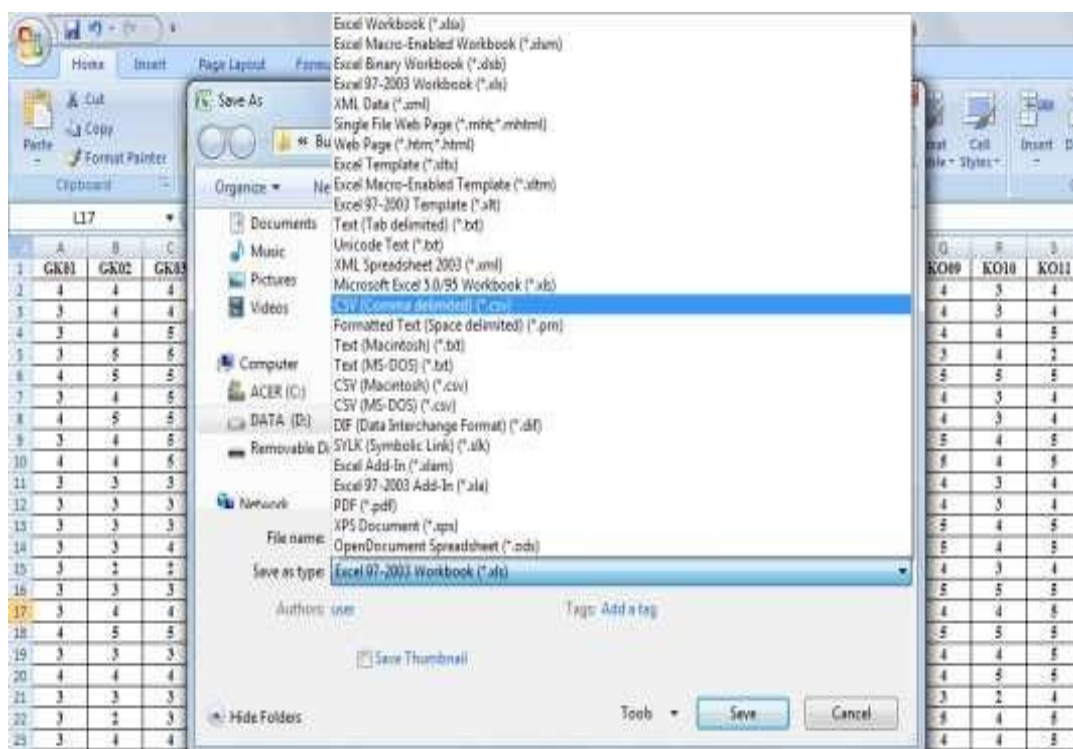
- 1) Menyiapkan data dengan cara merubah format *xls menjadi *csv. Dalam latihan ini, buka file *data_mediasi.xls* pada CD kerja sehingga tampil seperti pada layar **Gambar 22.1.** berikut :



	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	4	4	3	4	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	3	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	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	3	3	4	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	

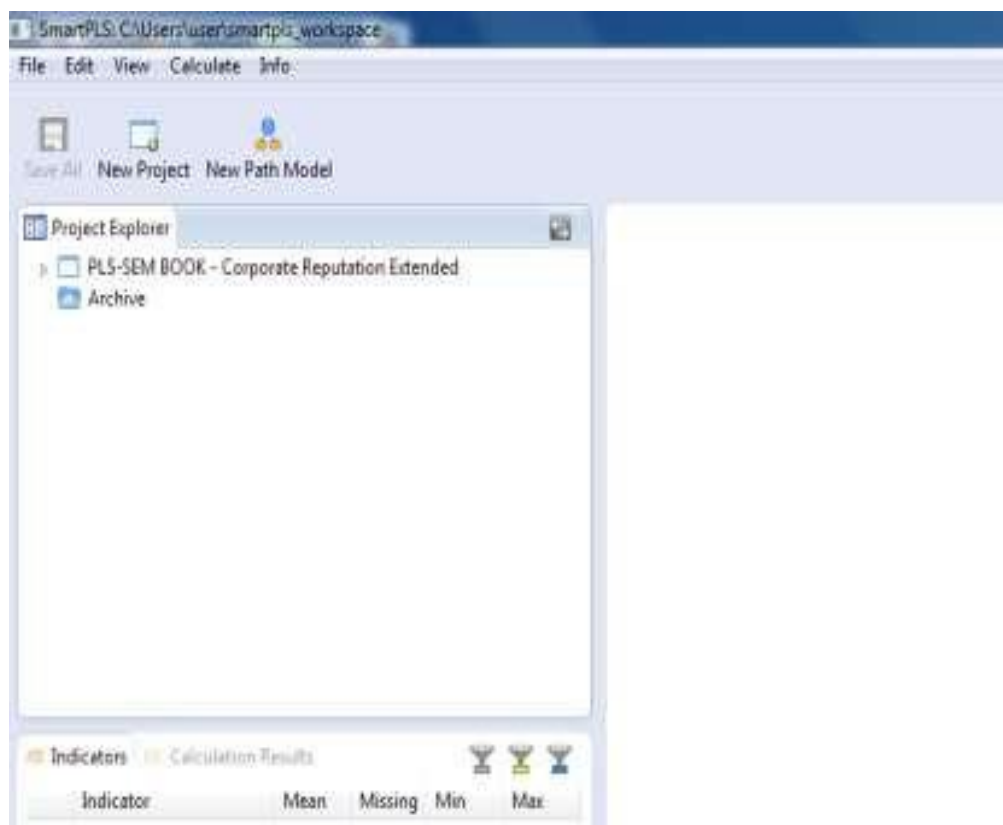
Gambar 5.6. File data_mediasi.xls dengan responden 100 orang

- 2) 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 :



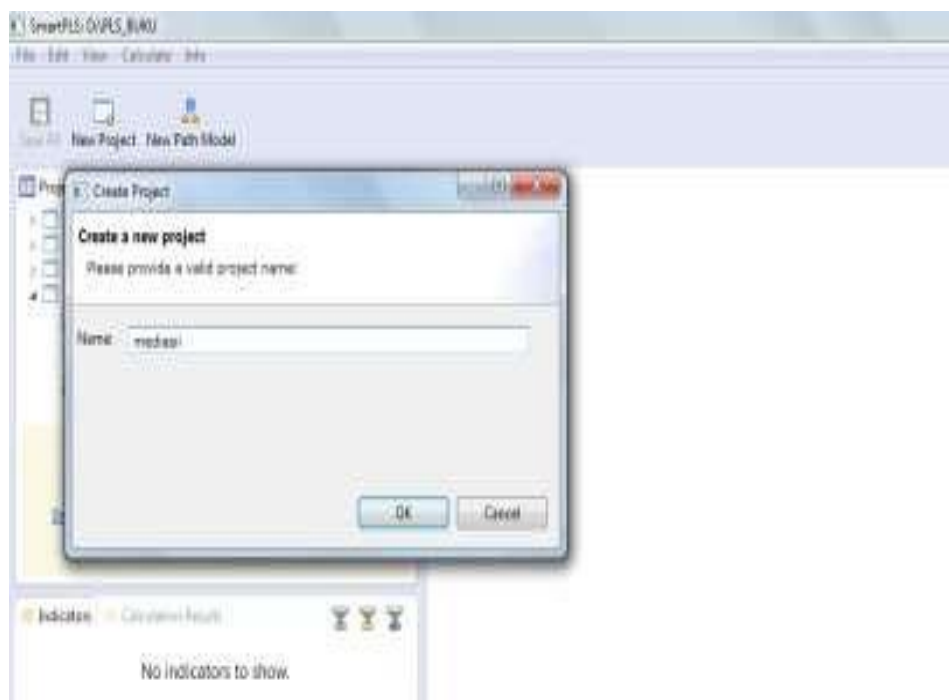
Gambar 5.7. Perintah merubah format data dari *xls menjadi *csv

- 3) Membuat diagram atau model utama penelitian dengan cara membuka program SmartPLS 3.0. sehingga muncul layar kerja seperti pada Gambar 19.3



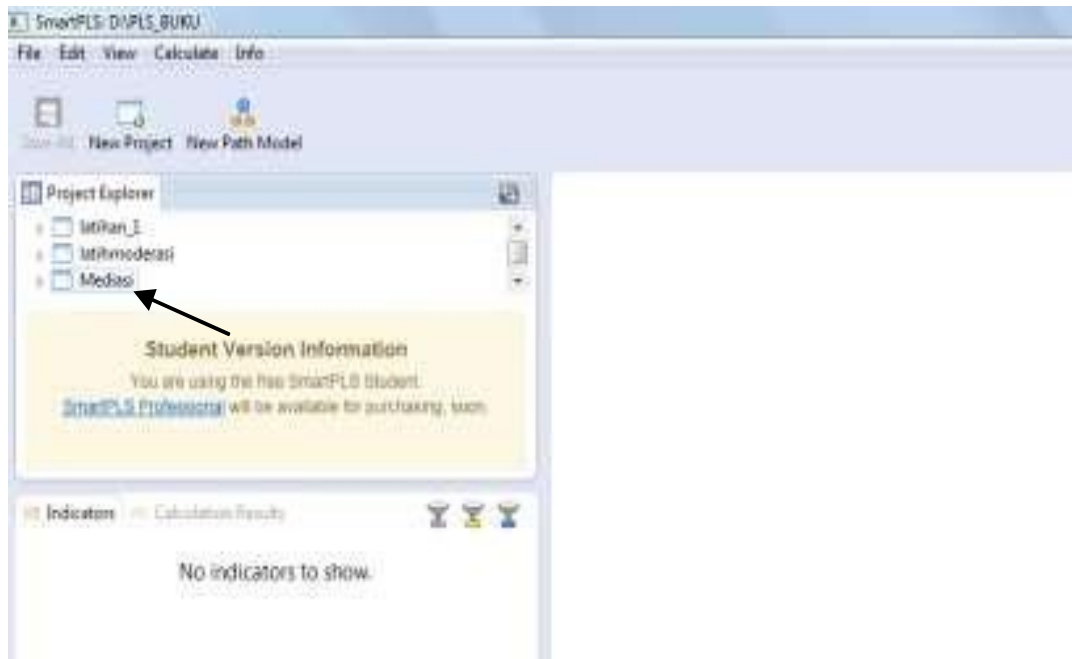
Gambar 5.8. Layar Kerja Smartpls 3.0. Telah Siap Dioperasikan

- 4) Klik menu File kemudian pilih Creat New Project, yang kemudian akan muncul gambar seperti dibawah ini.



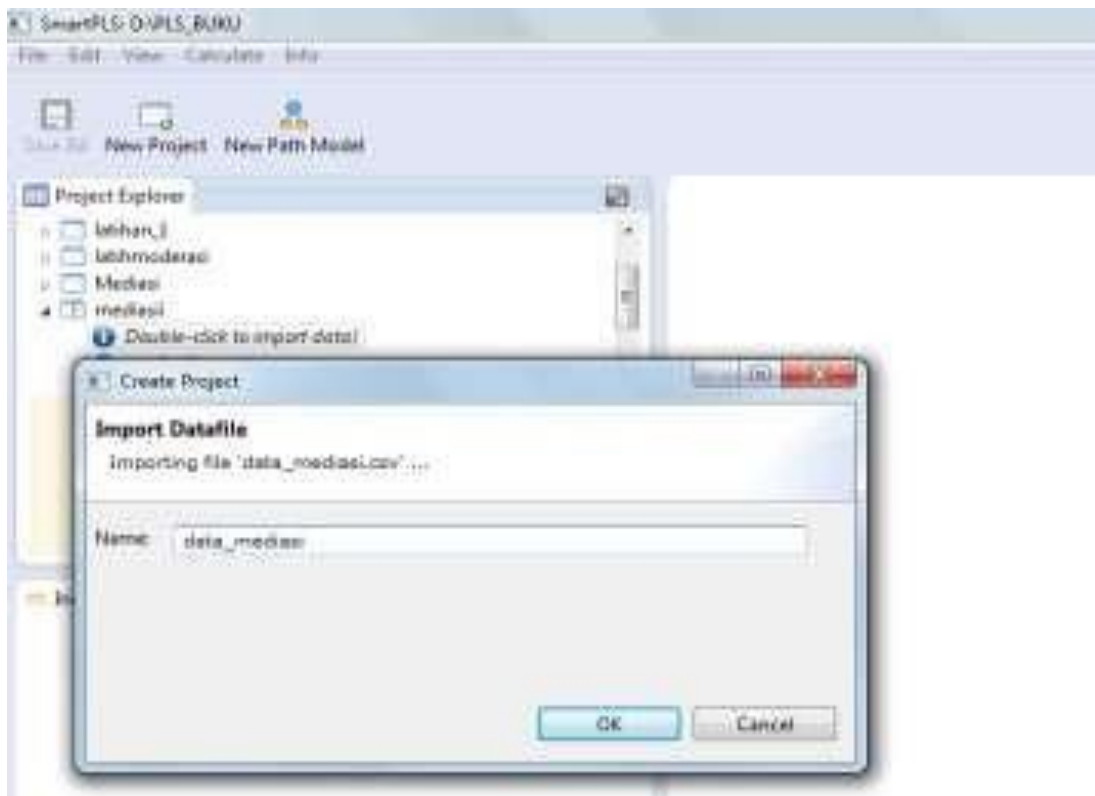
Gambar 5.9. Kotak pembuatan proyek baru

- 5) Kemudian tuliskan pada kotak dialog Create Project Name : Mediasi, klik OK. Selanjutnya muncul tampilan seperti berikut ini.



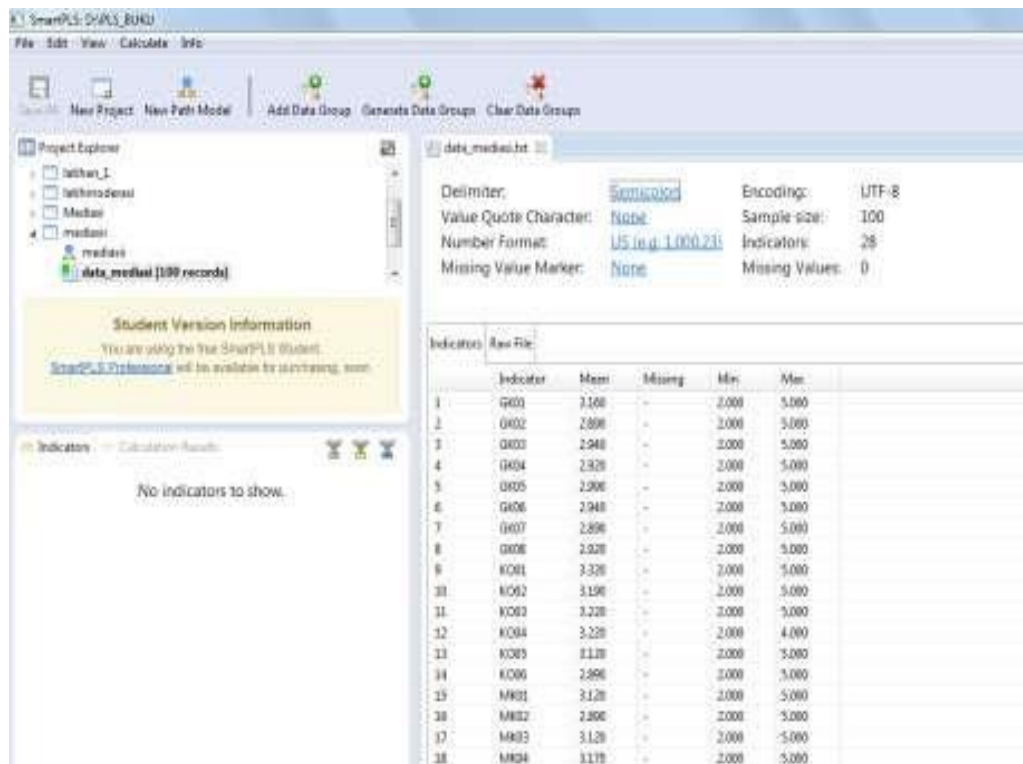
Gambar 5.10. Menu mediasi

- 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.



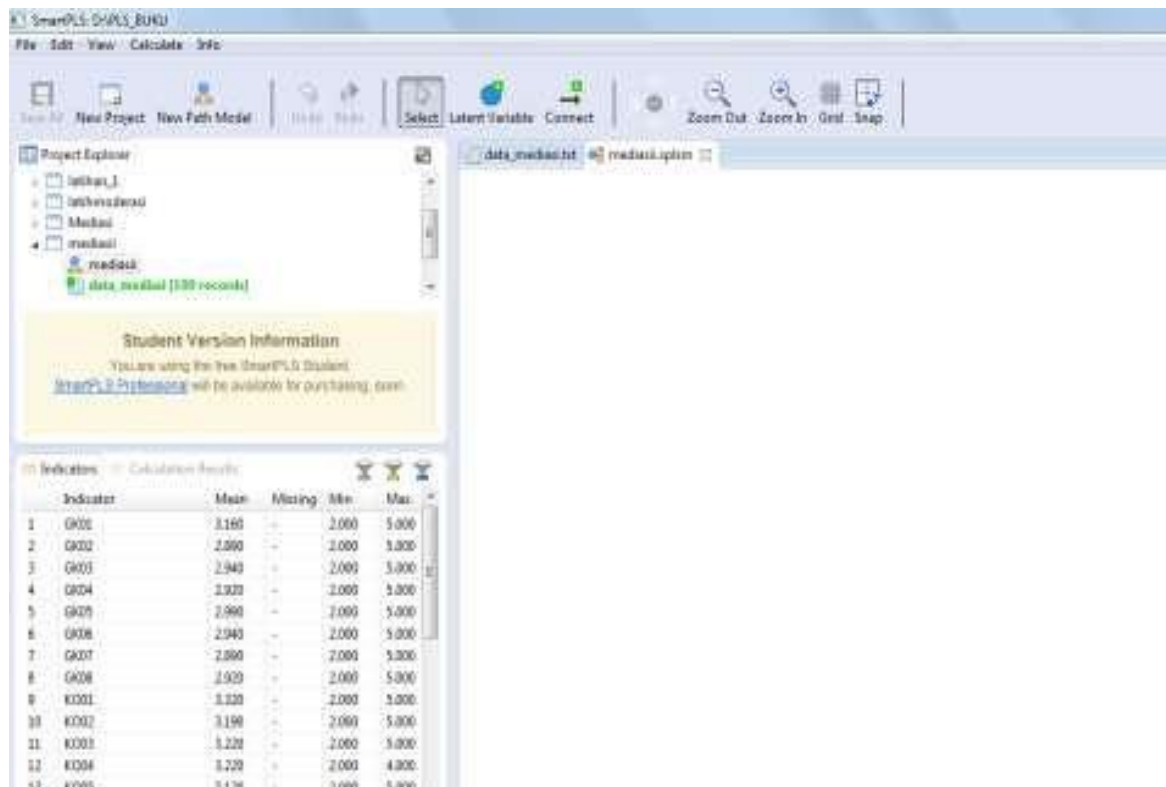
Gambar 5.11. Tampilan Import Datafile

- 7) Data yg sudah dalam format *.csv (nama file : data_mediasi.csv) di-double klik sehingga muncul pada layar kerja tampilan seperti berikut ini.



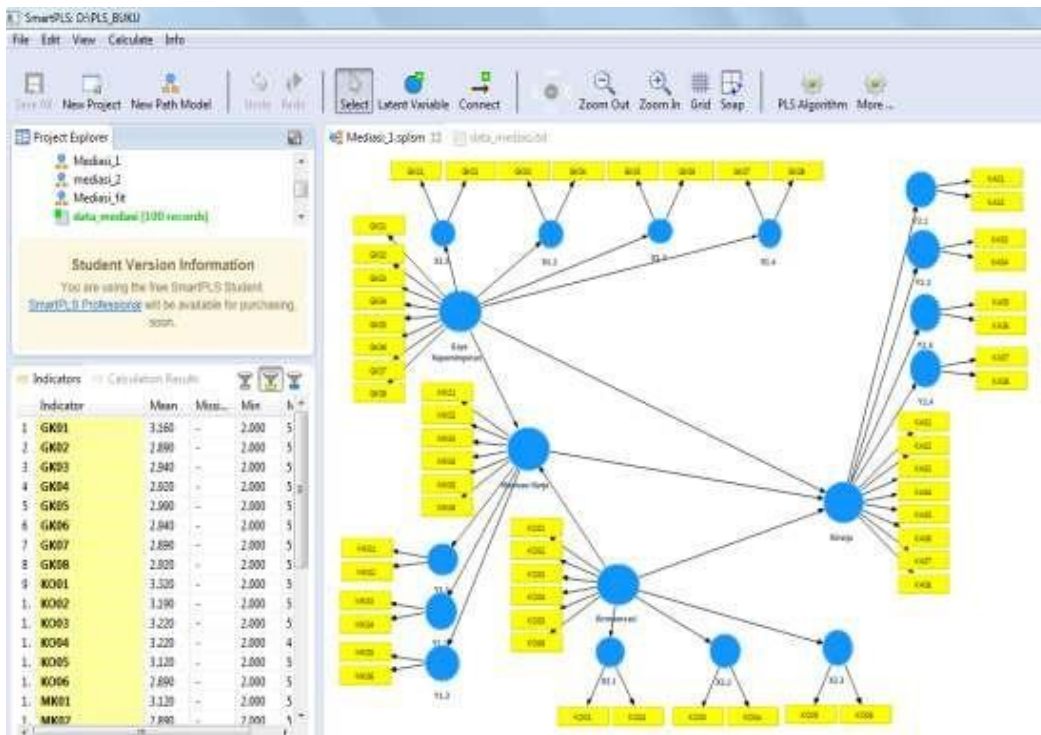
Gambar 5.12. Tampilan Deskriptif

- 8) Double klik nama project yaitu Mediasi, akan muncul tampilan seperti di bawah ini.



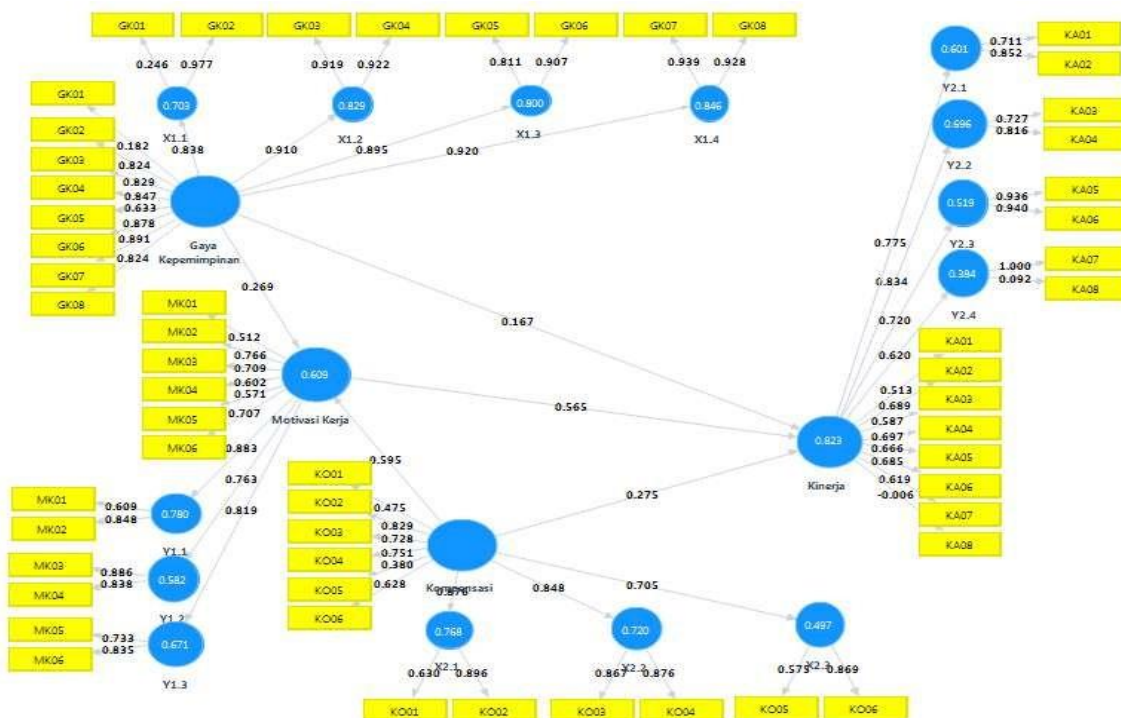
Gambar 5.13. Tampilan Area kerja

- 9) 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.



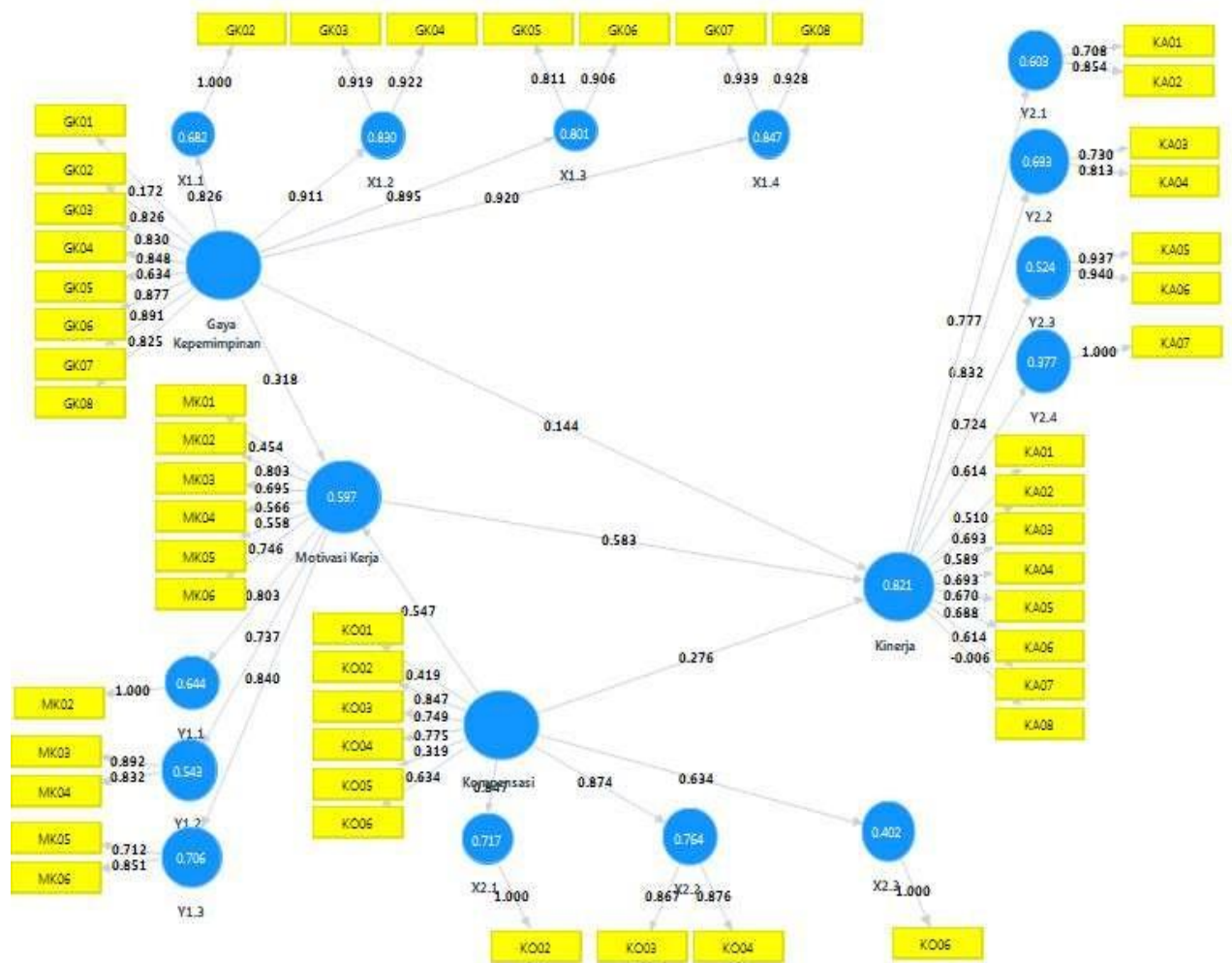
Gambar 5.14. Diagram Model Utama Teoretik Utama Penelitian

- 10) Langkah selanjutnya adalah Calculate program SmartPLS. Hasil atau out put SmartPLS dari perintah Calculate PLS à PLS Algorithm menghasilkan Koefisien Jalur seperti yang tampak seperti pada Gambar 19.5. berikut :



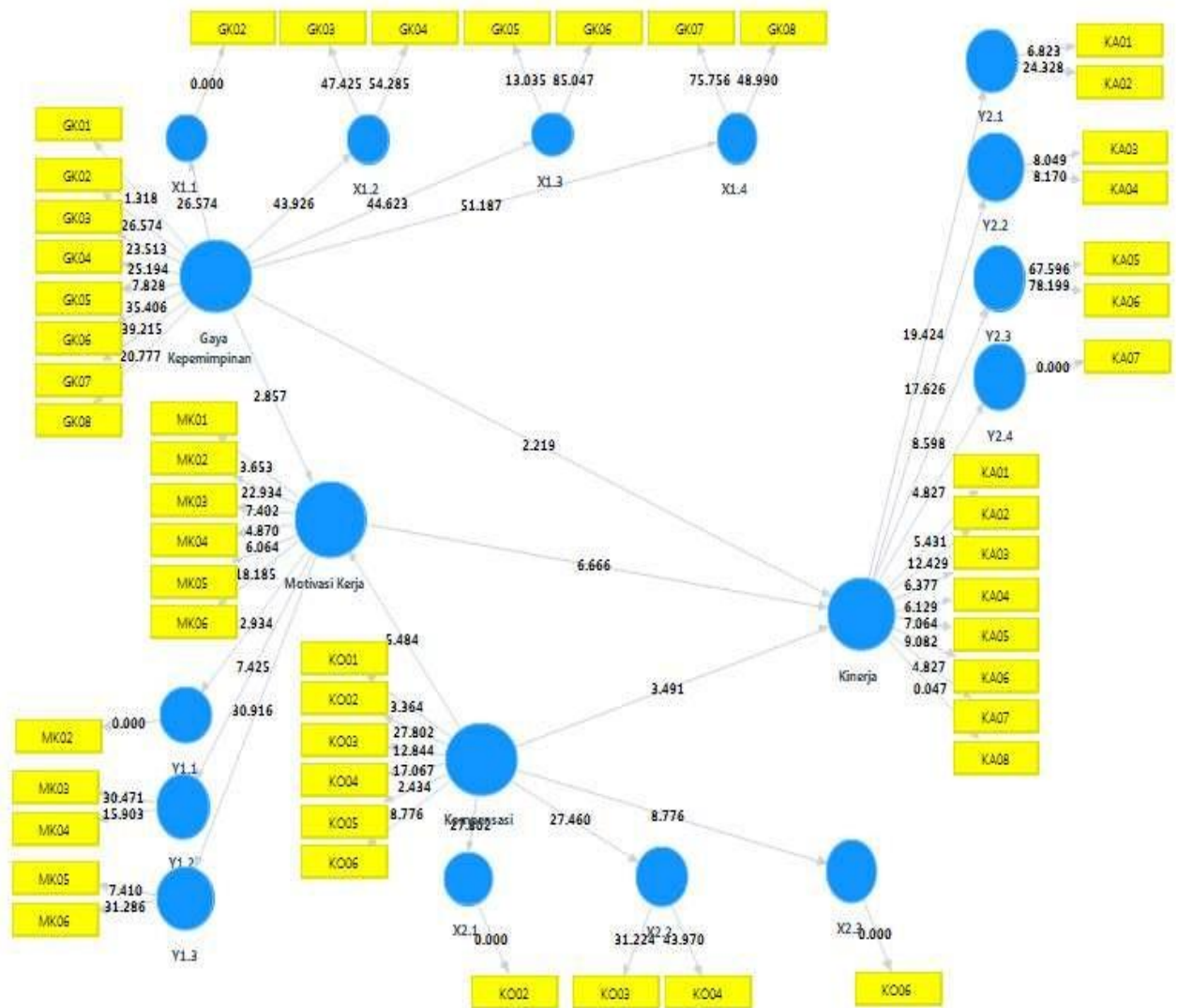
Gambar 5.15. Output Koefisien Jalur

- 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 à PLS Algorithm dan hasil calculate sebagai berikut:
- 13)



Gambar 5.16. Output Koefisien Jalur Fit.

- 14) Langkah selanjutnya adalah mencari koefisien T Statistik sebagai pengujian hipotesis penelitian. Dimana hasil atau out put SmartPLS dari perintah Calculate PLS à Bootstrapping menghasilkan T Statistic seperti yang tampak seperti pada Gambar 19.6. berikut:



Gambar 5.17. Output T Statistik

15) 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 5.1. Outer Loadings (Mean, STDEV, T-Value) yang telah *Fit*.

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
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 5.2. 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 konstruknya. 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 5.4. 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 5.5. 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	0.365	0.781	1.000															
Motivasi Kerja	0.617	0.674	0.727	1.000														
X1.1	0.828	0.517	0.489	0.542	1.000													
X1.2	0.911	0.588	0.468	0.373	0.797	1.000												
X1.3	0.895	0.610	0.543	0.333	0.631	0.713	1.000											
X1.4	0.935	0.545	0.471	0.481	0.661	0.742	0.828	1.000										
X2.1	0.370	0.558	0.647	0.441	0.300	0.216	0.390	0.281	1.000									
X2.2	0.332	0.570	0.674	0.428	0.276	0.207	0.355	0.317	0.739	1.000								
X2.3	0.700	0.669	0.634	0.803	0.603	0.662	0.619	0.586	0.344	0.338	1.000							
Y1.1	0.700	0.669	0.634	0.803	0.603	0.662	0.619	0.586	0.344	0.338	1.000	1.000						
Y1.2	0.217	0.627	0.513	0.777	0.137	0.130	0.204	0.113	0.379	0.362	0.335	0.275	1.000					
Y1.3	0.639	0.776	0.590	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	0.591	0.840	0.564	0.610	0.558	0.513	0.340	0.333	0.692	0.692	0.347	1.000	1.000			
Y2.2	0.600	0.632	0.536	0.724	0.462	0.527	0.541	0.462	0.373	0.319	0.544	0.544	0.621	0.508	0.508	1.000		
Y2.3	0.464	0.724	0.716	0.482	0.384	0.306	0.476	0.403	0.624	0.704	0.422	0.422	0.263	0.425	0.425	0.390	1.000	
Y2.4	0.272	0.614	0.376	0.590	0.033	0.086	0.123	0.128	0.220	0.238	0.274	0.274	0.734	0.325	0.324	0.423	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.

16) 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 à 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 5.6. Path Coefficients

Path Coefficients

	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 (X1) berpengaruh positif dan signifikan terhadap Motivasi kerja (Y1). Hasil nilai t statistik adalah $2.857 \geq 1.96$, sehingga disimpulkan terdapat pengaruh signifikan Gaya kepemimpinan terhadap Motivasi kerja.

Hipotesis kedua : Kompensasi (X2) berpengaruh positif dan signifikan terhadap Motivasi kerja (Y1). 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 (X1) berpengaruh positif dan signifikan terhadap Kinerja (Y2). 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 (X2) berpengaruh positif dan signifikan terhadap Kinerja (Y2). 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 (Y1) berpengaruh positif dan signifikan terhadap Kinerja (Y2). Hasil nilai t statistic adalah $6.666 \geq 1.96$, sehingga dapat disimpulkan terdapat pengaruh positif dan signifikan Motivasi kerja terhadap Kinerja.

Daftar Pustaka

- Prof. Dr. H. Siswoyo Haryono, MM, MPd. Metode SEM Untuk Penelitian Manajemen dengan AMOS LISREL PLS, Penerbit PT. Intermedia Personalia Utama (2016)
- Prof. Dr. H. Imam Ghozali, Henky Latan. SE, Partial Least Squares, Konsep, Teknik dan Aplikasi menggunakan Program smartPLS 3.0, Badan Penerbit Universitas Diponegoro Semarang (2015).