

**ESTIMASI METODE *PARTIAL LEAST SQUARE* DALAM *STRUCTURAL EQUATION MODELLING* UNTUK ANALISIS FAKTOR PSIKOLOGI
PADA PEMBELAJARAN MATEMATIKA SISWA SMA**

(Tesis)

Oleh

**ADITYA PUTRA PRADANA
NPM 2027031001**



**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2023**

ABSTRAK

Estimasi Metode *Partial Least Square* dalam *Structural Equation Modelling* Untuk Analisis Faktor Psikologi Pada Pembelajaran Matematika Siswa Sma

Oleh

Aditya Putra Pradana

Penelitian pada bidang pendidikan, biasanya menghadapi suatu permasalahan yang berhubungan dengan faktor yang tidak mampu dilakukan pengukuran secara langsung, di antaranya adalah terkait dengan faktor psikologi dalam pembelajaran matematika siswa di SMA. Pada proses pengukuran dan pengumpulan data faktor psikologi menghasilkan variabel yang disebut sebagai variabel indikator. Variabel-variabel itu biasanya memiliki hubungan kausal tertentu sehingga untuk melihat hubungan kausal antara variabel-variabel yang tidak dapat diukur secara langsung dan menduga hubungan lebih dari satu persamaan, maka digunakanlah *Structural Equation Modelling* (SEM). Model SEM terdapat beberapa metode estimasi, salah satunya metode *Partial Least Square* (PLS), dimana analisis modelnya, data yang dipergunakan tidak harus berdistribusi normal multivariat. Pada penelitian ini bertujuan untuk melakukan estimasi metode PLS SEM dalam menganalisis faktor psikologi pada pembelajaran matematika siswa SMA serta menghitung pengaruh total metode PLS SEM dalam faktor psikologi pada pembelajaran matematika siswa SMA. Data yang digunakan adalah data primer dari hasil kuesioner mengenai faktor psikologi pembelajaran matematika dengan tiga variabel laten dan 13 variabel indikator. *Software* dalam analisis tersebut menggunakan *software* R-Studio. Berdasarkan hasil penelitiannya, bahwa kecemasan mempengaruhi secara signifikan terhadap motivasi belajar dengan melalui variabel laten minat belajar yaitu sebesar 0,428. Hasil pengaruh total kecemasan terhadap motivasi belajar matematika adalah sebesar 0,664.

Kata kunci : *Structural Equation Modelling*, *Partial Least Square*, Faktor Psikologi

ABSTRACT

Estimation of Partial Least Square Method in Structural Equation Modelling for Factor Analysis of Psychology in Mathematics Learning

By

Aditya Putra Pradana

Research in the field of education, usually faces a problem related to factors that cannot be measured directly, including those related to psychological factors in learning mathematics students in high school. In the process of measuring and collecting data, psychological factors produce variables called indicator variables. These variables usually have a certain causal relationship so that to see the causal relationship between variables that cannot be measured directly and suspect the relationship of more than one equation, Structural Equation Modeling (SEM) is used. The SEM model has several estimation methods, one of which is the Partial Least Square (PLS) method, where the model analysis, the data used does not have to be multivariate normally distributed. This study aims to estimate the PLS SEM method in analyzing psychological factors in high school students' mathematics learning and calculate the total effect of the PLS SEM method on psychological factors in high school students' mathematics learning. The data used were primary data from the results of questionnaires regarding psychological factors of learning mathematics with three latent variables and 13 indicator variables. The R-Studio software was used for the analysis. Based on the results of this research, that anxiety has a significant effect on learning motivation through the latent variable of interest in learning which is 0.428. The result of the total effect of anxiety on math learning motivation is 0.664.

Keyword : Structure Equation Modelling, Partial Least Square, Psychological Factors

**ESTIMASI METODE *PARTIAL LEAST SQUARE* DALAM *STRUCTURAL EQUATION MODELLING* UNTUK ANALISIS FAKTOR PSIKOLOGI
PADA PEMBELAJARAN MATEMATIKA SISWA SMA**

Oleh

Aditya Putra Pradana

Tesis

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar
MAGISTER MATEMATIKA

Pada
Jurusan Matematika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Lampung



**PROGRAM STUDI MAGISTER MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2023**

Judul Tesis : **ESTIMASI METODE *PARTIAL LEAST SQUARE* DALAM *STRUCTURAL EQUATION MODELLING* UNTUK ANALISIS FAKTOR PSIKOLOGI PADA PEMBELAJARAN MATEMATIKA SISWA SMA**

Nama Mahasiswa : **Aditya Putra Pradana**

Nomor Pokok Mahasiswa : **2027031001**

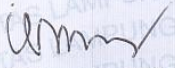
Program Studi : **Magister Matematika**

Jurusan : **Matematika**

Fakultas : **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**

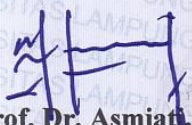
MENYETUJUI

1. Komisi Pembimbing


Ir. Warsono, M.S., Ph.D.
NIP. 1963021619870310003


Prof. Drs. Mustofa Usman, MA., Ph.D
NIP. 195701011984031020

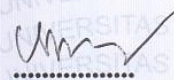
2. Ketua Program Studi Magister Matematika


Prof. Dr. Asmiati, S.Si., M.Si.
NIP. 197604112000122001

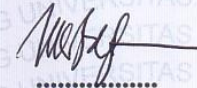
MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

Ketua : **Ir. Warsono, M.S., Ph.D.**



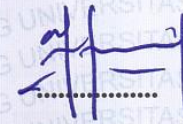
Sekretaris : **Prof. Drs. Mustofa Usman, M.A., Ph.D.**



Penguji Anggota : **1. Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si.**

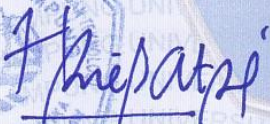


2. Prof. Dr. Asmiati, S.Si., M.Si.



2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si.
NIP. 197110012005011002



3. Direktur Program Pascasarjana

Prof. Dr. Ir. Markadi, M.Si.
NIP. 196405261989021001



Tanggal Lulus Ujian Tesis : **04 Desember 2023**

PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : **Aditya Putra Pradana**
Nomor Pokok Mahasiswa : **2027031001**
Program Studi : **Magister Matematika**
Jurusan : **Matematika**

Dengan ini menyatakan bahwa tesis saya yang berjudul “**ESTIMASI METODE PARTIAL LEAST SQUARE DALAM STRUCTURAL EQUATION MODELLING UNTUK ANALISIS FAKTOR PSIKOLOGI PADA PEMBELAJARAN MATEMATIKA SISWA SMA**” adalah hasil pekerjaan saya sendiri. Semua hasil tulisan dalam tesis ini telah mengikuti kaidah penulisan karya ilmiah Universitas Lampung. Apabila kemudian hari terbukti bahwa tesis ini merupakan hasil salinan atau telah dibuat orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai ketentuan akademik yang berlaku.

Bandar Lampung, 07 Desember 2023
Penulis,



Aditya Putra Pradana
NPM. 2027031001

RIWAYAT HIDUP

Penulis dilahirkan di Pringsewu pada tanggal 28 Agustus 1997, sebagai anak pertama dari pasangan Bapak Drs. Suwignyo dan Ibu Lasiyah serta kakak dari Febri Yudha Permana. Pada tanggal 13 November 2022, penulis menikah dengan Diah Suci Lestariani, S.Pd dan dari pernikahan itu penulis dikaruniai satu anak yang diberi nama Muhammad Keenan Attarazka Pradana pada tanggal 13 November 2023.

Penulis telah menempuh pendidikan di Taman Kanak-kanak (TK) Aisyiyah 2 Pringsewu pada tahun 2002-2003, Sekolah Dasar (SD) Negeri 3 Pringsewu Barat pada tahun 2003-2009, Sekolah Menengah Pertama (SMP) Negeri 1 Pringsewu pada tahun 2009-2012, dan Sekolah Menengah Atas (SMA) Negeri 1 Pringsewu pada tahun 2012-2015.

Pada tahun 2015 penulis terdaftar sebagai Mahasiswa Program Studi S1 Pendidikan Matematika Fakultas Tarbiyah dan Keguruan Universitas Islam Negeri Raden Intan Lampung melalui jalur SPAN-PTKIN dan lulus sebagai sarjana pendidikan matematika pada tahun 2020. Pada tahun 2020 penulis berkesempatan untuk melanjutkan pendidikan di program studi Magister Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung, selama menjadi mahasiswa Magister penulis cukup aktif mengikuti seminar nasional dan internasional.

KATA MUTIARA

**“Jangan kamu berputus asa dari rahmat Allah. Sesungguhnya tiada berputus asa dari rahmat Allah, melainkan kaum yang kafir”
(Qs. Yusuf: 87)**

*“Dan tiadalah kehidupan dunia ini melainkan hanya senda gurau dan main-main,
dan sesungguhnya akhirat itulah yang sebenarnya kehidupan, jika saja mereka
mengetahui”
(Qs. Al-Ankabut: 64)*

*“Dan barangsiapa yang bertakwa kepada Allah, niscaya Allah menjadikan
baginya kemudahan dalam urusannya”
(Qs. At-Talaq: 4)*

SANWACANA

Alhamdulillah Robbil ‘alamin, Puji dan syukur Penulis ucapkan kepada Allah SWT, yang selalu melimpahkan rahmat dan kasih sayang-Nya, sehingga Penulis dapat menyelesaikan tesis ini. Sholawat serta salam senantiasa tetap tercurahkan kepada Nabi Muhammad SAW, tuntunan dan tauladan utama bagi seluruh umat manusia.

Tesis dengan judul “Estimasi Metode *Partial Least Square* dalam *Structural Equation Modelling* untuk Analisis Faktor Psikologi Pada Pembelajaran Matematika Siswa SMA” adalah salah satu syarat untuk memperoleh gelar Magister Matematika di Universitas Lampung.

Dalam menyelesaikan tesis ini, banyak pihak yang telah membantu Penulis dalam memberikan bimbingan, dorongan, dan saran-saran sehingga dengan segala ketulusan dan kerendahan hati, pada kesempatan ini Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Ir. Warsono, M.S., Ph.D., selaku Dosen Pembimbing 1 yang senantiasa memberikan bimbingan, saran, motivasi, nasehat serta masukan sehingga penulis dapat menyelesaikan perkuliahan dan tesis ini
2. Prof. Drs. Mustofa Usman, M.A., Ph.D., selaku Dosen Pembimbing 2 dan Dosen Pembimbing Akademik yang telah memberikan masukan dan saran dalam penyelesaian tesis
3. Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si., selaku Dosen Pembahas 1 yang telah memberikan kritik dan saran kepada penulis dalam penyelesaian tesis
4. Prof. Dr. Asmiati, S.Si., M.Si., selaku Dosen Pembahas 2 yang telah memberikan kritik dan saran kepada penulis dalam penyelesaian tesis

5. Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si., selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
6. Prof. Dr. Asmiati, S.Si., M.Si. selaku Ketua Program Studi Magister Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
7. Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si., selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung
8. Dosen, staf, dan karyawan Jurusan Matematika FMIPA Universitas Lampung yang telah memberikan ilmu dan bantuan kepada penulis
9. Ayah dan Ibu yang tidak pernah lelah memberikan doa, dukungan, kasih sayang, dan pengorbanan kepada Penulis
10. Adikku tersayang
11. Istriku tersayang yang telah memberikan doa, dukungan, motivasi, dan kasih sayang kepada Penulis
12. Anakku tersayang yang menjadi motivasi Penulis selama proses penulisan tesis
13. Teman-teman Magister Matematika Angkatan 2020
14. Teman-teman dan sahabat-sahabat yang tidak bisa disebutkan satu persatu yang telah memberikan dukungan dan motivasi kepada Penulis.

Penulis juga menyadari bahwa dalam penulisan tesis ini masih banyak terdapat kekurangan. Oleh karena itu, Penulis mengharapkan saran dan kritik yang membangun guna penelitian selanjutnya agar lebih baik.

Bandar Lampung, 07 Desember 2023
Penulis,

Aditya Putra Pradana

PERSEMBAHAN

Dengan mengucapkan puji dan syukur kehadiran Allah SWT yang telah memberikan petunjuk dan kemudahan untuk menyelesaikan studiku, kupersembahkan karya kecilku ini untuk:

Bapak dan Ibu tercinta yang selalu mendidik, mendoakan, berkorban, dan hal lain yang tak dapat kuungkapkan dengan kata-kata.

Adikku tersayang

Istriku tersayang yang selalu memberikan dorongan semangat, motivasi, serta doa yang tiada henti selama proses pengerjaan tesis hingga terselesaikan tesisku.

Anakku tersayang yang menjadi motivasiku dalam proses penyelesaian tesisku

Dosen pembimbing dan penguji yang sangat berjasa dan tidak lelah memberikan arahan serta masukan sehingga penulis dapat menyelesaikan tesisku.

Sahabat dan teman-temanku, Terimakasih atas kebersamaan, doa dan semangat yang selalu kalian berikan kepadaku.

Universitas Lampung

DAFTAR ISI

	Halaman
SANWACANA	i
HALAMAN PERSEMBAHAN	iii
DAFTAR ISI	iv
DAFTAR TABEL	vi
DAFTAR GAMBAR	vii
I. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Rumusan Masalah	2
1.3 Tujuan Penelitian	3
1.4 Manfaat Penelitian	3
II. TINJAUAN PUSTAKA	4
2.1 Skala Pengukuran	4
2.2 Uji Validitas dan Reliabilitas Instrumen	5
2.3 Metode OLS	8
2.4 Model Persamaan Struktural	9
2.4.1. Variabel-variabel dalam Model Persamaan Struktural	11
2.4.2. Model dalam Model Persamaan Struktural	12
2.4.3. Metode Estimasi	13
2.4.4. Sifat-sifat Estimator	14
2.5 <i>Structural Equation Modelling-Partial Least Square (SEM-PLS)</i> ..	16
2.5.1. Asumsi dalam <i>Structural Equation Modelling-Partial</i> <i>Least Square (SEM-PLS)</i>	18
2.5.2. Spesifikasi Model untuk SEM-PLS	19
2.5.3. Prosedur SEM-PLS	24
2.5.4. Model dalam SEM-PLS	25
2.5.5. Estimasi/Pendugaan Parameter	26
2.5.6. Kriteria Penilaian	28
2.6 Metode <i>Bootstrapping</i>	32
2.7 Pengaruh Langsung dan Pengaruh Tidak Langsung Antar Variabel Laten	33

2.8	Faktor Psikologi.....	34
2.8.1.	Kecemasan.....	34
2.8.2.	Minat Belajar Matematika.....	36
2.8.3.	Motivasi Belajar.....	37
III.	METODOLOGI PENELITIAN	38
3.1	Waktu dan Tempat Penelitian	38
3.2	Data Penelitian	38
3.3	Metode Penelitian	41
IV.	HASIL DAN PEMBAHASAN	44
4.1	Spesifikasi Model	44
4.1.1.	Spesifikasi Model Struktural	44
4.1.2.	Spesifikasi Model Pengukuran	45
4.1.3.	Konstruksi Diagram Jalur	49
4.1.4.	Model Pengukuran	50
4.1.5.	Model Struktural	57
4.1.6.	Pengaruh Langsung, Tidak Langsung, dan Total Antar Variabel Laten	60
V.	KESIMPULAN DAN SARAN	63
5.1	Kesimpulan.....	63
5.2	Saran.....	64
	DAFTAR PUSTAKA	65
	LAMPIRAN.....	73

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Indikator Kecemasan Pembelajaran Matematika.....	35
2. Indikator Minat Belajar Matematika.....	36
3. Indikator Motivasi Belajar	37
4. Variabel Penelitian.....	38
5. Nilai <i>Composite Reliability</i> dan AVE Model Pengukuran	53
6. Korelasi Antar Variabel Laten	55
7. Nilai Akar AVE dan Validitas Diskriminan Untuk Setiap Variabel Laten	55
8. Hasil Nilai <i>Loading</i> Model Pengukuran	56
9. Nilai Koefisien Jalur Model Pengukuran.....	58
10. Hasil Pengaruh Langsung, Tidak Langsung, dan Total	61

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. Diagram Jalur dan Notasi SEM	11
2. Model SEM dengan PLS	17
3. Model Reflektif dan Model Formatif dalam PLS	26
4. Ilustrasi SEM	33
5. Model Konseptual Penelitian	40
6. Diagram Jalur Model Struktural	45
7. Diagram Jalur Model Pengukuran	46
8. Diagram Jalur	49
9. Diagram Jalur Disertai Nilai <i>Loading Factor</i>	51
10. Diagram Jalur Disertai Nilai <i>Loading Factor</i> Setelah Eliminasi Indikator	52

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Pada penelitian di berbagai bidang, khususnya di bidang pendidikan, peneliti sering dihadapkan pada suatu permasalahan yang melibatkan faktor yang tidak dapat diukur atau diamati secara langsung (*unobservable factor*). Salah satu permasalahannya yaitu terkait dengan faktor psikologi dalam pembelajaran matematika siswa di SMA. Masalah yang selalu dihadapi dalam proses penelitian tersebut yaitu mengenai pengukuran data, dimana pada proses pengumpulan data biasanya data dikumpulkan melalui kuisisioner berskala ordinal sehingga menghasilkan jenis data berupa data kualitatif. Variabel yang nilainya didapatkan melalui pengumpulan data oleh responden biasanya disebut sebagai variabel indikator. Variabel indikator ini merupakan pembentuk dari variabel yang tidak dapat secara langsung dilakukan pengukuran. Variabel-variabel tersebut biasanya memiliki hubungan kausal tertentu sehingga untuk melihat hubungan kausal antara variabel-variabel yang tidak dapat diukur secara langsung dan menduga hubungan lebih dari satu persamaan, maka digunakanlah model persamaan struktural (*Structural Equation Modelling/ SEM*).

Model persamaan struktural merupakan suatu teknik statistik yang mampu menganalisis pola hubungan antara konstruk laten dan indikatornya, konstruk laten yang satu dengan yang lainnya, serta kesalahan pengukuran secara langsung. Model persamaan struktural memungkinkan dilakukannya analisis di antara beberapa variabel dependen dan variabel independen secara langsung (Sukimin dkk., 2022). Pada model persamaan struktural terdapat beberapa metode estimasi, di antaranya adalah *Maximum Likelihood (ML)*, *Unweighted Least Squares (ULS)*, *Weighted Least Squares (WLS)*, *Diagonal Weighted Least Squares (DWLS)*, dan *Partial Least Squares (PLS)*.

Secara umum dalam mengestimasi model regresi, metode estimasi yang sering digunakan adalah metode estimasi *Ordinary Least Squares* (OLS). Sifat penduga yang baik yaitu harus memenuhi sifat BLUE (*Best Linear Unbiased Estimator*). Apabila pada saat melakukan estimasi dengan *Ordinary Least Squares* terdapat salah satu atau lebih asumsi yang tidak terpenuhi, maka hasil estimasi yang diperoleh tidak dapat memenuhi sifat BLUE sehingga diperlukan metode alternatif lain dalam melakukan estimasi parameter, yaitu PLS, dimana pada analisis modelnya data yang dipergunakan tidak berdistribusi normal multivariat.

Metode PLS juga merupakan pendekatan alternatif yang bergeser dari pendekatan model persamaan struktural berbasis kovarian menjadi berbasis varian. Model persamaan struktural yang berbasis kovarian umumnya menguji model kausalitas atau teori, sedangkan PLS lebih bersifat *predictive model*. PLS dapat digunakan pula untuk menjelaskan ada tidaknya hubungan antar variabel laten (Irwan dan Adam, 2015). Pada analisis jalur untuk model persamaan struktural dengan PLS terdapat tiga model, yaitu model struktural, model pengukuran, dan *weight relation*. Pada model struktural dan model pengukuran yang digunakan dalam PLS, terdapat beberapa evaluasi terhadap dua model tersebut. Pada evaluasi model pengukuran, dilakukan pengujian validitas konvergen, validitas diskriminan, reliabilitas komposit, dan *Average Variance Extracted* (AVE). Sedangkan dalam evaluasi model struktural dilakukan uji *R-squared* (R^2) dan uji koefisien jalur (Perdana, 2020).

Berdasarkan uraian yang telah dijelaskan, peneliti tertarik untuk mengambil topik penelitian terkait tentang model persamaan struktural dengan metode PLS dalam menganalisis faktor psikologi dalam pembelajaran matematika siswa SMA. Data yang digunakan yaitu data hasil survei kuisisioner faktor psikologi belajar matematika siswa SMA Islam Global Surya dimana melibatkan 23 variabel teramati dengan ukuran sampel 117 responden.

1.2 Rumusan Masalah

Adapun rumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana estimasi metode PLS SEM untuk analisis faktor psikologi pada pembelajaran matematika siswa SMA?

2. Bagaimana perhitungan pengaruh total metode PLS SEM dalam analisis faktor psikologi pada pembelajaran matematika siswa SMA?

1.3 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Melakukan estimasi metode PLS SEM untuk analisis faktor psikologi pada pembelajaran matematika siswa SMA.
2. Menghitung pengaruh total metode PLS SEM dalam faktor psikologi pada pembelajaran matematika siswa SMA.

1.4 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat penelitian ini adalah:

1. Mengetahui hasil estimasi dari metode PLS SEM dalam analisis faktor psikologi pada pembelajaran matematika siswa SMA.
2. Mengetahui pengaruh total metode PLS SEM dalam analisis faktor psikologi pada pembelajaran matematika siswa SMA.
3. Memberikan wawasan mengenai ilmu matematika.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Skala Pengukuran

Variabel merupakan faktor yang jika diukur memberikan nilai yang bervariasi. Oleh karena itu, setiap variabel harus ada ukurannya, tetapi yang menjadi masalah adalah bagaimana mengukurnya. Apabila pada suatu penelitian, peneliti tidak dapat mengukur variabelnya, maka peneliti wajib merumuskan hipotesisnya kembali sehingga semua variabel terkait dapat diukur (Henry dan Hermanto, 2022).

Pada pengukuran variabel yang penting dipikirkan pula adalah jenis pengukuran yang akan dipergunakan atau skala pengukuran mana yang akan digunakan. Menurut Irianto (2004), skala pengukuran adalah kesepakatan yang digunakan sebagai acuan untuk menentukan panjang pendeknya interval yang ada dalam alat ukur sehingga alat ukur tersebut jika digunakan dalam pengukuran akan menghasilkan data kuantitatif. Skala pengukuran ini penting, terutama apabila akan menganalisis data variabel yang bersangkutan. Skala pengukuran tertentu biasanya hanya dapat diuji dengan perhitungan statistik tertentu, misalnya data yang berskala nominal dan ordinal biasanya dianalisis dengan uji statistik nonparametrik.

Skala pengukuran variabel dikelompokkan menjadi empat jenis, yaitu:

1. Skala Nominal

Skala nominal merupakan alat kualitatif yang paling rendah tingkat pengukurannya dibandingkan skala-skala yang lain, karena skala ini hanya mampu mengklasifikasikan suatu variabel atau suatu objek. Skala ini hanya mampu membedakan satu objek dengan objek yang lain. Tetapi tidak mampu membandingkan mana yang lebih besar atau mana yang lebih kecil.

2. Skala Ordinal

Skala ini juga merupakan skala kualitatif seperti skala nominal, tetapi lebih tinggi tingkatnya, sebab dengan skala ini, selain dapat membedakan objek yang satu dari lainnya, dapat juga menentukan mana yang lebih besar atau lebih kecil, bahkan dapat diurutkan dari yang paling rendah ke yang paling tinggi.

3. Skala Interval

Skala ini juga merupakan skala kuantitatif dan kedudukannya lebih tinggi daripada skala ordinal, karena dengan skala ini, selain dapat dibedakan satu objek dengan yang lain, dapat ditentukan mana yang lebih besar atau lebih kecil dan dapat pula ditentukan jarak (interval) antara satu objek dengan lainnya, serta dapat dilakukan operasi matematis.

4. Skala Rasio

Skala rasio merupakan skala kuantitatif yang lebih tinggi derajatnya dibandingkan dengan skala interval. Perbedaan antara skala rasio dengan skala interval adalah bahwa pada skala rasio, antara objek satu dengan yang lainnya bisa diperbandingkan sehingga muncullah adanya istilah yang dikenal sebagai Nol Absolut atau Nol Sejati yang tidak ada pada skala interval. Nol Absolut memiliki maksud yaitu nol yang berarti “tidak ada”, maksudnya adalah setiap angka pada masing-masing objek memulai dari titik nol yang sama. Pada skala rasio, bisa dikatakan bahwa 8 adalah dua kalinya 4, atau 10 adalah lima kalinya 2.

2.2 Uji Validitas dan Reliabilitas Instrumen

Dalam mengevaluasi model pengukuran terlebih dahulu ditentukan validitas dan reliabilitas indikator-indikator dari suatu variabel laten. Sebagai alat ukur indikator harus mampu mengukur dengan tepat apa yang sebenarnya ingin diukur.

1) Uji Validitas

Pada penggunaan suatu instrumen penelitian, peneliti sebelumnya mengukur terlebih dahulu derajat validitas berdasarkan kriteria tertentu, atau dengan kata lain, hal ini dilakukan bertujuan guna melihat apakah tes

tersebut valid (sahih) (Arifin, 2016). Suatu instrumen disebut valid apabila instrumen tersebut mampu dengan tepat mengukur apa yang hendak diukur, atau bisa dikatakan validitas berkaitan dengan ketepatan dengan alat ukur (Putro, 2016).

Uji validitas merupakan suatu uji yang bertujuan untuk menentukan kemampuan suatu indikator dalam mengukur variabel laten tersebut (Bollen, 1989). Berkaitan dengan analisa SEM, validitas dari ukuran x_i terhadap ξ_j adalah besaran relasi struktural langsung antara ξ_j dan x_i . Menurut Ridgon dan Ferguson (1991) dan Doll, Peto, Wheatley, Gray dan Sutherland (1994), suatu variabel dikatakan mempunyai validitas yang baik terhadap variabel laten jika: (i) Nilai t muatan faktor (*loading factors*) lebih besar dari nilai kritis biasanya diambil nilai lebih dari 1,96; (ii) Muatan faktor standar (*standardized loading factor*) $\geq 0,70$.

Signifikansi parameter-parameter model pengukuran diuji dengan pengujian validitas. Lamda (λ) merupakan parameter yang berkaitan dengan pengukuran variabel laten oleh variabel pengukuran dan hipotesa yang diuji adalah:

$$H_0 : \lambda = 0$$

$$H_1 : \lambda \neq 0$$

Statistik uji yang digunakan adalah *t-test* dengan kriteria tolak H_0 apabila $p - value < \alpha$ (variabel pengukuran valid sebagai indikator variabel laten) dan gagal tolak H_0 apabila $p - value > \alpha$ (variabel pengukuran tidak valid sebagai indikator variabel laten). Pengujian validitas konstruksi dilakukan dengan analisis faktor, yaitu dengan mengkorelasikan antara skor item instrumen dengan rumus *Pearson Product Moment* yang dapat dituliskan sebagai:

$$r_{hitung} = \frac{n \sum_{i=1}^n X_i Y_i - \sum_{i=1}^n X_i \sum_{i=1}^n Y_i}{\sqrt{[n \sum_{i=1}^n X_i^2 - (\sum_{i=1}^n X_i)^2] [n \sum_{i=1}^n Y_i^2 - (\sum_{i=1}^n Y_i)^2]}} \quad (2.1)$$

Keterangan:

r_{hitung} = Koefisien korelasi

n = Jumlah responden

x_i = Skor variabel x pada item ke- i

y_i = Skor variabel y pada item ke- i

Selanjutnya, angka korelasi yang diperoleh dibandingkan dengan angka kritik tabel korelasi nilai r_{tabel} . Jika r_{hitung} nilainya di atas angka taraf nyata 5%, maka pernyataan tersebut valid, dan sebaliknya, jika r_{hitung} nilainya di bawah angka taraf nyata 5%, maka pernyataan tersebut tidak valid.

2) Uji Reliabilitas

Reliabilitas merupakan kata bahasa Indonesia yang diambil dari kata *reliability* dalam bahasa Inggris, berasal dari kata asal *reliable* yang bermakna dapat dipercaya. Instrumen tes dikatakan dapat dipercaya (*reliable*) jika memberikan hasil yang tetap atau ajek (konsisten) apabila diteskan berulang-ulang (Putro, 2016). Berdasarkan hal tersebut, uji reliabilitas bertujuan guna mengetahui konsistensi dari instrumen sebagai alat ukur, sehingga hasil dari pengukuran dapat dipercaya. Formula yang diterapkan dalam pengujian reliabilitas instrumen pada penelitian ini adalah koefisien *Cronbach's Alpha*, dapat dituliskan sebagai berikut.

$$r_{11} = \left(\frac{k}{k-1} \right) \left(1 - \frac{\sum s_i^2}{s_t^2} \right) \quad (2.2)$$

Keterangan:

r_{11} = Koefisien *Cronbach's Alpha*/ Reliabilitas Instrumen

k = Banyaknya butir item pertanyaan

1 = Bilangan konstanta

$\sum s_i^2$ = Jumlah varians skor dari tiap-tiap butir item

s_t^2 = Varians skor total

Jika $r_{11} \geq 0,70$, maka instrumen tes yang diuji reliabilitasnya dinyatakan memiliki reliabilitas yang tinggi. Namun sebaliknya, jika $r_{11} < 0,70$, maka uji reliabilitas dari instrumen itu belum memiliki reliabilitas yang tinggi. Pada pengujian reliabilitas, peneliti menggunakan *software* SPSS dengan melihat nilai *Cronbach's Alpha* lebih dari 0,70, maka butir atau pertanyaan dapat dikatakan reliabel.

2.3 Metode OLS

Metode OLS merupakan salah satu metode penduga parameter yang terbaik, sebab memiliki sifat tak bias dan konsisten. Metode ini akan menghasilkan ragam (varian) minimum bagi parameter regresi. Pada dasarnya, metode ini berprinsip pada meminimumkan jumlah kuadrat galat. OLS dapat diuraikan dengan notasi matematika dengan menggunakan persamaan linier untuk pendugaan garis regresi linier sederhana, yang dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\hat{y} = b_0 + b_1x_i \quad (2.3)$$

Jarak vertikal antara titik observasi (x_i, y_i) dan titik (x_i, \hat{y}_i) pada garis dugaan dapat dituliskan:

$$|y_i - \hat{y}| \text{ atau } |y_i - b_0 - b_1x_i|$$

Jumlah kuadrat dari semua jarak ini ditulis:

$$\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y})^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - b_0 - b_1x_i)^2 \quad (2.4)$$

Solusi dari metode kuadrat terkecil dapat dilakukan sebagai berikut:

$$S(b_0, b_1) = \sum_{i=1}^n (y_i - b_0 - b_1x_i)^2$$

$$\frac{\partial S(b_0, b_1)}{\partial b_0} = -2 \sum_{i=1}^n (y_i - b_0 - b_1x_i) = 0 \quad (2.5)$$

$$\frac{\partial S(b_0, b_1)}{\partial b_1} = -2 \sum_{i=1}^n (y_i - b_0 - b_1x_i)x_i = 0 \quad (2.6)$$

Dengan menyederhanakan persamaan (2.5) dan (2.6) maka diperoleh:

$$nb_0 + b_1 \sum_{i=1}^n x_i = \sum_{i=1}^n y_i$$

$$b_0 \sum_{i=1}^n x_i + b_1 \sum_{i=1}^n x_i^2 = \sum_{i=1}^n y_i x_i$$

$$b_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (2.8)$$

dan

$$b_0 = \bar{y} - b_1 \bar{x} \quad (2.9)$$

2.4 Model Persamaan Struktural

Menurut Bollen (1989), model persamaan struktural (*Structural Equation Modeling*, SEM) adalah salah satu teknik peubah ganda yang mengkombinasikan beberapa aspek yang terdapat pada analisis jalur dan analisis faktor konfirmatori untuk mengestimasi dan menganalisa beberapa persamaan secara simultan. SEM dapat menguji secara simultan semua variabel yang ada, baik variabel laten endogen maupun eksogen. SEM memiliki kemampuan lebih dalam menyelesaikan permasalahan yang melibatkan banyak persamaan linear dengan luaran model pengukuran dan sekaligus model struktural (regresi). Berbeda dengan regresi berganda, dimana pada umumnya model regresi merupakan hubungan kausal antar variabel-variabel yang teramati, sedangkan pada SEM hubungan kausal yang dispesifikasikan terjadi antar variabel-variabel laten. Model regresi lebih kepada eksplanatori, sedangkan SEM walaupun ada unsur eksplanatori, namun secara empiris lebih sering dimanfaatkan sebagai model konfirmatori (Wardono, 2009).

Pada proses pendugaan parameternya, SEM menggunakan struktur kovarian. Oleh karena itu, model ini juga dikenal sebagai Model Struktur Kovarian, dan lebih populer lagi dikenal dengan model LISREL (*Linear Structural Relationship*). Model LISREL pertama kali diperkenalkan oleh Karl Joreskog, Keesling dan Wiley pada tahun 1973 sebagai cikal bakal SEM yang pada mulanya disebut model JKW (Joreskog Keesling Wiley) (Bentler, 1980). Secara konvensional, SEM mengasumsikan bahwa variabel-variabel pengamatan adalah variabel kontinu yang berdistribusi normal ganda. Dasar pendugaan parameter model menggunakan matriks kovarian, tetapi dapat juga menggunakan matriks korelasi *Product Moment* Pearson. Berbagai model dalam SEM telah dikembangkan oleh banyak peneliti, diantaranya; Bentler dan Week (1980);

Bollen (1989) dan Joreskog (2000). Namun demikian, sebagian besar penerapannya menggunakan representasi LISREL (Breckler, 1990).

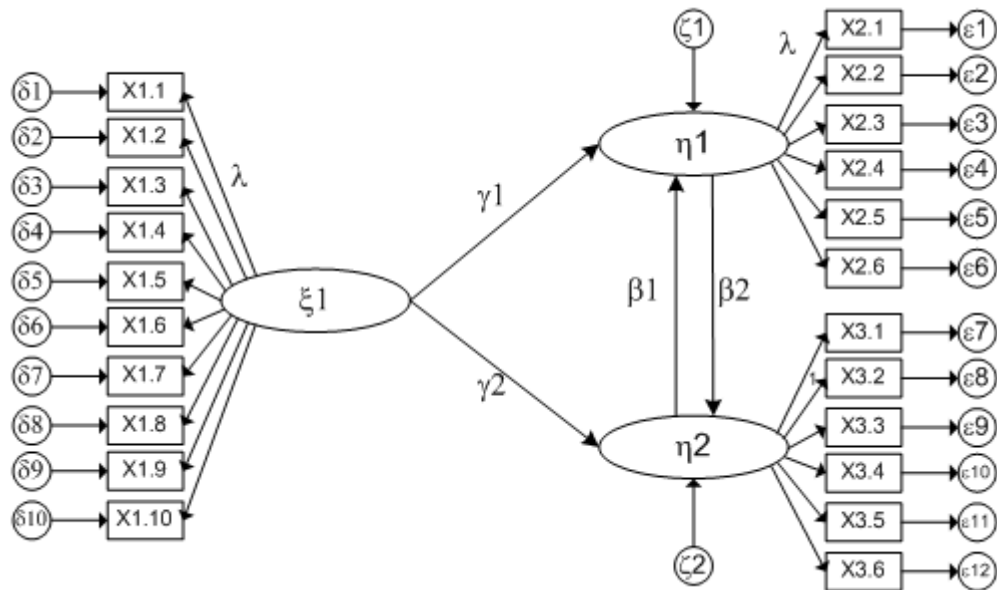
Dibandingkan metode multivariat lain, SEM terbukti mempunyai kemampuan lebih dalam menyelesaikan permasalahan yang melibatkan banyak persamaan linear dengan *output* berupa model pengukuran sekaligus model struktural. Model pengukuran menggambarkan indikator-indikator sebagai refleksi dari variabel-variabel laten. Dengan kata lain, model pengukuran memberikan konfirmasi kepada peneliti mengenai validitas dan reliabilitas model yang diteliti. Pada sisi lain, model struktural yang dihasilkan mampu memberikan eksplanasi mengenai hubungan kausal linier yang terjadi antar variabel laten.

Berikut adalah beberapa kelebihan metode SEM dibanding model regresi yang disarikan dari beberapa penulis, seperti Hair, Anderson, Tatham, Black (1998); Gefen, Straub, Boudreau, Marie (2000); Kline, Klammer (2001), diantaranya:

- 1) Estimasi dilakukan secara simultan terhadap susunan beberapa persamaan regresi berganda/ model struktural yang terpisahkan, tetapi saling berkaitan (*multiple interrelated dependence relationship*).
- 2) Pada SEM suatu variabel bebas pada satu persamaan bisa merupakan variabel tak bebas pada persamaan lainnya.
- 3) Kemampuan SEM untuk menunjukkan hubungan antar variabel laten.
- 4) Adanya perhitungan kesalahan pengukuran dalam proses estimasi.
- 5) *Modification index* yang disediakan oleh SEM menyediakan petunjuk lebih tentang arah penelitian dan perbaikan model (respesifikasi).
- 6) SEM dapat menangani interaksi antar variable.
- 7) SEM bermanfaat untuk pemeriksaan besar kecilnya pengaruh, baik langsung, tidak langsung, ataupun pengaruh total variabel bebas (*exogenous variable*) terhadap variabel tergantung (*endogenous variable*).

Ada dua hal yang dilakukan dan dihasilkan dalam SEM, yaitu mengestimasi beberapa persamaan yang saling berhubungan secara simultan dengan *output* model struktural dan mempresentasikan variabel-variabel laten berdasarkan variabel-variabel indikator/ *manifest* dengan *output* model pengukuran. Berikut

merupakan contoh ilustrasi dari diagram jalur dan notasi yang digunakan dalam SEM.



Gambar 1. Diagram Jalur dan Notasi SEM

2.4.1 Variabel-variabel dalam Model Persamaan Struktural

2.4.1.1 Variabel Laten

Variabel laten merupakan variabel yang tidak dapat diukur secara langsung dan dapat diamati melalui indikator-indikator. Menurut Wijanto (2008), variabel laten juga merupakan konsep abstrak, sebagai contoh: perilaku orang, sikap, perasaan, dan motivasi. Variabel laten memiliki sebutan lain variabel konstruk. Variabel kostrak adalah dasar untuk membentuk hubungan kausal sehingga mempunyai konsep kemungkinan yang paling representatif (Hair, *et al*, 1995). Sebuah konstruk laten tidak dapat diukur secara langsung, tetapi dapat direpresentasikan atau ditentukan oleh satu atau lebih variabel atau indikator. Terdapat dua jenis variabel laten, yaitu variabel laten endogen dan variabel laten eksogen. Variabel eksogen muncul sebagai variabel bebas dalam model, sedangkan variabel endogen merupakan variabel terikat pada paling sedikit satu persamaan model. Variabel laten eksogen dinotasikan dengan ξ (xi) dan variabel laten endogen dinotasikan dengan η (etha).

2.4.1.2 Variabel Indikator atau Variabel *Manifest*

Menurut Wijiyanto (2008), variabel teramati (*observed variable*) atau variabel terukur (*measured variable*) adalah variabel yang dapat diamati atau dapat diukur secara empiris dan sering disebut indikator. Variabel *manifest* adalah nilai observasi untuk bagian spesifik yang dipertanyakan, baik dari responden yang menjawab pertanyaan, misalnya kuesioner maupun observasi yang dilakukan oleh peneliti. Variabel teramati merupakan efek atau ukuran dari variabel laten. Variabel teramati yang berkaitan atau merupakan efek dari variabel laten eksogen (ξ) diberi notasi matematik dengan label X, sedangkan yang berkaitan dengan variabel laten endogen (η) diberi label Y. Simbol diagram lintasan dari variabel teramati adalah bujur sangkar atau empat persegi panjang.

2.4.2 Model dalam Model Persamaan Struktural

2.4.2.1 Model Struktural

Menurut Wijiyanto (2008), model struktural menggambarkan hubungan-hubungan yang ada di antara variabel-variabel laten. Beberapa persamaan regresi linier tersebut membentuk sebuah persamaan simultan variabel-variabel laten. Parameter yang menunjukkan regresi variabel laten eksogen diberi label dengan huruf Yunani γ ("gamma"), sedangkan untuk regresi variabel laten endogen diberi label dengan huruf Yunani β ("beta"), dan matriks kovarians variabel-variabel laten eksogen diberi label dengan huruf Yunani Φ ("phi"). Pada bentuk umum model persamaan struktural didefinisikan sebagai berikut:

Misalkan vektor acak $\eta^T = (\eta_1, \eta_2, \eta_3, \dots, \eta_m)$ dan $\xi^T = (\xi_1, \xi_2, \xi_3, \dots, \xi_n)$, berturut-turut adalah variabel laten endogen dan eksogen sehingga membentuk persamaan simultan dengan sistem hubungan persamaan linier:

$$\eta_j = B_{ji}\eta_i + \Gamma_{jb}\xi_b + \zeta_j \quad (2.8)$$

Keterangan:

B_{ji} : matriks koefisien peubah laten endogen berukuran $m \times m$

Γ_{jb} : matriks koefisien peubah laten eksogen berukuran $m \times n$

η_j : vektor peubah laten endogen berukuran $m \times 1$

- η_i : vektor peubah laten endogen berukuran $m \times 1$
 ξ_b : vektor peubah laten eksogen berukuran $n \times 1$
 ζ_j : vektor sisaan acak hubungan antara η dan ξ berukuran $m \times 1$,
 bahwa ξ tidak berkorelasi dengan ζ

Secara khusus, dimisalkan vektor acak $\eta^T = (\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_m)$ dan $\xi^T = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$ berturut-turut adalah variabel laten endogen dan eksogen membentuk persamaan simultan dengan sistem hubungan persamaan linier:

$$\eta = B\eta + \Gamma\xi + \zeta \quad (2.9)$$

B dan Γ adalah matriks koefisien dan $\zeta = (\zeta_1, \zeta_2, \dots, \zeta_m)$ adalah vektor galat dalam persamaan struktural. Elemen B menghadirkan pengaruh variabel η dalam variabel η lainnya, dan elemen Γ menghadirkan pengaruh langsung variabel ξ dalam variabel η , diasumsikan ξ bahwa tidak berkorelasi dengan ζ dan $(I - B)$ adalah nonsingular (Joreskog and Sorbom, 1989).

Bentuk model struktural didapatkan dengan uraian sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \eta &= B\eta + \Gamma\xi + \zeta \\
 \eta - B\eta &= \Gamma\xi + \zeta \\
 (I - B)\eta &= \Gamma\xi + \zeta \\
 \eta &= (I - B)^{-1}(\Gamma\xi + \zeta)
 \end{aligned} \quad (2.10)$$

Keterangan:

- B : matriks koefisien peubah laten endogen berukuran $m \times m$
 Γ : matriks koefisien peubah laten eksogen berukuran $m \times n$
 η : vektor peubah laten endogen berukuran $m \times 1$
 ξ : vektor peubah laten eksogen berukuran $n \times 1$
 ζ : vektor sisaan acak hubungan antara η dan ξ berukuran $m \times 1$
 dengan asumsi $E(\eta) = 0$, $E(\xi) = 0$, $E(\zeta) = 0$; ζ tidak berkorelasi dengan ξ .

2.4.2.2 Model Pengukuran

Menurut Wijiyanto (2008), model pengukuran digunakan untuk menduga hubungan antar variabel laten dengan variabel-variabel teramatinya. Variabel laten dimodelkan sebagai sebuah faktor yang mendasari variabel-variabel teramati

yang terkait. *Factor loadings* yang menghubungkan variabel laten dengan variabel-variabel teramati disimbolkan dengan huruf Yunani λ (lambda). Pada model variabel laten, hubungan kausal (sebab-akibat) terjadi di antara variabel-variabel tidak teramati atau variabel-variabel laten. Parameter-parameter dari persamaan pada model pengukuran merupakan *factor loadings* dari variabel laten terhadap indikator-indikator atau tentang hubungan kausal (sebab-akibat) simultan di antara variabel-variabelnya, memberikan informasi tentang muatan faktor dan galat-galat pengukuran.

Vektor acak $\boldsymbol{\eta}$ dan $\boldsymbol{\xi}$ tidak diukur secara langsung tetapi melalui indikatornya yaitu variabel $\mathbf{Y}^T = (y_1, y_2, \dots, y_p)$ dan $\mathbf{X}^T = (x_1, x_2, \dots, x_q)$ yang diukur dengan model pengukuran, dinyatakan sebagai berikut (Bollen, 1989):

$$\mathbf{X} = \boldsymbol{\Lambda}_X \boldsymbol{\xi} + \boldsymbol{\delta} \quad (2.11)$$

$$\mathbf{Y} = \boldsymbol{\Lambda}_Y \boldsymbol{\eta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2.12)$$

Keterangan:

- \mathbf{X} : vektor variabel indikator dari variabel eksogen berukuran $q \times 1$
 \mathbf{Y} : vektor variabel indikator dari variabel endogen berukuran $p \times 1$
 $\boldsymbol{\delta}$: vektor galat model pengukuran dari \mathbf{X} berukuran $q \times 1$
 $\boldsymbol{\varepsilon}$: vektor galat model pengukuran dari \mathbf{Y} berukuran $p \times 1$
 $\boldsymbol{\Lambda}_X$: matriks koefisien yang menunjukkan hubungan antara \mathbf{X} dan $\boldsymbol{\xi}$ berukuran $q \times n$
 $\boldsymbol{\Lambda}_Y$: matriks koefisien yang menunjukkan hubungan antara \mathbf{Y} dan $\boldsymbol{\eta}$ berukuran $p \times m$

dengan asumsi, $E(\boldsymbol{\eta}) = 0$, $E(\boldsymbol{\xi}) = 0$, $E(\boldsymbol{\varepsilon}) = 0$, $E(\boldsymbol{\delta}) = 0$; $\boldsymbol{\varepsilon}$ tidak berkorelasi, dengan $\boldsymbol{\eta}$, $\boldsymbol{\xi}$, dan $\boldsymbol{\delta}$; $\boldsymbol{\delta}$ tidak berkorelasi dengan $\boldsymbol{\eta}$, $\boldsymbol{\xi}$, dan $\boldsymbol{\varepsilon}$.

2.4.3 Metode Estimasi

Estimasi terhadap model digunakan untuk memperoleh nilai dari parameter-parameter yang ada di dalam model. Dalam model persamaan struktural estimasi parameter digunakan untuk memperoleh dugaan dari setiap parameter yang dispesifikasikan dalam model yang membentuk matriks $\boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta})$ sedemikian sehingga nilai parameter sedekat mungkin dengan nilai yang ada

dalam matriks \mathbf{S} (matriks kovarian sampel dari peubah teramati). Matriks kovarian sampel (\mathbf{S}) digunakan untuk mewakili matriks kovarian populasi ($\mathbf{\Sigma}$) karena matriks kovarian populasi tidak diketahui (Wijiyanto, 2008).

Menurut Bollen (1989), beberapa karakteristik dari $F(\mathbf{S} - \mathbf{\Sigma}(\boldsymbol{\theta}))$ sebagai berikut:

1. $F(\mathbf{S} - \mathbf{\Sigma}(\boldsymbol{\theta}))$ adalah skalar
2. $F(\mathbf{S} - \mathbf{\Sigma}(\boldsymbol{\theta})) \geq 0$
3. $F(\mathbf{S} - \mathbf{\Sigma}(\boldsymbol{\theta})) = 0$, jika dan hanya jika $\mathbf{\Sigma}(\boldsymbol{\theta}) = \mathbf{S}$
4. $F(\mathbf{S} - \mathbf{\Sigma}(\boldsymbol{\theta}))$ adalah kontinu dalam \mathbf{S} dan $\mathbf{\Sigma}(\boldsymbol{\theta})$

2.4.4 Sifat-sifat Estimator

Menurut Yitnosumarto (1990), estimator parameter mempunyai sifat-sifat antara lain:

2.4.4.1 Tak Bias (*Unbiased*)

Suatu hal yang menjadi tujuan dalam pendugaan adalah penduga haruslah “mendekati” nilai sebenarnya dari parameter yang diduga tersebut. Misalkan kita menyatakan $\hat{\theta}$ merupakan penduga yang tidak bias (*unbiased estimator*) dari parameter θ , maka $E(\hat{\theta}) = \theta$.

2.4.4.2 Efisien

Syarat kedua dalam pendugaan adalah penduga yang kita pilih harus merupakan penduga yang efisien. Untuk menjelaskan hal ini, misalkan kita mempunyai dua penduga untuk parameter θ , misalkan $\hat{\theta}_1$ dan $\hat{\theta}_2$. Untuk tiap-tiap penduga merupakan peubah acak yang memiliki ragam, misal \bar{X} mempunyai ragam sebesar $\frac{\sigma^2}{n}$. Jika \bar{X} tersebut merupakan nilai tengah yang diambil dari populasi yang diambil dari populasi dengan ragam σ^2 dan atas dasar sampel berukuran n .

Jika ragam $\hat{\theta}_1$ dan $\hat{\theta}_2$ masing-masing sebesar $V(\hat{\theta}_1)$ dan $V(\hat{\theta}_2)$, maka $\hat{\theta}_1$ dikatakan lebih efisien dari $\hat{\theta}_2$, apabila $\frac{V(\hat{\theta}_1)}{V(\hat{\theta}_2)} < 1$ atau dengan pernyataan lain, jika ragam untuk $\hat{\theta}_1$ lebih kecil dibanding dengan $\hat{\theta}_2$.

2.4.4.3 Konsistensi

Bila suatu penduga, \bar{X} misalnya semakin mendekati parameter yang diduga, maka penduga tersebut dinamakan penduga yang konsisten, karena:

$\bar{X} \rightarrow \mu$ dengan $n \rightarrow \infty$

atau, dengan pernyataan peluang, jika:

$\lim_{n \rightarrow \infty} P(|\bar{X} - \mu| < \varepsilon) = 1$, maka \bar{X} merupakan penduga yang konsisten.

2.5 *Structural Equation Modelling - Partial Least Square (SEM-PLS)*

SEM dengan PLS adalah metode SEM yang berbasis varian. PLS merupakan metode yang diperkenalkan pertama kali oleh Herman O.A. Wold (1985). PLS merupakan teknik alternatif pada analisis SEM dimana data yang dipergunakan tidak berdistribusi normal multivariat. Tujuan SEM-PLS adalah mencari hubungan linear prediktif antar variabel. Variabel laten didefinisikan sebagai jumlah bobot komposit dari indikatornya. Algoritma PLS ingin mendapatkan estimasi bobot terbaik untuk setiap blok indikator dari setiap variabel laten. Hasil komponen skor untuk setiap variabel laten didasarkan pada *estimated indicator weight* yang memaksimumkan *variance explained* untuk variabel dependen (laten, indikator atau keduanya).

Teknik statistik multivariat yang bisa menangani banyak variabel respon dan variabel eksplanatori sekaligus adalah PLS, metode ini bersifat *robust* dimana parameter model tidak banyak berubah ketika sampel baru diambil dari total populasi. PLS merupakan metode analisis yang *powerfull* karena tidak didasarkan banyak asumsi (Wold, 1985). Data tidak harus berdistribusi normal multivariat, indikator dengan skala kategori, ordinal, interval sampai rasio, dapat digunakan untuk mengkonfirmasi teori dalam menjelaskan ada tidaknya hubungan antar variabel laten. Oleh karena lebih menitikberatkan pada data dan dengan prosedur estimasi yang terbatas, masalah spesifikasi model tidak begitu berpengaruh terhadap estimasi parameter (Ghozali dan Fuad, 2005). Kelebihan SEM dengan PLS apabila dibandingkan dengan SEM berbasis kovarian, SEM dengan PLS mampu menangani dua kondisi dimana:

- a. Faktor yang tidak dapat ditentukan (*factor indeterminacy*)

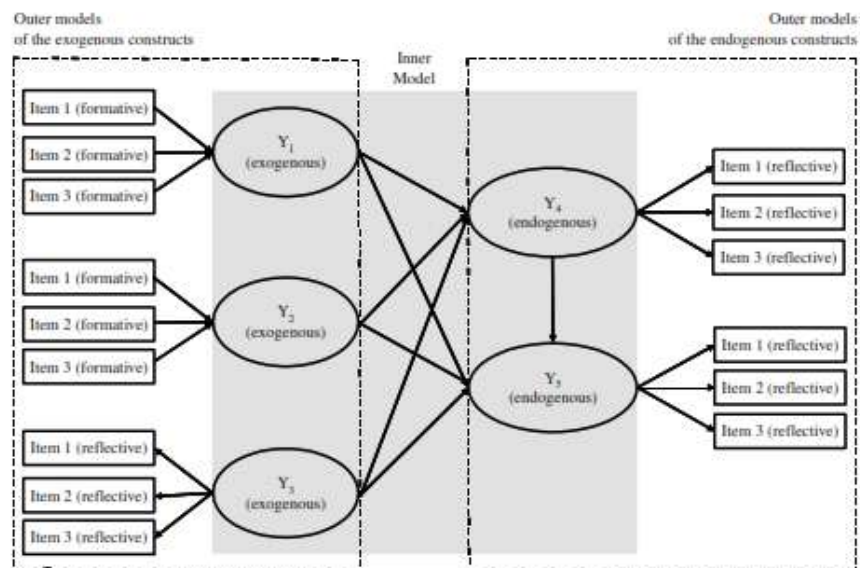
Faktor yang tidak dapat ditentukan adalah suatu kondisi dimana skor faktor yang dihasilkan memiliki nilai berbeda apabila dihitung dari suatu model faktor tunggal. Khusus untuk indikator yang bersifat formatif, tidak memerlukan adanya common faktor sehingga akan selalu diperoleh

variabel laten yang bersifat gabungan berupa suatu kesatuan. Dalam ini variabel laten merupakan suatu bentuk kombinasi linier dari indikator-indikatornya.

b. Solusi yang tidak dapat diterima (*inadmissible solution*)

Kondisi solusi yang tidak dapat diterima tidak akan terjadi pada SEM dengan PLS, karena SEM dengan PLS berbasis varians dan bukan kovarians sehingga mengakibatkan masalah *matrix singularity* tidak akan pernah terjadi. Selain itu, PLS bekerja pada model struktural yang bersifat rekursif, sehingga masalah *un-identified*, *under-identified*, atau *over-identified* juga tidak akan pernah terjadi.

Menurut Monecke dan Leisch (2012), SEM dengan PLS terdiri tiga komponen, yaitu model struktural, model pengukuran, dan skema pembobotan. Bagian ketiga ini merupakan ciri khusus SEM dengan PLS dan tidak ada pada SEM berbasis kovarian. Model SEM dengan PLS digambarkan sebagai berikut:



(Sumber: Hair, Sarstedt, Hopkins, and Kuupelwieser, 2014)

Gambar 2. Model SEM dengan PLS

Model formal pada PLS untuk mendefinisikan variabel laten adalah biner agregat dari indikator-indikatornya. *Weight estimate* untuk menciptakan komponen skor variabel laten didapat berdasarkan bagaimana *inner model* (model struktural yang menghubungkan antar variabel laten) dan *outer model* (model pengukuran yaitu hubungan antara indikator dengan konstraknya) dispesifikasi.

Hasilnya adalah *residual variance* dari variabel dependen (keduanya variabel laten dan indikator) diminimumkan.

Estimasi parameter yang didapat dengan PLS dapat dikategorikan menjadi tiga, yaitu *weight estimate* (digunakan untuk menciptakan skor variabel laten), *path estimate* (mencerminkan estimasi jalur untuk menghubungkan variabel laten dan antar variabel laten dan blok indikatornya/*loading*), dan berkaitan dengan nilai *means* dan lokasi parameter (nilai konstanta regresi) untuk indikator dan variabel laten. Untuk memperoleh ketiga estimasi ini, PLS menggunakan proses iterasi tiga tahap dan setiap tahap iterasi menghasilkan estimasi. Tahap pertama menghasilkan *weight estimate*, tahap kedua menghasilkan estimasi untuk *inner model* dan *outer model*, dan tahap ketiga menghasilkan estimasi *means* dan lokasi (konstanta). PLS mengestimasi model parameter berdasarkan *fixed point algorithm*. Pada algoritma tersebut, satu set model parameter dibagi dulu ke dalam subset, dan setiap subset secara parsial diestimasi dengan OLS dengan menganggap subset yang lain tetap (*fixed*). Estimasi OLS ini diulang berkali-kali sampai konvergen.

2.5.1 Asumsi dalam Structural Equation Modelling – Partial Least Square (SEM-PLS)

Menurut Monecke dan Leisch (2012), asumsi-asumsi pada model SEM dengan PLS adalah:

- 2.5.1.1 Tidak ada asumsi normalitas. PLS sebagai alternatif dari SEM tidak mengharuskan data berdistribusi normal multivariat, sehingga dalam penerapannya asumsi normalitas tidak diperlukan.
- 2.5.1.2 Dapat menggunakan ukuran sampel yang relatif kecil. Ukuran sampel yang digunakan dalam SEM dengan PLS kecil dengan persyaratan minimal adalah sepuluh kali dari besarnya indikator formatif terbanyak yang digunakan untuk mengukur satu variabel laten atau sepuluh kali jumlah jalur struktural terbanyak yang ditujukan ke variabel laten tertentu dalam model struktural.
- 2.5.1.3 Tidak mengharuskan randomisasi sampel dengan demikian sampel yang dipilih dengan pendekatan non-probabilitas, seperti ‘*accidental*

sampling’, ‘*purposive sampling*’ dan sejenisnya dapat digunakan dalam SEM dengan PLS.

- 2.5.1.4 Selain model hubungan indikator refleksif, SEM dengan PLS memperbolehkan indikator formatif digunakan dalam mengukur variabel laten.
- 2.5.1.5 SEM dengan PLS mengizinkan adanya variabel laten dikotomi.
- 2.5.1.6 SEM dengan PLS memberi kelonggaran terhadap keharusan adanya skala pengukuran interval.
- 2.5.1.7 Distribusi residual dalam SEM dengan PLS tidak diharuskan seperti pada SEM yang berbasis kovarian dimana dalam SEM tersebut distribusi residual harus sekecil mungkin seperti pada regresi linier.
- 2.5.1.8 SEM dengan PLS dapat digunakan sebagai prosedur yang digunakan untuk mengembangkan teori pada tahap awal.
- 2.5.1.9 Pendekatan regresi dalam SEM dengan PLS lebih cocok dibandingkan dalam SEM yang berbasis kovarian.
- 2.5.1.10 Dalam SEM dengan PLS hanya diperbolehkan model rekursif (sebab – akibat) saja dan tidak mengizinkan model non–rekursif (timbang balik) sebagaimana dalam SEM yang berbasis kovarian.
- 2.5.1.11 SEM dengan PLS memungkinkan model sangat kompleks dengan banyak variabel laten dan indikator.

2.5.2 Spesifikasi Model untuk SEM-PLS

Pada analisis jalur untuk SEM-PLS terdapat tiga model yaitu *inner model*, *outer model* dan *weight relation*. *Inner model* menunjukkan hubungan antarvariabel laten, *outer model* menunjukkan hubungan antara variabel *manifest* dengan variabel latennya, dan *weight relation* menunjukkan nilai estimasi variabel laten.

2.5.2.1 Model Struktural (*Inner Model*)

Model struktural merupakan hubungan antara variabel laten independen (eksogen) dengan variabel laten dependen (endogen). Menurut Joreskog dan Sorbom model persamaan struktural berdasarkan Gambar 1 adalah sebagai berikut:

$$\boldsymbol{\eta}_i = \mathbf{B}\boldsymbol{\eta}_l + \boldsymbol{\Gamma}\boldsymbol{\xi} + \boldsymbol{\zeta} \quad (2.13)$$

Keterangan:

- $\boldsymbol{\eta}_i$ menyatakan vektor variabel laten dependen (endogen) dengan ukuran $m \times 1$
- $\boldsymbol{\eta}_l$ menyatakan vektor variabel laten independen (endogen) dengan ukuran $m \times 1$
- $\boldsymbol{\xi}$ menyatakan vektor variabel laten independen (eksogen) dengan ukuran $n \times 1$
- \mathbf{B} menyatakan matriks koefisien yang menunjukkan pengaruh variabel laten endogen terhadap variabel lainnya dengan ukuran $m \times m$
- $\boldsymbol{\Gamma}$ koefisien matriks yang menunjukkan hubungan dari $\boldsymbol{\xi}$ terhadap $\boldsymbol{\eta}$ dengan ukuran $m \times n$,
- $\boldsymbol{\zeta}$ menyatakan vektor residual (*unexpected variance*) dengan ukuran $m \times 1$, dengan nilai harapan sama dengan nol

PLS didesain untuk model rekursif, sehingga terdapat hubungan antar variabel laten yang disebut *causal chain system* dengan bentuk persamaan:

$$\boldsymbol{\eta}_j = \boldsymbol{\Sigma}\boldsymbol{\beta}_{ji}\boldsymbol{\eta}_i + \boldsymbol{\Sigma}\boldsymbol{\gamma}_{jb}\boldsymbol{\xi}_b + \boldsymbol{\zeta}_j \quad (2.14)$$

Keterangan:

- $i \dots b$ menyatakan indeks range sepanjang i dan b
- j menyatakan jumlah variabel laten endogen
- $\boldsymbol{\beta}_{ji}$ menyatakan koefisien jalur yang menghubungkan variabel laten endogen ($\boldsymbol{\eta}$) dengan endogen ($\boldsymbol{\eta}$)
- $\boldsymbol{\gamma}_{ji}$ menyatakan koefisien jalur yang menghubungkan variabel laten endogen ($\boldsymbol{\eta}$) dengan eksogen ($\boldsymbol{\xi}$)
- $\boldsymbol{\zeta}$ menyatakan tingkat kesalahan pengukuran (*inner residual variable*)

Misalkan jika terdapat dua persamaan:

$$\eta_{i1} = \beta_{12}\eta_{l2} + \gamma_{11}\xi_1 + \zeta_1$$

$$\eta_{i2} = \beta_{12}\eta_{l2} + \gamma_{11}\xi_1 + \zeta_1$$

sehingga dalam bentuk matriks dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} \eta_{i1} \\ \eta_{i2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \beta_{12} \\ \beta_{21} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_{i1} \\ \eta_{i2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{11} & 0 \\ 0 & \gamma_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_{i1} \\ \xi_{i2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \zeta_1 \\ \zeta_2 \end{bmatrix}$$

Persamaan (2.15) dapat dituliskan dalam bentuk sebagai berikut:

$$\begin{aligned} (\mathbf{I} - \mathbf{B})\boldsymbol{\eta} &= \boldsymbol{\Gamma}\boldsymbol{\xi} + \boldsymbol{\zeta} \\ \boldsymbol{\eta} &= (\mathbf{I} - \mathbf{B})^{-1}(\boldsymbol{\Gamma}\boldsymbol{\xi} + \boldsymbol{\zeta}) \end{aligned} \quad (2.15)$$

Asumsi dari persamaan model struktural variabel laten: $E(\boldsymbol{\eta}) = 0$, $E(\boldsymbol{\xi}) = 0$, $E(\boldsymbol{\zeta}) = 0$ dan $\boldsymbol{\zeta}$ tidak berkorelasi dengan $\boldsymbol{\xi}$ dan $(\mathbf{I} - \mathbf{B})^{-1}$ adalah matriks *non singular*. Selanjutnya adalah model pengukuran atau *confirmatory factor analysis model* (CFA). Model pengukuran (CFA) dapat dituliskan sebagaimana Persamaan (2.11) dan (2.12) (Joreskog dan Sorbom, 2004). Merujuk pada Persamaan (2.11) dan (2.12), maka matriks kovarian dalam SEM $\boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta})$ adalah sebagai berikut (Schumacker dan Lomax, 2004):

$$\boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta}) = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Sigma}_{yy} & \boldsymbol{\Sigma}_{yx} \\ \boldsymbol{\Sigma}_{xy} & \boldsymbol{\Sigma}_{xx} \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

dimana $\boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta})$ matriks kovarians sebagai fungsi dari $\boldsymbol{\theta}$, sedangkan $\boldsymbol{\theta}$ adalah vektor yang memuat parameter model yaitu \mathbf{B} , $\boldsymbol{\Gamma}$, $\boldsymbol{\Lambda}_y$, $\boldsymbol{\Lambda}_x$, $\boldsymbol{\Phi}$, $\boldsymbol{\Psi}$, $\boldsymbol{\Theta}_\varepsilon$, $\boldsymbol{\Theta}_\delta$.

Matriks kovarian dari y adalah $\boldsymbol{\Sigma}_{yy}$ sehingga fungsi dari parameter struktural $\boldsymbol{\Sigma}_{yy}(\boldsymbol{\theta})$ dapat ditulis sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\Sigma}_{yy}(\boldsymbol{\theta}) &= E(\mathbf{y}\mathbf{y}^T) \\ &= E[(\boldsymbol{\Lambda}_y\boldsymbol{\eta} + \boldsymbol{\varepsilon})(\boldsymbol{\Lambda}_y^T\boldsymbol{\eta}^T + \boldsymbol{\varepsilon}^T)] \\ &= E(\boldsymbol{\Lambda}_y\boldsymbol{\eta}\boldsymbol{\eta}^T\boldsymbol{\Lambda}_y^T + \boldsymbol{\Lambda}_y\boldsymbol{\eta}\boldsymbol{\varepsilon}^T + \boldsymbol{\Lambda}_y^T\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\eta}^T + \boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}^T) \\ &= \boldsymbol{\Lambda}_yE(\boldsymbol{\eta}\boldsymbol{\eta}^T)\boldsymbol{\Lambda}_y^T + \boldsymbol{\Lambda}_yE(\boldsymbol{\eta})E(\boldsymbol{\varepsilon}^T) + \boldsymbol{\Lambda}_y^TE(\boldsymbol{\varepsilon})E(\boldsymbol{\eta}^T) + E(\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}^T) \\ &= \boldsymbol{\Lambda}_yE(\boldsymbol{\eta}\boldsymbol{\eta}')\boldsymbol{\Lambda}_y^T + \boldsymbol{\Lambda}_yE(\boldsymbol{\eta})E(\boldsymbol{\varepsilon}^T) + \boldsymbol{\Lambda}_y^TE(\boldsymbol{\varepsilon})E(\boldsymbol{\eta}^T) + \boldsymbol{\Theta}_\varepsilon \end{aligned} \quad (2.17)$$

$\boldsymbol{\Theta}_\varepsilon$ adalah kovarian matriks dari $\boldsymbol{\varepsilon}$ dengan ukuran $p \times p$ dengan asumsi pada persamaan struktural $E(\boldsymbol{\eta}) = 0$, $E(\boldsymbol{\xi}) = 0$, $E(\boldsymbol{\zeta}) = 0$, $E(\boldsymbol{\varepsilon}) = 0$ dan $E(\boldsymbol{\delta}) = 0$, maka persamaan (2.17) dapat ditulis sebagai berikut:

$$\boldsymbol{\Sigma}_{yy}(\boldsymbol{\theta}) = \boldsymbol{\Lambda}_yE(\boldsymbol{\eta}\boldsymbol{\eta}')\boldsymbol{\Lambda}_y^T + \boldsymbol{\Theta}_\varepsilon \quad (2.18)$$

Dengan menggunakan persamaan (2.15), maka persamaan (2.18) dapat ditulis sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
\Sigma_{yy}(\theta) &= \Lambda_y E \left[(I - B)^{-1} (\Gamma \xi + \zeta) \left((I - B)^{-1} (\Gamma \xi + \zeta) \right)^T \right] \Lambda_y^T + \Theta_\varepsilon \\
&= \Lambda_y E \left[(I - B)^{-1} (\Gamma \xi + \zeta) (\xi^T \Gamma^T + \zeta^T) \left((I - B)^{-1} \right)^T \right] \Lambda_y^T + \Theta_\varepsilon \\
&= \Lambda_y E \left[(I - B)^{-1} (\Gamma \xi \xi^T \Gamma^T + \Gamma \xi \zeta^T + \Gamma^T \xi^T \zeta + \zeta \zeta^T) \left((I - B)^{-1} \right)^T \right] \Lambda_y^T + \Theta_\varepsilon \\
&= \Lambda_y \left[(I - B)^{-1} (\Gamma E(\xi \xi^T) \Gamma^T + \Gamma E(\xi \zeta^T) + \Gamma^T E(\xi^T \zeta) + E(\zeta \zeta^T)) \left((I - B)^{-1} \right)^T \right] \Lambda_y^T + \Theta_\varepsilon \\
&= \Lambda_y \left[(I - B)^{-1} (\Gamma E(\xi \xi^T) \Gamma^T + E(\zeta \zeta^T)) \left((I - B)^{-1} \right)^T \right] \Lambda_y^T + \Theta_\varepsilon
\end{aligned}$$

dengan $E(\xi \xi^T) = \Phi$ dan $E(\zeta \zeta^T) = \Psi$ maka diperoleh,

$$\begin{aligned}
\Sigma_{yy}(\theta) &= \Lambda_y \left[(I - B)^{-1} (\Gamma \Phi \Gamma^T + \Psi) \left((I - B)^{-1} \right)^T \right] \Lambda_y^T + \Theta_\varepsilon \\
&= \Lambda_y \left[(I - B)^{-1} (\Gamma \Phi \Gamma^T + \Psi) \left((I - B)^{-1} \right)^T \right] \Lambda_y^T + \Theta_\varepsilon \quad (2.19)
\end{aligned}$$

Matriks kovarian dari y dengan x adalah Σ_{yx} , sehingga fungsi parameter struktural $\Sigma_{xx}(\theta)$ dapat ditulis sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
\Sigma_{xx}(\theta) &= E(xx^T) \\
&= E[(\Lambda_x \xi + \delta)(\Lambda_x \xi + \delta)^T] \\
&= E[(\Lambda_x \xi + \delta)(\Lambda_x^T \xi^T + \delta^T)] \\
&= E(\Lambda_x \xi \xi^T \Lambda_x^T + \Lambda_x \xi \delta^T + \Lambda_x^T \xi^T \delta + \delta \delta^T) \\
&= E(\Lambda_x \xi \xi^T \Lambda_x^T + \Lambda_x \xi \delta^T + \Lambda_x^T \xi^T \delta + \delta \delta^T) \\
&= \Lambda_x E(\xi \xi^T) \Lambda_x^T + \Lambda_x E(\xi \delta^T) + \Lambda_x^T E(\xi^T \delta) + E(\delta \delta^T)
\end{aligned}$$

dengan $E(\xi \xi^T) = \Phi$ dan $E(\delta \delta^T) = \Theta_\delta$,

$$\begin{aligned}
\Sigma_{xx}(\theta) &= \Lambda_x \Phi \Lambda_x^T + \Lambda_x(\mathbf{0}) + \Lambda_x(\mathbf{0}) + \Theta_\delta \\
&= \Lambda_x \Phi \Lambda_x^T + \Theta_\delta \quad (2.20)
\end{aligned}$$

sehingga pada persamaan (2.20) dapat dituliskan kembali dalam bentuk matriks $\Sigma(\theta)$, merupakan matriks kovarian untuk variabel observasi x dan y sebagai fungsi parameter model $\Sigma(\theta) =$

$$\begin{bmatrix} \Lambda_y \left[(I - B)^{-1} (\Gamma \Phi \Gamma^T + \Psi) \left((I - B)^{-1} \right)^T \right] \Lambda_y^T + \Theta_\varepsilon & \Lambda_y (I - B)^{-1} \Gamma \Phi \Lambda_x^T \\ \Lambda_x (I - B)^{-1} \Gamma \Phi \Lambda_y^T & \Lambda_x \Phi \Lambda_x^T + \Theta_\delta \end{bmatrix}$$

2.5.2.2 Model Pengukuran (*Outer Model*)

Model pengukuran atau *outer model* menggambarkan hubungan antara variabel laten dengan indikatornya. Pada *outer model* terdapat dua jenis model yaitu model indikator formatif dan refleksif.

a. Model Refleksif atau *Principal Factor Model*

Model refleksif terjadi apabila variabel manifest dipengaruhi oleh variabel laten. Persamaan untuk model indikator refleksif adalah sebagai berikut:

$$x = \lambda_x \xi + \varepsilon_x \quad (2.15)$$

$$y = \lambda_y \eta + \varepsilon_y \quad (2.16)$$

Keterangan:

x menyatakan indikator untuk variabel laten eksogen (ξ)

y menyatakan indikator untuk variabel laten endogen (η)

λ_x, λ_y menyatakan *loading matrix* yang menggambarkan seperti koefisien regresi sederhana yang menghubungkan variabel laten dengan indikatornya

ε_x menyatakan residual atau *error* dari variabel x

ε_y menyatakan residual atau *error* dari variabel y

dengan $E(\varepsilon_x) = E(\varepsilon_y) = E(\xi \varepsilon_x) = E(\eta \varepsilon_y) = 0$.

b. Model Formatif

Model formatif mengasumsikan bahwa variabel *manifest* mempengaruhi variabel laten. Arah kausalitas mengalir dari variabel *manifest* menuju variabel laten. Persamaan untuk model formatif adalah sebagai berikut:

$$\xi = \Pi_x \xi X_i + \delta_\xi \quad (2.17)$$

$$\eta = \Pi_y \eta Y_i + \varepsilon_\eta \quad (2.18)$$

dimana:

Π_x, Π_y menyatakan seperti koefisien regresi berganda dari variabel laten terhadap indikator

$\delta_\xi, \varepsilon_\eta$ menyatakan tingkat kesalahan pengukuran (*residual error*)

dengan $E(\delta_\xi) = E(\varepsilon_\eta) = E(\xi \delta_\xi) = E(\xi \varepsilon_\eta) = 0$.

2.5.2.3 *Weight Relation*

Spesifikasi model pada *outer model* dan *inner model* dilakukan dalam tingkat konseptual dan tidak secara nyata mengetahui nilai suatu variabel laten. Oleh karena itu, hubungan bobot atau *weight relation* harus didefinisikan. Salah satu karakteristik utama dalam pendekatan PLS adalah kemungkinan untuk memperkirakan nilai skor variabel laten.

Menurut Abdillah dan Jogiyanto (2015), skor *weight relation* menunjukkan hubungan nilai varian antara indikator dengan variabel latennya sehingga diasumsikan memiliki mean sama dengan nol (0) dengan varian sama dengan satu (1) untuk menghilangkan konstanta dalam kausalitas. Persamaan untuk *weight relation* adalah:

$$\xi_b = \sum_{kb} w_{kb} x_{kb} \quad (2.17)$$

$$\eta_i = \sum_{ki} w_{ki} y_{ki} \quad (2.18)$$

dimana:

w_{kb} , w_{ki} menyatakan bobot k yang digunakan untuk mengestimasi variabel laten ξ_b dan η_i .

2.5.3 Prosedur SEM-PLS

Langkah-langkah metode SEM berbasis varian (PLS) untuk estimasi parameter maupun analisis model fit adalah sebagai berikut:

2.5.3.1 Estimasi Parameter SEM-PLS

Estimasi parameter pemodelan SEM PLS diperoleh melalui proses iterasi tiga tahap dengan menggunakan OLS yaitu sebagai berikut:

- a. Tahap pertama menentukan estimasi bobot (*weight estimate*) untuk menetapkan skor atau menghitung data variabel laten.
- b. Tahap kedua menentukan estimasi jalur (estimasi untuk *inner* dan *outer* model) yang menghubungkan antar variabel laten dan estimasi *loading* antara variabel laten dengan indikatornya.
- c. Tahap ketiga menentukan estimasi rata-rata dan lokasi parameter untuk indikator dan variabel laten.

2.5.3.2 Langkah-langkah analisis model *fit* persamaan struktural dengan SEM-PLS:

- a. Mendapatkan model berbasis konsep dan teori untuk merancang model struktural (hubungan antar variabel laten) dan model pengukurannya, yaitu hubungan antara indikator-indikator dengan variabel laten.
- b. Membuat diagram jalur (path diagram) yang menjelaskan pola hubungan antara variabel laten dengan indikatornya.
- c. Konversi diagram jalur ke dalam persamaan.

- d. Melakukan evaluasi *goodness of fit* yaitu dengan evaluasi model pengukuran (*outer model*) dengan melihat validitas dan reliabilitas. Jika model pengukuran valid dan reliabel maka dapat dilakukan tahap selanjutnya yaitu evaluasi model struktural. Jika tidak, maka harus kembali mengkonstruksi diagram jalur.
- e. Interpretasi model.

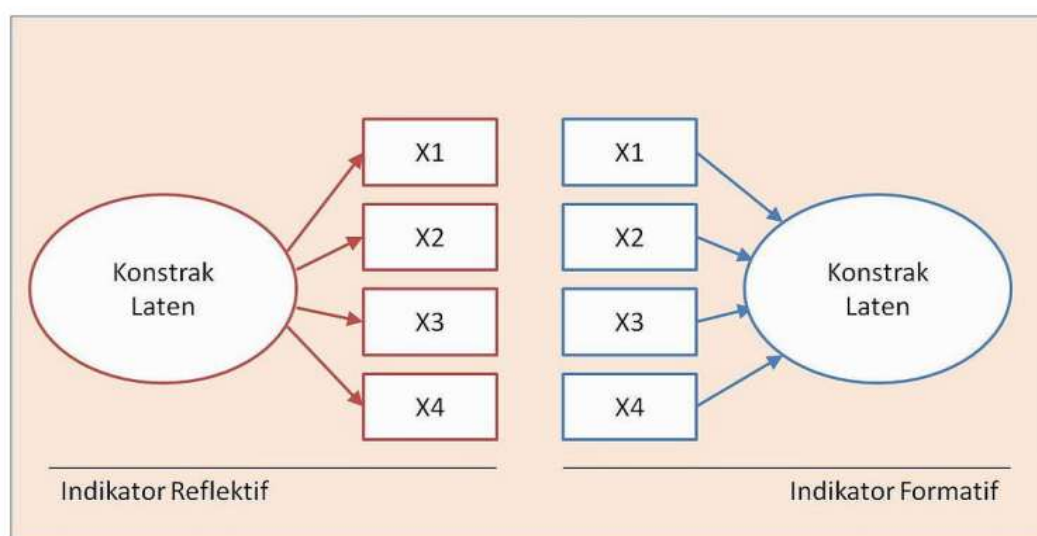
2.5.4 Model dalam SEM PLS

Menurut Jogiyanto (2009), suatu model dapat dibentuk secara reflektif maupun formatif. Model indikator reflektif mengasumsikan bahwa kovarian diantara pengukuran dijelaskan oleh varian yang merupakan manifestasi dari model latennya. Indikatornya merupakan indikator efek (*effect indicator*). Arah kausalitas dari model ke indikator pengukuran, sehingga model menjelaskan varian pengukurannya. Sedangkan model indikator formatif mengasumsikan bahwa pengukuran saling terikat mempengaruhi model latennya. Makna model ditentukan oleh indikator pengukuran, sehingga makna seluruh model laten komposit diturunkan dari indikator pengukurannya. Model tidak harus mengasumsikan atau membutuhkan korelasi diantara ukurannya (*completely uncorrelated*), karena itu dalam faktor analisis ketika melakukan pengujian validitas model, konsekuensi mereduksi indikator formatif dari model pengukurannya akan berpotensi mengubah makna model. Model dalam SEM PLS disajikan pada Gambar 3.

Menurut MacKenzi (1986), model reflektif dan formatif dapat dibedakan berdasarkan kriteria berikut:

- 2.5.4.1 Jika Indikator bersifat manifestasi maka model tersebut merupakan model reflektif, sedangkan jika indikator bersifat mendefinisikan model maka model tersebut merupakan model formatif.
- 2.5.4.2 Model reflektif memiliki tema sama dan setiap indikator harus menangkap esensi domain modelnya, sedangkan model formatif tidak memiliki tema yang sama dan setiap indikator menangkap aspek unik dari domain modelnya.

- 2.5.4.3 Model reflektif memprediksi bahwa pengukuran harus saling berkorelasi kuat karena memiliki kesamaan penyebab, sedangkan model formatif tidak memprediksi korelasi diantara indikator pengukurnya sehingga korelasi dapat bersifat rendah, tinggi atau diantaranya.
- 2.5.4.4 Model reflektif harus memiliki anteseden dan konsekuensi yang sama, karena merefleksikan satu model dan secara konseptual dapat dipertukarkan, sebaliknya model formatif tidak perlu memiliki anteseden dan konsekuensi yang sama, karena masing-masing indikator adalah unik.



(Sumber: Muji Gunarto, 2015)

Gambar 3. Model Reflektif dan Model Formatif dalam PLS

2.5.5 Estimasi/Pendugaan Parameter

Pendugaan parameter di dalam PLS meliputi tiga kategori. Kategori pertama, yaitu *weight estimate* yang digunakan untuk menghitung nilai variabel laten. Kategori kedua, pendugaan jalur (*path estimate*) yang menghubungkan antar variabel laten (koefisien jalur) dan antara variabel laten dengan variabel *manifest*-nya (*loading*). Kategori ketiga berkaitan dengan *means* dan lokasi parameter (nilai konstanta regresi) untuk variabel *manifest* dan variabel laten. Metode pendugaan parameter di dalam PLS adalah metode kuadrat terkecil. Proses perhitungan dilakukan dengan cara iterasi, PLS menggunakan proses iterasi tiga tahap sehingga pada setiap iterasi menghasilkan nilai pendugaan.

Inti dari algoritma PLS terdapat pada tahap pertama iterasi, yaitu berisi langkah iterasi yang akan menghasilkan penduga bobot yang stabil. Penduga skor komponen setiap variabel laten diperoleh melalui dua cara, yaitu *outside approximation* dan *inside approximation*. Untuk memperoleh *outside approximation weight* digunakan penduga model struktural, sedangkan untuk memperoleh *inside approximation weight* digunakan penduga model pengukuran. Proses iterasi akan berhenti, jika telah tercapai kondisi konvergen. Menurut Sanchez (2013), cara memeriksa konvergensi pada setiap iterasi yaitu dengan membandingkan *outer weight S* dengan *outer weight S-1*, di mana $S = 1, 2, 3, \dots$ dengan kriteria sebagai berikut:

$$\left| \widehat{w}_{kgi}^{S-1} - \widehat{w}_{kgi}^S \right| < 10^{-5} \quad (2.19)$$

Algoritma PLS dapat ditulis sebagai berikut (Sanchez, 2013):

Tahap 1 : pendugaan iterasi bobot dan skor variabel laten (langkah #1 sampai dengan langkah #4) sampai tercapai kondisi konvergen.

Tahap 2 : pendugaan koefisien *loading*

Tahap 3 : pendugaan koefisien jalur

#1 pendugaan nilai variabel laten

$$Y_i = \sum_k \widehat{w}_{jk} X_{jk} \quad (2.20)$$

#2 menghitung bobot struktural dengan pendekatan *centroid*

$$v_{ji} = \begin{cases} \text{sign cor}(Y_j; Y_i), & \text{jika } Y_j \text{ dan } Y_i \text{ berdekatan} \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases} \quad (2.21)$$

#3 *Inside approximation*

$$Z_i = \sum_i v_{ji} Y_i \quad (2.22)$$

#4 bobot pengukuran

$$y_{k_j} = \widehat{w}_{k_j} Z_j + e_{k_j} \quad \text{pada model reflektif} \quad (2.23)$$

$$Z_j = \sum_{k_j} \widehat{w}_{k_j} y_{k_j} + d_j \quad \text{pada model formatif} \quad (2.24)$$

Keterangan:

Y_j : variabel laten *outside approximation*

Z_j : variabel laten *inside approximation*

y_{k_j} : variabel *manifest*

d : residual validitas

e : residual pengukuran

v : bobot struktural

w : koefisien bobot

$j = 1, 2, 3, \dots, Q$ untuk banyak variabel laten

$i = 1, 2, 3, \dots, T$ untuk banyak variabel laten tetangga

$k_j = 1, 2, 3, \dots, R$ untuk banyak hubungan variabel *manifest* tanpa j

$n = 1, 2, 3, \dots, N$ untuk banyak pengamatan

Tahap kedua adalah menghitung *loading* dan koefisien model struktural dengan menggunakan metode kuadrat terkecil. *Loading* menunjukkan hubungan antara variabel *manifest* dengan variabel laten. Koefisien model struktural diduga menggunakan prosedur analisis jalur.

Menurut Sanchez (2013), untuk alasan kesederhanaan dalam menghitung *loading* sebaiknya digunakan korelasi antara variabel *manifest* dengan variabel latennya. Persamaannya adalah sebagai berikut.

$$\hat{\lambda}_i = \text{cor}(y_{k_j n}, \hat{Y}_{jn}) \quad (2.25)$$

Untuk model struktural, koefisien jalur dapat diestimasi dengan menggunakan OLS seperti pada regresi berganda Y_j dan yang bersesuaian dengan persamaan berikut.

$$Y_j = \sum_{i \rightarrow j} \hat{\beta}_{ji} Y_i \quad (2.26)$$

maka estimasi dari $\hat{\beta}_{ji}$

$$\hat{\beta}_{li} = (Y_i^T Y_i)^{-1} Y_i^T Y_j \quad (2.27)$$

2.5.6 Kriteria Penilaian

Pada penggunaan PLS, terdapat beberapa evaluasi terhadap model struktural (*inner outer*) dan model pengukuran (*outer model*). Dalam evaluasi model pengukuran, dilakukan pengujian validitas konvergen (*convergent validity*),

validitas diskriminan (*discriminant validity*), reliabilitas komposit (*composite reliability*), dan *Average Variance Extracted* (AVE). Sedangkan dalam evaluasi model struktural dilakukan uji *R-squared* (R^2) dan uji estimasi koefisien jalur.

a. Validitas Konvergen

Validitas konvergen dalam SEM PLS digunakan sebagai salah satu evaluasi untuk model pengukuran (*outer model*). Validitas konvergen merupakan suatu jenis validitas yang berhubungan dengan prinsip bahwa pengukur suatu konstruk harus mempunyai korelasi tinggi sehingga digunakan untuk mengukur besarnya korelasi antara variabel laten dengan variabel *manifest* pada model pengukuran refleksif. Dalam evaluasi validitas konvergen dapat dinilai berdasarkan korelasi antara nilai komponen (*item score/ component score*) dengan nilai konstruk atau dengan kata lain dapat dinilai berdasarkan *loading factor*. Menurut Chin (1998), suatu korelasi dapat dikatakan memenuhi validitas konvergen apabila memiliki nilai *loading* lebih besar dari 0,5.

b. Validitas Diskriminan

Salah satu evaluasi untuk mengukur model pengukuran (*outer model*) adalah validitas diskriminan. Karena validitas diskriminan berhubungan dengan prinsip bahwa pengukur konstruk yang berbeda seharusnya tidak berkorelasi tinggi, maka validitas diskriminan dari model pengukuran refleksif dapat dihitung berdasarkan nilai *cross loading* dari variabel *manifest* terhadap masing-masing variabel laten. Apabila korelasi antara variabel laten dengan setiap indikatornya (variabel *manifest*) lebih besar daripada korelasi dengan variabel laten lainnya, maka variabel laten tersebut dapat dikatakan memprediksi indikatornya lebih baik daripada variabel laten lainnya. Metode lain yang dapat digunakan untuk menilai validitas diskriminan yaitu dengan membandingkan nilai akar kuadrat dari *Average Variance Extracted* (AVE). Apabila nilai akar AVE lebih besar dibandingkan nilai korelasi diantara variabel laten, maka validitas diskriminan dapat dianggap terpenuhi. Validitas diskriminan dapat dikatakan tercapai apabila nilai AVE lebih besar dari 0,5 (Sarwono dan Narimawati, 2015). AVE dapat ditentukan dengan menggunakan perumusan sebagai berikut:

$$AVE = \frac{\sum \lambda_i^2}{\sum \lambda_i^2 + \sum_i var \varepsilon_{(i)}} \quad (2.28)$$

c. Uji Reliabilitas

Uji reliabilitas adalah suatu pengujian untuk melakukan konsistensi pengukuran indikator-indikator dari suatu variabel laten (Bollen, 1989). Reliabilitas tinggi menunjukkan bahwa indikator-indikator mempunyai konsistensi tinggi dalam mengukur variabel latennya. Secara umum Teknik untuk mengestimasi reliabilitas adalah: *test retest*, *alternative forms*, *split halves* dan *Cronbach's alpha*. *Cronbach's alpha* adalah salah satu koefisien yang digunakan untuk mengevaluasi seberapa baik sekumpulan indikator mengukur konstraknya (undimensionalitas). Sekumpulan indikator (variabel *manifest*) dikatakan undimensionalitas, jika mempunyai korelasi yang lebih tinggi dan tentunya akan mempunyai nilai rata-rata yang tinggi pada korelasi antar variabelnya. Nilai *Cronbach's alpha* mensyaratkan variabel *manifest* harus terstandarisasi dan mempunyai korelasi yang positif. *The rule of thumb* nilai *Cronbach's alpha* yaitu $\geq 0,7$ (Sanchez, 2013). Berbagai pendekatan tersebut, *Cronbach's alpha* menggunakan batasan asumsi yang paling sedikit, dengan konsekuensi kelemahan adalah nilai estimasi yang terlalu rendah jika digunakan untuk mengestimasi reliabilitas *congeneric measure* (Bollen, 1989). Berdasarkan hal tersebut, untuk mengukur reliabilitas dalam SEM digunakan pendekatan *composite reliability measure* (CR). Variabel laten dapat dikatakan mempunyai realibilitas yang baik apabila nilai *composite reliability* lebih besar dari 0,7 dan nilai *Cronbach's alpha* lebih besar dari 0,7 (Sarwono dan Narimawati. 2015). Nilai *Composite reliability* dihitung dengan memanfaatkan *standardized loading* dan *measurement error* (ε_i) dan dapat ditentukan dengan menggunakan perumusan sebagai berikut (Werst, Linn, dan Joreskog, 1974):

$$\rho_c = \frac{(\sum_{i=1}^n \lambda_i)^2}{(\sum_{i=1}^n \lambda_i)^2 + \sum_{i=1}^n var \varepsilon_{(i)}} \quad (2.29)$$

dimana λ_i adalah *loading factor (convergent validity)*, $\varepsilon_{(i)}$ adalah kesalahan variabel ke- i , n adalah banyaknya indikator yang mengukur faktor laten, dan $\text{var } \varepsilon_{(i)} = 1 - \lambda_i^2$. Semakin besar nilai *composite reliability*, menunjukkan bahwa indikator-indikator penyusun suatu faktor merupakan indikator-indikator yang reliabel dalam mengukur faktor tersebut.

d. Uji *R-Squared* (R^2)

Pengujian *R-squared* (R^2) merupakan pengujian yang dilakukan untuk mengukur tingkat *Goodness of Fit* suatu model struktural. Nilai *R-squared* (R^2) dipergunakan untuk mengukur seberapa besar pengaruh variabel laten independen tertentu terhadap variabel laten dependen. Menurut Chin (1998), hasil R^2 sebesar 0,67 mengindikasikan bahwa model dikategorikan baik. Hasil R^2 di antara 0,33 dan 0,67 mengindikasikan bahwa model dikategorikan moderat. Sedangkan hasil R^2 sebesar 0,33 mengindikasikan bahwa model dikategorikan lemah.

e. Uji Signifikansi

Uji signifikansi bertujuan untuk mengetahui besar pengaruh variabel independen terhadap variabel dependen. Uji signifikansi pada model SEM dengan PLS, yang dimaksud dengan variabel independen adalah variabel laten eksogen dan yang dimaksud dengan variabel dependen adalah variabel laten endogen. Nilai estimasi untuk hubungan jalur dalam model struktural digunakan untuk mengetahui signifikansi dari hubungan-hubungan antar variabel laten. Nilai signifikan dapat diperoleh dengan prosedur *bootstrapping* yang dikembangkan oleh Geisser (1975) dan Stone (1974).

Perumusan hipotesis pada uji signifikansi adalah sebagai berikut:

H_0 : Variabel independen tidak berpengaruh secara signifikan terhadap variabel dependen

H_1 : Variabel independen berpengaruh secara signifikan terhadap variabel dependen

Statistik uji yang digunakan adalah:

$$T_{statistik} = \frac{b_j}{s(b_j)} \quad (2.30)$$

dimana b_j menyatakan nilai taksiran untuk β_j , $s(b_j)$ menyatakan standar *error* untuk b_j .

Kriteria pengujiannya yaitu dengan taraf signifikansi H_0 ditolak apabila $|T_{statistik}| > T_{\alpha, df}$ atau $p - value < \alpha$.

2.6 Metode *Bootstrapping*

Penggunaan metode statistik parametrik biasanya mensyaratkan informasi mengenai distribusi yang harus dipenuhi dan ini sulit untuk dipenuhi. Untuk mengatasi hal ini dapat digunakan metode-metode yang tidak memerlukan asumsi ketat salah satunya metode *bootstrap*. Metode *bootstrap* merupakan teknik nonparametrik untuk penarikan kesimpulan (inferensial).

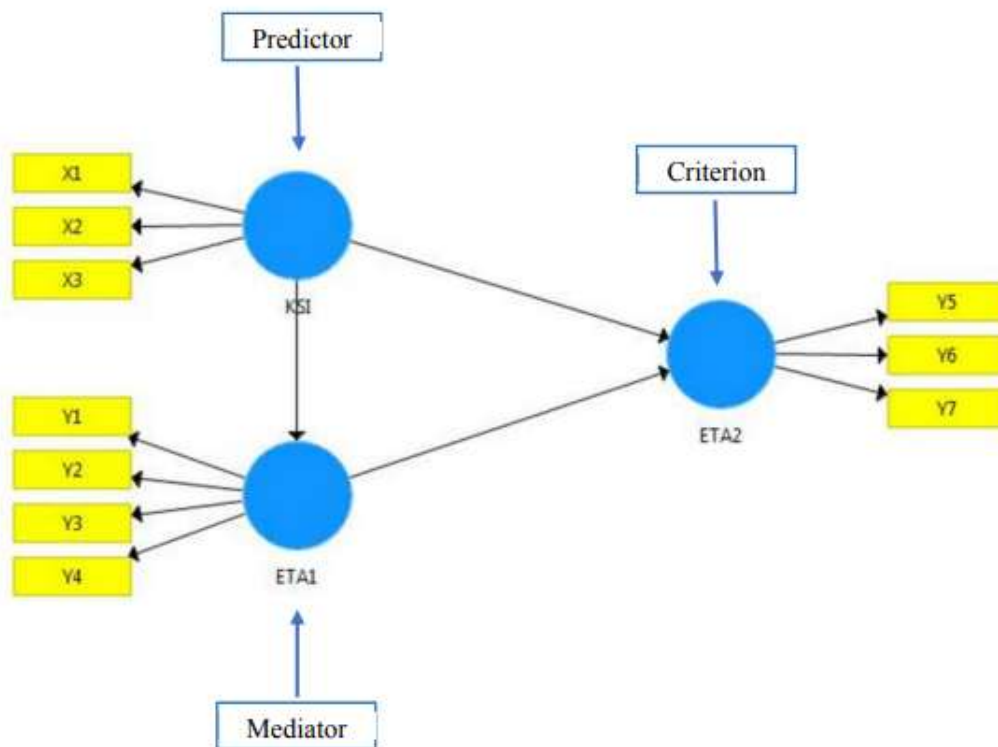
Metode *bootstrap* merupakan suatu metode penaksiran nonparametrik yang dapat menaksir parameter-parameter dari suatu distribusi, variansi dari sampel median serta dapat menaksir tingkat kesalahan (*error*). Pada metode *bootstrap* dilakukan pengambilan sampel dengan pengembalian dari sampel data (*resampling with replacement*) (Jogiyanto, 2009). Metode *resampling* pada PLS dengan sampel kecil menggunakan metode *bootstrap* standar *error* untuk menilai tingkat signifikansi dan memperoleh kestabilan estimasi model pengukuran dan model struktural dengan cara mencari estimasi dari standar *error* (Chin, 1998). *Bootstrap standard error* dari $\hat{\theta}$ dihitung dengan standard deviasi dari B replikasi.

$$\widehat{SE}(\hat{\theta}_B) = \sqrt{\frac{\sum_{b=1}^B (\hat{\theta}_{(b)}^* - \hat{\theta}_{(.)}^*)^2}{B - 1}} \quad (2.31)$$

dengan $\hat{\theta}_{(.)}^* = \frac{\sum_{b=1}^B \hat{\theta}_{(b)}^*}{B}$, B adalah jumlah kumpulan *resampling* yang berukuran n dengan *replacement*. $\hat{\theta}_{(b)}^*$ adalah statistik $\hat{\theta}$ yang dihitung dari sampel ulang ke- b ($b = 1, 2, \dots, B$).

2.7 Pengaruh Langsung dan Pengaruh Tidak Langsung Antar Variabel Laten

Pengaruh langsung adalah hubungan yang menghubungkan dua variabel laten dengan sebuah panah tunggal, artinya pengaruh ini dapat dilihat dari koefisien jalur dari satu variabel ke variabel lainnya. Pengaruh tidak langsung adalah hubungan antara dua variabel dengan melibatkan paling sedikit satu variabel *intervening* atau mediator di antara kedua variabel tersebut. Pengaruh tidak langsung ini disebut juga sebagai efek mediasi. Pengaruh tidak langsung juga merupakan urutan jalur melalui satu atau lebih variabel perantara. Gambar berikut adalah ilustrasi terkait pengaruh langsung dan tidak langsung pada variabel laten.



(Sumber: Tasya Marina, 2017)

Gambar 4. Ilustrasi SEM

Dalam menguji pengaruh tidak langsung, dikenal dengan tiga variabel, yaitu *predictor*, *mediator*, dan *criterion*. Untuk menguji pengaruh tidak langsung dapat dilakukan melalui empat tahap, yaitu:

- 2.7.1. Tahap pertama menguji pengaruh langsung dari *predictor* kepada *criterion*.
- 2.7.2. Tahap kedua melihat apakah *predictor* memiliki pengaruh terhadap *mediator*.
- 2.7.3. Tahap ketiga melihat apakah *mediator* memiliki pengaruh terhadap *criterion*.
- 2.7.4. Tahap keempat adalah melihat pengaruh *predictor* terhadap *criterion* dengan tetap memasukkan pengaruh *mediator*.

(Baron dan Kenny, 1986)

2.8 Faktor Psikologi

Faktor psikologi merupakan satu diantara faktor-faktor internal yang mempengaruhi belajar, baik proses belajar maupun hasil belajar. Faktor psikologis adalah keadaan psikologis seseorang yang dapat mempengaruhi proses belajar. Adapun faktor-faktor yang akan digunakan pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

2.8.1. Kecemasan

Kecemasan atau “*anxiety*” berasal dari bahasa Inggris berarti kaku. Kecemasan pembelajaran memiliki makna suatu keadaan dimana peserta didik mengalami ketakutan atau rasa tidak nyaman pada saat proses pembelajaran ataupun hal lain yang tetap berkaitan dengan suatu subjek bidang studi. Terdapat empat tingkat kecemasan yaitu:

2.8.1.1 Kecemasan ringan

Kecemasan ringan yakni kecemasan yang dikaitkan dengan hubungan ketegangan yang biasa dialami pada kegiatan sehari-hari. Pada saat ini seseorang masih berwaspada juga lapangan persepsinya meluas, serta menajamkan indra. Bisa memotivasi seseorang untuk memecahkan masalah dan belajar secara efektif sehingga menghasilkan pertumbuhan dan juga kreativitas.

2.8.1.2 Kecemasan sedang

Kecemasan sedang yaitu suatu keadaan dimana seseorang hanya terfokus pada hal-hal yang menjadi perhatiannya, lapangan persepsinya mulai

menyempit, akan tetapi masih bisa melakukan sesuatu yang diarahkan orang lain.

2.8.1.3 Kecemasan berat

Kecemasan berat yaitu suatu keadaan dimana pusat perhatian seseorang hanya terfokus pada hal-hal yang spesifik dan tidak bisa memikirkan hal lainnya, lapangan persepsi seseorang sangat sempit.

2.8.1.4 Panik (kecemasan sangat berat)

Panik adalah suatu keadaan dimana seseorang tidak mampu mengendalikan dirinya sendiri. Kontrol yang hilang pada dirinya mengakibatkan dirinya tidak mampu melakukan sesuatu meskipun melalui perintah. Terjadinya aktivitas motorik yang meningkat, kemampuan bersosialisasi berkurang, persepsi yang menyimpang dan pikiran yang rasional menghilang, serta tidak dapat berfungsi secara efektif.

Apabila dikaitkan dengan kecemasan dalam pembelajaran matematika, maka termasuk ke dalam *state anxiety* atau suatu keadaan serta reaksi emosi sementara yang diakibatkan perasaan tegang secara subjektif yang menimbulkan situasi seakan akan merasa terancam. Mereka meyakini bahwa tidak bisa menyelesaikan masalah yang berkaitan dengan matematika atau cenderung ingin menghindari pelajaran matematika. Adapun indikator pada instrumen kecemasan pembelajaran matematika yakni:

Tabel 1. Indikator Kecemasan Pembelajaran Matematika

Aspek yang diamati	Indikator
<i>Cognitive</i>	Perasaan Peserta Didik
<i>Somatic</i>	Fisik Peserta Didik
<i>Mathematics Knowledge/ understanding</i>	Pikiran peserta Didik
<i>Attitude</i>	Perilaku Peserta Didik

Dzulfikar mengemukakan bahwa indikator kecemasan matematika terdiri dari 4 komponen dilihat pada Tabel 1 yaitu Perasaan Peserta Didik, Fisik Peserta Didik, Pikiran Peserta Didik dan Perilaku Peserta Didik (Cooke dan Hurst, 2013).

2.8.2. Minat Belajar Matematika

Menurut Slameto minat merupakan suatu kegiatan yang dilakukan oleh peserta didik yang memiliki kecenderungan tetap untuk memperhatikan dan mengenang beberapa kegiatan (Slameto, 2010). Minat juga dapat diartikan sebagai rasa ketertarikan terhadap suatu hal ataupun aktivitas tanpa adanya paksaan (Eva, 2015), sehingga dapat disimpulkan bahwa minat belajar matematika yakni suatu kegiatan peserta didik yang cenderung fokus dan menimbulkan perasaan senang pada saat pembelajaran matematika. Adapun beberapa indikator-indikator pada minat belajar matematika yaitu sebagai berikut.

Tabel 2
Indikator Minat Belajar Matematika

No	Indikator	Deskriptor
1	Perasaan Senang	Peserta didik merasa senang sehingga tertarik dalam mengikuti pelajaran tanpa adanya rasa bosan saat mengikuti proses pembelajaran
2	Ketertarikan dalam Belajar	Menunjukkan rasa tertarik kepada guru dan kegiatan pembelajaran
3	Perhatian dalam Belajar	Fokus saat mengikuti pembelajaran matematika
4	Keterlibatan dalam Belajar	Peserta didik aktif dalam pembelajaran tersebut serta berusaha menjawab setiap pertanyaan-pertanyaan yang diajarkan oleh guru.

Siska berpendapat dalam jurnalnya terdapat tiga indikator dalam minat belajar matematika yang dilihat pada Tabel 2.2 yakni meliputi perasaan senang dalam belajar, perhatian dalam belajar, serta berpartisipasi dalam belajar (Ningsih, 2015).

2.8.3. Motivasi Belajar

Motivasi diawali dengan kata motif yang memiliki makna sebagai daya penggerak yang sudah menjadi aktif, dan akan aktif pada saat-saat tertentu

(Sardiman, 1990). Motivasi belajar yakni keseluruhan dari daya penggerak yang terdapat pada diri siswa yang mengakibatkan timbulnya kegiatan belajar, yang mana akan menjamin kelangsungan dari proses kegiatan belajar juga memberikan arahan pada kegiatan belajar, sehingga tujuan yang ingin dicapai oleh subyek belajar itu dapat terwujud. Mc. Donald mengemukakan bahwa terdapat tiga ciri (elemen) pokok dalam motivasi yakni mengawali terjadinya perubahan energi, selanjutnya akan ditandai dengan terdapatnya *feeling*, serta dirangsang dengan adanya tujuan (Rivai, 2012). Adapun indikator pada instrumen motivasi belajar yaitu:

Tabel 3. Indikator Motivasi Belajar

No	Indikator	Deskriptor
1	Ketekunan dalam belajar	Kehadiran di sekolah
		Mengikuti pembelajaran di ruangan
		Belajar di rumah
2	Ulet dalam menghadapi kesulitan	Sikap terhadap kesulitan
		Usaha mengatasi kesulitan
3	Minat dan ketajaman perhatian dalam belajar	Kebiasaan dalam mengikuti pelajaran
		Semangat dalam mengikuti pelajaran
4	Berprestasi dalam belajar	Keinginan untuk berprestasi
		Kualifikasi hasil
5	Mandiri dalam belajar	Penyelesaian tugas
		Menggunakan kesempatan diluar jam pelajaran

Pada Tabel 3 dijelaskan bahwa terdapat lima indikator dalam motivasi pembelajaran matematika yakni dapat dilihat dari ketekunan dalam belajar, keuletan dalam menghadapi kesulitan pada saat pembelajaran matematika, minat dan ketajaman perhatian pada saat pembelajaran matematika, berprestasi, serta mandiri dalam belajar matematika.

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan pada semester genap tahun ajaran 2022/2023. Adapun penelitian ini berlokasi di program studi Magister Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

3.2 Data Penelitian

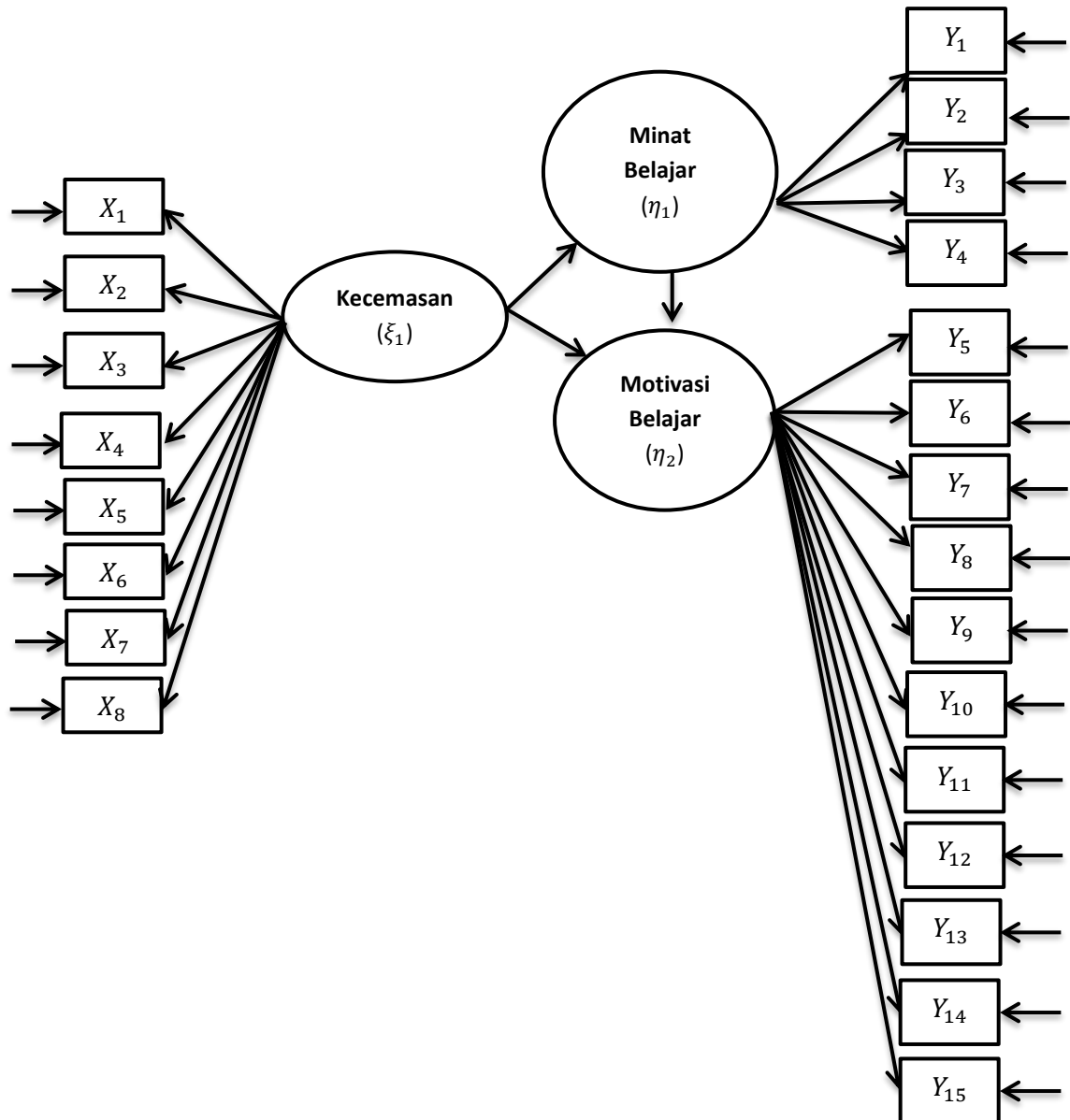
Penelitian ini menggunakan data primer dari hasil kuesioner mengenai kecemasan, minat, dan motivasi belajar matematika siswa di SMA Islam Global Surya Bandar Lampung. Sampel yang digunakan sebanyak 117 responden. Variabel yang digunakan yaitu tiga variabel laten dan 23 variabel indikator, sebagaimana tertera pada Tabel 4.

Tabel 4. Variabel Penelitian

Variabel Laten	Variabel Indikator	
Kecemasan (ξ_1)	Aspek Afektif Mengidentifikasi masalah kecemasan yang terjadi pada perasaan peserta didik saat proses pembelajaran matematika	
	Peserta didik memberikan respon perasaan ketakutan dengan matematika	X1
	Peserta didik memberikan respon perasaan ketegangan dengan matematika	X2
	Peserta didik memberikan respon perasaan kegelisahan dengan matematika	X3
	Aspek Fisiologis Mengidentifikasi masalah kecemasan yang terjadi pada fisik peserta didik saat proses pembelajaran matematika	
	Peserta didik dapat menjelaskan permasalahan gejala fisik yang dialami saat proses pembelajaran berlangsung	X4

Variabel Laten	Variabel Indikator	
	Aspek Kognitif Mengidentifikasi masalah kecemasan yang terjadi pada pikiran peserta didik saat proses pembelajaran matematika	
	Permasalahan dalam kemampuan mengatasi masalah	X5
	Kewaspadaan berlebihan terhadap ancaman pengalaman yang buruk	X6
	Aspek Perilaku Mengidentifikasi masalah kecemasan yang terjadi pada perilaku peserta didik saat proses pembelajaran matematika	
	Terlalu bertindak aktif banyak melakukan gerakan untuk menghindari masalah	X7
	Perilaku peserta didik saat memberikan respon pada pembelajaran yang disampaikan guru	X8
Minat Belajar Matematika (η_1)	Perasaan Senang	
	Peserta didik merasa senang sehingga tertarik dalam mengikuti pelajaran tanpa adanya rasa bosan saat mengikuti proses pembelajaran	Y1
	Ketertarikan dalam Belajar	
	Menunjukkan rasa tertarik kepada guru dan kegiatan pembelajaran	Y2
	Keterlibatan dalam Belajar	
	Peserta didik aktif dalam pembelajaran tersebut serta berusaha menjawab setiap pertanyaan-pertanyaan yang diajukan oleh guru.	Y3
Motivasi Belajar Matematika (η_2)	Perhatian dalam Belajar	
	Fokus saat mengikuti pembelajaran matematika	Y4
	Ketekunan dalam Belajar	
	Kehadiran di sekolah	Y5
	Mengikuti pembelajaran di ruangan	Y6
	Belajar di rumah	Y7
	Ulet dalam Menghadapi Kesulitan	
	Sikap terhadap kesulitan	Y8
	Usaha mengatasi kesulitan	Y9
	Minat dan Ketajaman Perhatian dalam Belajar	
	Kebiasaan dalam mengikuti pelajaran	Y10
	Semangat dalam mengikuti pelajaran	Y11
	Berprestasi dalam Belajar	
	Keinginan untuk berprestasi	Y12
	Kualifikasi hasil	Y13
Mandiri dalam Belajar		
Penyelesaian tugas	Y14	
Menggunakan kesempatan di luar jam pelajaran	Y15	

Merujuk teori dan hasil penelitian yang relevan, terdapat hubungan langsung dan tidak langsung antarsesama variabel laten sehingga dapat dirancang kerangka pemikiran seperti terlihat dalam diagram jalur pada konseptual di bawah ini:



Gambar 5. Model Konseptual Penelitian

Berdasarkan gambar di atas dapat dijelaskan bahwa pada penelitian ini terdiri atas tiga variabel laten dalam model kerangka SEM PLS, yaitu kecemasan yang diberi lambang ξ , minat belajar yang diberi lambang η_1 , dan motivasi belajar yang diberikan lambang η_2 . Kecemasan memiliki delapan variabel indikator yang diberi lambang X_1 , X_2 , X_3 , X_4 , X_5 , X_6 , X_7 , dan X_8 . Variabel minat belajar

memiliki empat variabel indikator yang diberi lambang $Y_1, Y_2, Y_3,$ dan Y_4 . Motivasi belajar memiliki sebelas variabel indikator yang diberi lambang $Y_5, Y_6, Y_7, Y_8, Y_9, Y_{10}, Y_{11}, Y_{12}, Y_{13}, Y_{14},$ dan Y_{15} . Berdasarkan gambar di atas, dapat dijelaskan bahwa kecemasan mempengaruhi minat belajar dan motivasi belajar siswa dengan penjelasan, dimana penyelesaian permasalahan yang dihadapi pada proses pendidikan, pendidik diharapkan dapat memberikan motivasi kepada peserta didik agar peserta didik dapat memberikan kenyamanan pada saat mempelajari matematika, sehingga peserta didik dapat mengurangi rasa kecemasan saat pembelajaran matematika dan akibatnya jika terlaksana dengan baik, maka timbullah minat dalam diri peserta didik dalam pembelajaran matematika.

3.3 Metode Penelitian

Adapun langkah-langkah penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut.

3.3.1. Uji Validitas Kuisisioner

Suatu indikator atau item pertanyaan dinyatakan valid apabila memiliki nilai r_{hitung} (koefisien korelasi pearson) $> r_{tabel}$.

3.3.2. Uji Reliabilitas Kuisisioner

Sebuah instrumen mempunyai reliabilitas yang baik jika nilai (*Alpha Cronbach*) $\geq 0,60$.

3.3.3. Spesifikasi Model

Menentukan model struktural dan pengukuran yang digunakan untuk melakukan pengujian. Pada penelitian ini terdiri dari tiga variabel laten, yaitu kecemasan (ξ_1), minat belajar (η_1), motivasi belajar (η_2) dan 23 variabel teramati yaitu $X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_7, X_8, Y_1, Y_2, Y_3, Y_4, Y_5, Y_6, Y_7, Y_8, Y_9, Y_{10}, Y_{11}, Y_{12}, Y_{13}, Y_{14}, Y_{15}$ seperti yang disajikan pada Gambar 4.

a. Model struktural

$$\eta_1 = \gamma_{11}\xi_1 + \zeta_1$$

$$\eta_2 = \beta_{21}\eta_1 + \gamma_{21}\xi_1 + \zeta_2$$

b. Model pengukuran

$$X_1 = \lambda_{X_{11}}\xi_1 + \delta_1$$

$$X_2 = \lambda_{X_{21}}\xi_1 + \delta_2$$

$$X_3 = \lambda_{X_{31}}\xi_1 + \delta_3$$

$$X_4 = \lambda_{X_{41}}\xi_1 + \delta_4$$

$$X_5 = \lambda_{X_{51}}\xi_1 + \delta_5$$

$$X_6 = \lambda_{X_{61}}\xi_1 + \delta_6$$

$$X_7 = \lambda_{X_{71}}\xi_1 + \delta_7$$

$$X_8 = \lambda_{X_{81}}\xi_1 + \delta_8$$

$$Y_1 = \lambda_{Y_{11}}\eta_1 + \varepsilon_1$$

$$Y_2 = \lambda_{Y_{21}}\eta_1 + \varepsilon_2$$

$$Y_3 = \lambda_{Y_{31}}\eta_1 + \varepsilon_3$$

$$Y_4 = \lambda_{Y_{41}}\eta_1 + \varepsilon_4$$

$$Y_5 = \lambda_{Y_{52}}\eta_1 + \varepsilon_5$$

$$Y_6 = \lambda_{Y_{62}}\eta_1 + \varepsilon_6$$

$$Y_7 = \lambda_{Y_{72}}\eta_1 + \varepsilon_7$$

$$Y_8 = \lambda_{Y_{82}}\eta_1 + \varepsilon_8$$

$$Y_9 = \lambda_{Y_{92}}\eta_1 + \varepsilon_9$$

$$Y_{10} = \lambda_{Y_{10.2}}\eta_1 + \varepsilon_{10}$$

$$Y_{11} = \lambda_{Y_{11.2}}\eta_1 + \varepsilon_{11}$$

$$Y_{12} = \lambda_{Y_{12.2}}\eta_2 + \varepsilon_{12}$$

$$Y_{13} = \lambda_{Y_{13.2}}\eta_2 + \varepsilon_{13}$$

$$Y_{14} = \lambda_{Y_{14.2}}\eta_2 + \varepsilon_{14}$$

$$Y_{15} = \lambda_{Y_{15.2}}\eta_2 + \varepsilon_{15}$$

3.3.4. Konstruksi diagram jalur

Mengkonstruksi diagram jalur adalah membangun hubungan-hubungan antara variabel laten yaitu ξ_1 , η_1 , dan η_2 .

3.3.5. Estimasi Parameter

Penelitian ini menggunakan metode estimasi PLS dengan langkah-langkah sebagai berikut:

- a. Melakukan identifikasi terhadap variabel menjadi bentuk kuisisioner.
- b. Penyebaran kuisisioner.
- c. Transformasi data
 - 1) Menghitung frekuensi skor setiap item.
 - 2) Menghitung proporsi untuk setiap frekuensi
 - 3) Menghitung proporsi kumulatif.
 - 4) Menentukan nilai z dari tabel normal standar untuk setiap kategori, dengan asumsi proporsi kumulatif mengikuti distribusi normal standar baku.

- 5) Mencari nilai densitas z dari tabel lengkungan normal standar. Tabel lengkungan normal standar menunjukkan nilai densitas z, yaitu tinggi absis pada grafik normal.
 - 6) Menghitung *scale value*
- d. Membuat rancangan model struktural untuk mendefinisikan korelasi antara variabel laten.
 - e. Melakukan analisis deskriptif untuk melihat karakteristik dari masing-masing indikator.
 - f. Membuat model pengukuran yang terdiri atas *convergent validity*, *discriminant validity*, serta *composite reliability*.
 - g. Mengevaluasi model struktural (*inner model*) berdasarkan nilai *R-square* dan *Q-square*.
 - h. Melihat ada atau tidaknya hubungan variabel laten dengan indikatornya dengan melakukan uji hipotesis menggunakan statistik uji.
 - i. Mendapatkan hasil analisis.

3.3.6. Uji Kriteria Penilaian

Mengevaluasi hasil uji kriteria untuk melihat kelayakan model pada setiap metode estimasi yang digunakan. Pengujian yang digunakan adalah validitas kovergen, validitas diskriminan, *composite reliability*, *Average Variance Extracted (AVE)*, uji *R-Squared (R^2)* dan uji estimasi koefisien jalur.

3.3.7. Menghitung pengaruh langsung, tidak langsung, dan total antar variabel laten.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisis pada penelitian yang telah dilakukan dengan menggunakan estimasi parameter *bootstrap* pada SEM-PLS dapat diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Pemodelan pada analisis faktor psikologi pada pembelajaran matematika siswa SMA dengan metode PLS SEM diperoleh hasil estimasi dimana model pengukuran dengan 5 indikator kecemasan (ξ_1), 4 indikator minat belajar (η_1), dan 7 indikator motivasi belajar (η_2) secara garis besar telah memenuhi kriteria penilaian *composite reliability*, dan validitas konvergen. Akan tetapi, untuk validitas diskriminan hanya variabel motivasi belajar yang tidak memenuhi kriteria penilaian tersebut. Sedangkan, untuk model struktural dengan satu variabel eksogen kecemasan (ξ_1) dan dua variabel endogen yaitu minat belajar (η_1), dan motivasi belajar (η_2) telah memenuhi kriteria penilaian di antaranya *R-Square*, *Goodness of Fit* (GoF), dan *Stone Geisser Q²*.
2. Kecemasan mempengaruhi secara signifikan terhadap motivasi belajar dengan melalui variabel laten minat belajar yaitu sebesar 0,428. Terdapat nilai pengaruh total yaitu variabel laten eksogen (kecemasan) terhadap variabel laten endogen (motivasi belajar matematika). Hasil pengaruh total kecemasan terhadap motivasi belajar matematika adalah sebesar 0,664. Variabilitas pada motivasi belajar matematika yang dapat dijelaskan oleh variabilitas kecemasan dan minat belajar matematika sebesar 66,4%. Sedangkan sisanya sebesar 33,6% dijelaskan oleh variabel lain di luar yang diteliti.

5.2 Saran

Berdasarkan model yang telah didapatkan dari penelitian, maka saran yang dapat disampaikan pada penelitian selanjutnya sebaiknya digunakan jumlah sampel yang lebih besar dan pengkajian kembali terhadap indikator yang digunakan sehingga dihasilkan model yang lebih sesuai.

DAFTAR PUSTAKA

DAFTAR PUSTAKA

- Abdillah, W. dan Jogiyanto. 2015. *Partial Least Square (PLS) Alternatif Structural Equation Modeling (SEM) dalam Penelitian Bisnis*. ANDI, Yogyakarta.
- Agus, I. 2004. *Statistik Konsep Dasar Aplikasi dan Pengembangannya*. Kencana, Jakarta.
- Anton, H., and Rorres, C. 2004. *Elementary Linear Algebra, Applications Version 8th Ed* (Aljabar Linear Elementer, Versi Aplikasi Edisi Kedelapan Jilid 1). Penerjemah: Refina Indriasari dan Irzam Harmein. Erlangga, Jakarta.
- Arifin, Z. 2016. *Evaluasi Pendidikan*. PT Remaja Rosdakarya, Bandung.
- Arikunto. 2010. *Prosedur Penelitian: Suatu Pendekatan Praktek*. Rineka Cipta, Jakarta.
- Baron, R. M., & Kenny, D. A. 1986. The moderator–mediator variable distinction in social psychological research: Conceptual, strategic, and statistical considerations. *Journal of Personality and Social Psychology*, 51(6): 1173–1182. doi:10.1037/0022-3514.51.6.1173
- Bentler, P. M. 1980. Multivariate Analysis with Latent Variables: Causal Modeling. *Annual Review of Psychology*. 31: 419-456.

- Bentler, P. M., and Weeks, D. G. 1980. Linear Structural Equations with Latent Variables. *Psychometrika*. 45: 289-308.
- Bollen, K. A. 1989. *Structural Equations with Latent Variables*. A Wiley Interscience Publication. John Wiley and Sons New York.
- Breckler, S. J. 1990. Applications of Covariance Structure Modeling in Psychology: Cause for Concern?. *Psychological Bulletin*. 107(2): 260–273. doi:10.1037/0033-2909.107.2.260
- Chin, W. W. 1998. The Partial Least Squares Approach to Structural Equation Modeling. *Modern Methods for Business Research*. 295: 336.
- Cooke, A., and Hurst, C. 2013. Relationships Between Mathematics Anxiety, Confidence to Teach Mathematics, and Attitudes towards Mathematics in Preservice Teachers. *Mathematics Education in a Globalized Environment*. p. 213-216.
- Doll, R., Peto, R., Wheatley, K., Gray, R., and Sutherland, I. 1994. Mortality in Relation to Smoking: 40 Years' Observations on Male British Doctors'. *British Medical Journal*. 309(6959): 901–911.
- Eva, R. 2015. Pengaruh Minat dan Kebiasaan Belajar Siswa terhadap Prestasi Belajar Matematika. *Formatif Jurnal Ilmiah*. 2(2):123
- Fitri, D. A. 2014. Estimasi Parameter Model Regresi Linier Berganda dengan Teknik Bootstrap. *Jurnal Matematika UNAND*. 3(3): 41.
- Fitri, I., Satyahadewi, N. and Kusnandar, D. 2014. Metode Ordinary Least Squares dan Least Trimmed Squares dalam Mengestimasi Parameter Regresi ketika Terdapat Outlier. *Bimaster : Buletin Ilmiah Matematika, Statistika dan Terapannya*. 3(03): 163–168.

- Gefen, D., Straub, D., Boudreau, Marie-Claude. 2000. Structural Equation Modeling and Regression: Guidelines for Research Practice. *Communications of the Association for Information Systems*. Vol. 4 , Article 7.
- Geisser, J.R. 1975. The Predictive Sample Reuse Methode with Application. *Journal of The American Statistical Association*. 70: 320-328.
- Ghozali, I. 2012. *Aplikasi Analisis Multivariate dengan Program IBM SPSS*. Universitas Diponegoro, Yogyakarta.
- Ghozali, I, dan Fuad, H. 2005. *Structural Equation Modeling: Teori, Konsep dan Aplikasi LISREL*, Universitas Diponegoro, Yogyakarta.
- Gunarto, M. (2015). *Membangun Model Persamaan Struktural (SEM) dengan Pemrograman Lisrel*, Palembang: CV Tunas Gemilang.
- Hair, J. F. Jr., Anderson, R. E., Tatham, R. L., and Black, W. C. 1998. *Multivariate Data Analysis with Readings, 5th Edition*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall.
- Hair, J. F. Jr., Sarstedt, M., Hopkins, L., Kuppelwieser, V. G. 2014. Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM): An Emerging Tool in Business Research. *European Business Review*. 26(2): 106-121.
- Hendra Perdana, T. A. 2020. Penerapan Structural Equation Modeling Partial Least Square Pada Kepuasan Masyarakat terhadap Pelayanan Publik Kepolisian Kalimantan Barat. *Bimaster : Buletin Ilmiah Matematika, Statistika dan Terapannya*. 9(4): 475–482.

- Henry, O., FD, Y. and Hermanto, B. 2022. Kajian Faktor Natural dan Kultural terhadap Penanggulangan Kemiskinan di Kota Medan (Medan Utara). *Potensi*. 2(2): 23–35.
- Irwan and Adam, K. 2015. Metode Partial Least Square (PLS) dan Terapannya (Studi Kasus: Analisis Kepuasan Pelanggan terhadap Layanan PDAM Unit Camming Kab. Bone). *Jurnal Teknosains*. 9(1): 53–68.
- Jogiyanto, H. M. 2009. *Konsep dan Aplikasi PLS (Partial Least Square) untuk Penelitian Empiris*, BPFE, Yogyakarta.
- Jöreskog, K. G. 1978. Structural Analysis of Covariance and Correlation Matrices. *Psychometrika*. 43: 443-477.
- Jöreskog, K. G., and Sorbom, D. 1984. *LISREL VI*. IN: Scientific Software, Mooresville.
- Jöreskog, K. G., and Sörbom, D. 1989. *LISREL 7 User's Reference Guide*. SPSS Publications, Chicago.
- Kline, T. J. B., and Klammer, J. D. 2001. Path Model Analyzed with Ordinary Least Squares Multiple Regression Versus LISREL. *The Journal of Psychology*. 135(2): 213–225.
- MacKenzie, S. B., Lutz, R. J., and Belch, G. E. 1986. The Role of Attitude toward the Ad as a Mediator of Advertising Effectiveness: A Test of Competing Explanations. *Journal of Marketing Research*. 23(2): 130.
- Marina, T. *Pengaruh Langsung dan Tidak Langsung dalam Model Persamaan Struktural dengan Metode Partial Least Square (PLS)*. (Skripsi). Universitas Lampung, Bandar Lampung.

- Monecke, A. and Leisch, F. 2012. semPLS: Structural Equation Modeling Using Partial Least Squares. *Journal of Statistical Software*. 48(3): 1–32.
- Myers, R.H. and Milton, J.S. 1991. *A First Course In The Theory Of Linier Statistical Models*. PWS-KENT Publishing Company, Boston.
- Ningsih, S. C. 2015. *Pengembangan Instrumen Minat Belajar Matematika Siswa SMP*. (Skripsi). Universitas PGRI Yogyakarta. Yogyakarta. p. 1-6.
- Nuraini, R. 2017. Desain Algorithma Operasi Perkalian Matriks Menggunakan Metode Flowchart. *Jurnal Teknik Komputer Amik Bsi*. 1(1): 144–151.
- Permata, C., Kustiawati, D., Fathinah, H., Agustina, H., Indah, W. N. 2022. Analisis Implementasi Matriks pada Aplikasi Input-Output di Bidang Matematika Ekonomi. *Jurnal Pendidikan dan Konseling*. 4(6): 4897–4907.
- Putro, E. W. 2016 *Penilaian Hasil Pembelajaran di Sekolah*. Pustaka Belajar, Yogyakarta.
- Ramdiani. 2010. SEM dan Lisrel Untuk Analisis Multivariate. *Jurnal Sistem Informasi (JSI)*. 2(1): 179–188.
- Rigdon, E. E., and Ferguson, C. E. 1991. The Performance of the Polychoric Correlation Coefficient and Selected Fitting Functions in Confirmatory Factor Analysis with Ordinal Data. *Journal of Marketing Research*. 28(4): 491–497.
- Rivai, V. 2012. *Education Management Analisis Teori dan Praktik*. PT Rajagrafindo Persada, Jakarta.
- Sanchez, G. A., 2013. *Partial Least Square Data Analysis Methods*. R Packages.

- Sanchez, G. 2013. *PLS Path Modelling with R*. Berkeley: Trowchez Editions.
- Sardiman A.M. 1990. *Interaksi Dan Motivasi Belajar Mengajar*, CV Rajawali, Jakarta.
- Sarwono, J. dan Narimawati, U. 2015. *Membuat Skripsi, Tesis dan Disertasi dengan Partial Least Square SEM (PLS-SEM)*. Penerbit ANDI, Yogyakarta.
- Slameto. 2010. *Belajar dan Faktor-Faktor yang Mempengaruhinya*. Rineka Cipta, Jakarta.
- Solimun, A. M. P. S. 2010. *Metode Partial Least Square-PLS*. CV Citra Malang, Malang
- Stone, M. 1974. Cross-Validatory Choice and Assessment of Statistical Predictions. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*. 36(2): 111–133.
- Sukimin, Fidriani, E., Miswaty, Juwari. 2022. Analisis Pengaruh Faktor Keputusan Pembelian dengan Structural Equation Modeling Partial Least Square. *Media Riset Ekonomi [Mr.Eko]*. 1(2): 19–27. doi: 10.36277/mreko.v1i2.227.
- Wardani, D. W. S. R., Lazuardi, L., Mahendradhata, Y., Kusnanto, H. 2014. Structured Equation Model of Tuberculosis Incidence Based on its Social Determinants and Risk Factors in Bandar Lampung, Indonesia. *Open Journal of Epidemiology*. 04(02): 76–83. doi: 10.4236/ojepi.2014.42013.
- Wardono. 2009. *Analisis Kebutuhan dan Potensi Fiskal dengan Structural Equation Modeling*. (Tesis). Institut Teknologi Surabaya. Surabaya.

- Werts, C. E., Linn, R. L., and Jöreskog, K. G. 1974. Intraclass Reliability Estimates: Testing Structural Assumptions. *Educational and Psychological Measurement*. 34(1): 25–33.
- Wijiyanto, S. 2008. *Structural Equation Modeling dengan Lisrel 8.8*. Graha Ilmu, Yogyakarta.
- Wold, H. 1982. Model Construction and Evaluation When Theoretical Knowledge Is Scarce: An Example of the Use of Partial Least Squares. *Cahier du Département d'économétrie, Faculté des Sciences Economiques et Sociales*. 06, 79, 1982.
- Wold, H. 1985. *Partial Least Squares*. In: Kotz, S. and Johnson, N.L., Eds., *Encyclopedia of Statistical Sciences*, Vol. 6, John Wiley, New York. 581-591, hlm.
- Yamin, Sofyan dan Heri Kurniawan. 2011. *SPSS Complete: Teknik Analisis Statistik Terlengkap dengan Software SPSS*. Salemba Infotek, Jakarta.
- Yitnosumarto, S. 1990. *Dasar-dasar Statistika*, CV. Rajawali, Jakarta.