MODEL PENGUKURAN REFLEKTIF DAN FORMATIF DALAM *STRUCTURAL EQUATION MODELING* DENGAN TEKNIK *PARTIAL LEAST SQUARE* (SEM-PLS)

(Skripsi)

Oleh

Pranoto

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2019

ABSTRACT

REFLECTIVE AND FORMATIVE MEASUREMENT MODELS IN STRUCTURAL EQUATION MODELING WITH PARTIAL LEAST SQUARE (SEM-PLS) TECHNIQUES

By

PRANOTO

The measurement model is a model that relates latent variables to observed variables (indicators). In the Structural Equation Modeling with technique of Partial Least Square (SEM-PLS), the measurement model of latent variables can be measured by reflective indicators and formative indicators at once. In the reflective measurement model, the direction of the causality relationship from the latent variable to the indicator. Whereas in the formative measurement model, the direction of the causality relationship from the indicator to the latent variable. The assessment of the reflective measurement model and the formative measurement model is carried out separately and differently. The reflective measurement model is assessed based on validity and reliability of the measurement of latent variables. While the formative measurement model is assessed based on substantive content by looking at the significance of the weight and multicollinearity.

Keyword : Measurement Model, Reflective Measurement Model, Formative Measurement Model, Latent Variable, SEM-PLS

ABSTRAK

MODEL PENGUKURAN REFLEKTIF DAN FORMATIF DALAM *STRUCTURAL EQUATION MODELING* DENGAN TEKNIK *PARTIAL LEAST SQUARE* (SEM-PLS)

Oleh

PRANOTO

Model pengukuran adalah model yang menghubungan variabel laten dengan variabel-variabel teramati (indikator). Dalam *Structural equation modeling* dengan teknik *partial least square* (SEM-PLS), model pengukuran variabel laten dapat diukur dengan indikator reflektif dan indikator formatif sekaligus. Dalam model pengukuran reflektif, arah hubungan kausalitas dari variabel laten ke indikator. Sedangkan dalam model pengukuran formatif, arah hubungan kausalitas dari indikator ke variabel laten. Penilaian terhadap model pengukuran reflektif dan model pengukuran formatif dilakukan secara terpisah dan berbeda. Model pengukuran reflektif dinilai berdasarkan validitas dan reliabilitas dari pengukuran variabel laten. Sedangkan model pengukuran formatif dinilai beradasarkan pada *substantive content* yaitu dengan melihat signifikansi dari *weight* dan multikolinearitasnya.

Kata Kunci : Model Pengukuran, Model Pengukuran Reflektif, Model Pengukuran Formatif, Variabel Laten, SEM-PLS

MODEL PENGUKURAN REFLEKTIF DAN FORMATIF DALAM *STRUCTURAL EQUATION MODELING* DENGAN TEKNIK *PARTIAL LEAST SQUARE* (SEM-PLS)

Oleh

Pranoto

Skripsi

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar
SARJANA SAINS

Pada

Jurusan Matematika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2019

Judul Skripsi : **MODEL PENGUKURAN REFLEKTIF DAN FORMATIF DALAM *STRUCTURAL EQUATION MODELING* DENGAN TEKNIK *PARTIAL LEAST SQUARE* (SEM-PLS)**

Nama Mahasiswa : ***Pranoto***

Nomor Pokok Mahasiswa : 1317031064

Program Studi : Matematika

Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

MENYETUJUI

1. Komisi Pembimbing

Drs. Eri Setiawan, M.Si.
NIP. 19581101 198803 1 002

Subian Saidi, S.Si., M.Si.
NIP. 19800821 200812 1 001

2. Ketua Jurusan Matematika

Prof. Dra. Wamiliana, M.A., Ph.D.
NIP. 19631108 198902 2 001

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

Ketua	: **Drs. Eri Setiawan, M.Si.**	....
Sekretaris	: **Subian Saidi, S.Si., M.Si.**	....
Penguji Bukan Pembimbing	: **Drs. Rudi Ruswandi, M.Si.**	....

2. PLT. Dekan FMIPA Unila,

Prof. Dr. Sutopo Hadi, S.Si., M.Sc.
NIP. 19710415 199512 1 001

Tanggal Lulus Ujian Skripsi : **06 Februari 2019**

PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini, menyatakan bahwa skripsi saya yang berjudul "MODEL PENGUKURAN REFLEKTIK DAN FORMATIF DALAM *STRUCTURAL EQUATION MODELING* DENGAN TEKNIK *PARTIAL LEAST SQUARE* (SEM-PLS)" merupakan hasil pekerjaan saya sendiri. Semua hasil tulisan yang tertuang dalam skripsi ini telah mengikuti kaidah penulisan karya ilmiah Universitas Lampung. Apabila kemudian hari terbukti bahwa skripsi ini merupakan hasil salinan atau dibuat oleh orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan akademik yang berlaku.

Bandar Lampung, 06 Februari 2019
Yang Menyatakan

Pranoto
NPM. 1317031064

RIWAYAT HIDUP

Penulis dilahirkan pada tanggal 07 Oktober 1995 di Dusun Tasik Madu, anak terakhir dari lima bersaudara pasangan Bapak Paidi dan Ibu Karnisah. Penulis menyelesaikan pendidikan di Sekolah Dasar Negeri (SDN) 4 Panca Tunggal tahun 2007, Sekolah Menengah Pertama Negeri (SMPN) 1 Merbau Mataram tahun 2010, dan Sekolah Menengah Atas Negeri (SMAN) 1 Merbau Mataram tahun 2013.

Pada tahun 2013 juga, penulis terdaftar sebagai mahasiswa jurusan Matematika FMIPA, Universitas Lampung melalui jalur SBMPTN. Selama menjadi mahasiswa penulis aktif berorganisasi pada periode 2014/2015 sebagai anggota bidang kaderisasi Himpunan Jurusan Matematika (HIMATIKA), sebagai kepala biro kesekretariatan dan rumah tangga Unit Kegiatan Mahasiswa Fakultas (UKMF) Rohani Islam (ROIS), dan sebagai anggota departemen Pengembangan Sumber Daya Mahasiswa (PSDM) Badan Eksekutif Mahasiswa Fakultas (BEMF). Sedangkan pada periode 2015/2016 aktif sebagai kepala bidang hubungan masyarakat di ROIS. Pada tanggal 18 Januari- 14 Februari 2016 penulis melaksanakan kerja praktik di Badan Pusat Statistik (BPS) Kota Bandar Lampung dan pada 25 Juli- 25 agustus 2016 penulis melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) di Desa Astomulyo, Kecamatan Punggur Kabupaten Lampung Tengah.

PERSEMBAHAN

Dengan mengucap Alhamdulillah, dan puji syukur kehadirat Allah SWT

Penulis persembahkan skripsi ini kepada :

Kedua Orang Tua Tercinta
Bapak Paidi dan Ibu Karnisah

Orang yang telah merawat, membesarkan, dan mendidik penulis hingga saat ini dengan penuh cinta dan kesabaran, memberikan dukungan moril maupun materil. Terima kasih atas doa, nasihat dan semua dukungan yang diberikan tanpa henti dalam setiap langkah penulis.

Almamaterku Tercinta

Universitas Lampung

KATA INSPIRASI

“Dialah yang menciptakan langit dan bumi dalam enam masa: Kemudian Dia bersemayam di atas arsy. Dia mengetahui apa yang masuk ke dalam bumi dan apa yang keluar daripadanya dan apa yang turun dari langit dan apa yang naik kepada-Nya. Dan Dia bersama kamu di mana saja kamu berada. Dan Allah Maha Melihat apa yang kamu kerjakan”

(QS. Al Hadid [57] : 4)

“Allah tidak membebani seseorang itu melainkan sesuai dengan kesanggupannya”

(Q.S. Al-Baqarah [2]: 286)

“Maka sesungguhnya disamping kesukaran terdapat pula kemudahan. Sesungguhnya disamping ada kepayahan (jasmani) itu, ada pula kelapangan”

(Al-insyirah [22]: 5-6)

SANWACANA

Puji syukur kehadirat Allah SWT atas segala nikmat, rahmat, kekuatan, dan pertolongan-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul "Model Pengukuran Reflektif dan Formatif dalam *Structural Equation Modeling* dengan Teknik *Partial Least Square* (SEM-PLS)" yang merupakan salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains (S.Si.) di Universitas Lampung. Shalawat beriring salam selalu tercurahkan kepada Rasulullah Nabi Muhammad SAW yang telah membimbing dan menunjukkan ummatnya ke jalan yang benar.

Penulisan skripsi ini tidak terlepas dari bantuan, bimbingan dan dukungan dari berbagai pihak yang tentunya sangat berharga dan bermanfaat sehingga skripsi ini dapat diselesaikan. Oleh karena itu, penulis ingin mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada :

1. Bapak Drs. Eri Setiawan, M.Si. selaku pembimbing pertama yang telah meluangkan waktu untuk membimbing, mengarahkan, dan memotivasi penulis sehingga skripsi ini dapat diselesaikan.
2. Bapak Subian Saidi, S.Si., M.Si. selaku pembimbing kedua yang telah memberikan bantuan dan saran dalam penyelesaian skripsi ini.
3. Bapak Drs. Rudi Ruswandi, M.Si. selaku pembahas yang telah memberikan kritik dan saran yang membangun bagi skripsi ini.

4. Ibu Dr. Asmiati, S.Si., M.Si. selaku dosen pembimbing akademik yang telah memberikan bimbingan dan bantuan penulis selama mengikuti perkuliahan.
5. Ibu Prof. Dra. Wamiliana, M.A., Ph.D. selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
6. Bapak Prof. Warsito, S.Si., D.E.A., Ph.D. selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
7. Para Dosen Jurusan Matematika yang telah banyak memberikan ilmu yang bermanfaat bagi penulis serta seluruh staf karyawan Jurusan Matematika.
8. Ibu dan Bapak tercinta yang selalu memberikan dukungan baik moril maupun materil dan sebagai penyemangat penulis untuk menyelesaikan skripsi ini serta untuk kakak Komadi, Tatik, Suparman, dan Sodikin yang telah membantu penulis.
9. Sahabat saat Kerja Praktik Dimas, Efrizal, Rasyid, Dafri, Dita, Rifa, Shintia.
10. Teman-teman angkatan 2013 yang banyak memberikan cerita selama masa kuliah ini serta kepada semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan namanya satu-persatu atas segala bantuan dan do’a yang telah diberikan kepada penulis.

Akhir kata, penulis menyadari skripsi ini jauh dari kata sempurna, namun penulis berharap skripsi ini dapat bermanfaat dan digunakan sebagaimana mestinya.

Bandar Lampung, 06 Februari 2019

Penulis

Pranoto

DAFTAR ISI

Halaman

DAFTAR TABEL……………………………………………………………………..xv

DAFTAR GAMBAR…………………………………………………………….xvi

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang 1
1.2 Tujuan 4
1.3 Manfaat 4

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis Multivariat.. 5
2.2 *Structural Equation Modeling (SEM)* 7
2.3 Komponen-Komponen dalam SEM 8
2.3.1 Variabel SEM.. 8
2.3.2 Model SEM 10
2.3.3 Kesalahan-Kesalahan dalam SEM 12
2.4 SEM Berbasis Kovarian vs SEM Berbasis Varian 14
2.4.1 SEM Berbasis Kovarian.. 14
2.4.2 SEM Berbasis Varian.. 15
2.5 SEM dengan *Partial Least Square (PLS)* 16
2.6 Spesifikasi Model PLS.. 17
2.7 Model Indikator Reflektif dan Model Indikator Formatif................ 20

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian 26
3.2 Data Penelitian... 26
3.3 Langkah-Langkah Penelitian.. 26

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Spesifikasi Model 28
4.1.1 Spesifikasi Model Struktural................................... 28
4.1.2 Spesifikasi Model Pengukuran................................ 30
4.2 Estimasi Parameter 33
4.3 Membangkitkan Data 38

4.4 Mengkonstruksi Diagram Jalur 38
4.5 Estimasi SEM-PLS 39
4.6 Evaluasi Model Pengukuran 40
4.6.1 Evaluasi Model Pengukuran Reflektif 40
4.6.2 Evaluasi Model Pengukuran Formatif 46
4.7 Evaluasi Model Struktural 51

V. KESIMPULAN

DAFTAR PUSTAKA

LAMPIRAN

DAFTAR TABEL

Tabel Halaman

4.1 Jalur Model Struktural 29

4.2 Pendekatan Matriks Model Struktural 29

4.3 Jalur Model Pengukuran 31

4.4 Pendekatan Matriks Model Pengukuran 32

4.5 Hasil Estimasi untuk Model Pengukuran Reflektif (*loading factor*) 41

4.6 Nilai *Cross-Loading* 42

4.7 Analisis Kriteria *Fornell-Larcker* 43

4.8 Hasil Analisis Kriteria *Fornell-Larcker* 43

4.9 Hasil Re-estimasi untuk Model Pengukuran Reflektif 44

4.10 Nilai *Cross-Loading* Re-estimasi 45

4.11 Hasil Analisis Kriteria *Fornell-Larcker* Re-estimasi 45

4.12 Hasil VIF Indikator Formatif 48

4.13 Hasil Signifikansi *Outer Weight* 48

4.14 Hasil Signifikansi *Outer Loading* 49

4.15 Hasil Signifikansi *Outer Weight* Model Re-estimasi 50

4.16 Hasil Signifikansi *Outer Loading* Model Re-estimasi 50

4.17 Nilai VIF Variabel Laten 51

4.18 Nilai *R-square, R-square Adjusted, Q-square* 52

4.19 Koefisien Signifikansi Model Struktural 52

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
2.1 Simbol Variabel laten	9
2.2 Variabel Laten Eksogen dan Endogen	9
2.3 Simbol Variabel Teramati	10
2.4 Contoh Model Struktural	10
2.5 Contoh Model Pengukuran	11
2.6 Kesalahan Struktural	12
2.7 Kesalahan Pengukuran	13
2.8 Model dengan Indikator Reflektif	20
2.9 Model dengan Indikator Formatif	23
4.1 Model Struktural	29
4.2 Model Pengukuran KSI 1	30
4.3 Model Pengukuran KSI 2	31
4.4 Model Pengukuran ETA 1 dan ETA 2	31
4.5 Diagram Konstruksi Jalur	38
4.6 Gambar Hasil Estimasi Model Umum	39
4.7 Diagram Konstruksi Jalur tanpa Indikator Y5	44
4.8 Penilaian *Convergent Validity* Model Formatif KSI 1	47
4.9 Penilaian *Convergent Validity* Model Formatif KSI 2	47
4.10 Hasil Konstruksi Jalur Model Re-estimasi Formatif	50

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Analisis dalam ilmu sosial dan perilaku (*social and behavioral sciences)* umumnya diformulasikan menggunakan konsep-konsep teoritis atau variabel-variabel laten yang tidak dapat diukur atau diamati secara langsung. Namun, kita masih bisa menemukan beberapa indikator yang dapat kita gunakan untuk mempelajari konsep-konsep teoritis tersebut. Joreskog dan Sorborm (1989) mengatakan bahwa kondisi tersebut menimbulkan dua permasalahan dasar (masalah pengukuran dan masalah hubungan kausal antar variabel) yang berhubungan dengan usaha kita membuat kesimpulan ilmiah dalam ilmu sosial dan perilaku.

Structural Equation Modeling (SEM) merupakan sebuah metode yang terbentuk karena adanya masalah pengukuran suatu variabel yang disebut variabel laten yang tidak dapat diukur atau diamati secara langsung. Contohnya mengukur perilaku orang, sikap (*attitude*), perasaan dan motivasi. Variabel laten ini hanya dapat diamati secara tidak langsung dan tidak sempurna melalui efeknya pada variabel teramati. Variabel teramati adalah variabel yang dapat diamati secara langsung atau empiris dan sering disebut sebagai indikator. Variabel teramati merupakan efek atau ukuran dari variabel laten.

Umumnya SEM terdiri dari dua jenis yaitu CB-SEM (*covariance based structural equation modeling*) yang dikembangkan oleh Joreskog (1969) dan PLS-SEM (*partial least square structural equation modeling*) yang dikembangkan oleh Wold (1974). CB-SEM menuntut basis teori yang kuat, ukuran sampel besar, asumsi parametrik yang harus dipenuhi seperti variabel yang diobservasi memiliki distribusi normal multivariat dan observasi harus independen satu sama lain, serta memenuhi uji kelayakan model (*goodness of fit*). Berbeda dengan PLS-SEM yang tidak mengharuskan ukuran data yang besar, dan asumsi parametrik. Tetapi cukup dengan menguji validitas dan reliabilitas data (Latan, 2012).

SEM merupakan gabungan antara model ekonometrik yang ingin melihat hubungan antar variabel laten yang sering disebut model struktural serta model psikometrik yang berkembang pada ilmu psikologi dan sosiologi yang mengukur variabel laten berdasarkan indikator-indikator pembentuk variabel laten dengan kesalahan pengukuran atau sering disebut model pengukuran (*measurement model*). Pada CB-SEM variabel laten diukur dengan indikator-indikator yang bersifat reflektif. Model reflektif mengasumsikan bahwa variabel laten mempengaruhi indikator (arah hubungan kausalitas dari variabel laten ke indikator). Tetapi dalam kenyataannya variabel laten juga dapat dibentuk oleh indikator-indikator yang bersifat formatif yang mengasumsikan bahwa indikator-indikator mempengaruhi variabel laten (arah hubungan kausalitas dari indikator ke variabel laten). Berbeda dengan SEM-PLS dimana variabel laten diukur dengan indikator-indikator selain bersifat reflektif juga dapat bersifat formatif. Dalam pengukuran kecocokan model, PLS-SEM tidak menggunakan kecocokan model global seperti pada SEM yang berbasis kovarian. Kriteria yang digunakan meliputi penilaian model bagian luar (model pengukuran) dan penilaian model bagian dalam (model struktural). Untuk penilaian model pengukuran dinilai menggunakan reliabilitas dan validitas variabel laten reflektif, dan juga validitas variabel laten formatif. Sedangkan model struktural dinilai berdasarkan penjelasan varian variabel laten endogen, ukuran pengaruh yang dikontribusikan, dan relevansi dalam prediksi.

Pada penelitian ini akan dilakukan analisis model pengukuran variabel laten dengan indikator reflektif dan formatif. Dimana analisis model pengukuran variabel laten dengan indikator reflektif ingin melihat validitas dari masing-masing indikator dan menguji reliabilitas dari variabel laten tersebut. Kriteria validitas indikator diukur dengan *convergent validity*, sedangkan reliabilitas variabel laten diukur dengan *composite reliability* dan *Average Variance Extracted* (AVE). Analisis model pengukuran variabel laten dengan indikator formatif diukur dengan kriteria lain karena *factor loading* tidak dapat digunakan untuk menilai validitas dan reliabilitas indikator formatif. Sehingga dievaluasi atas dasar *substantive content* dan membandingkan signifikansi statistik dari nilai *estimasi weight* (Chin, 1998). Dalam penelitian ini digunakan data simulasi dengan ukuran sampel sebanyak 60 dan terdiri dari dua variabel laten menggunakan indikator reflektif dan dua variabel laten menggunakan indikator formatif. Penelitian ini akan dianalisis menggunakan bantuan *software* statistik *Smart*PLS *3.*

1.2 Tujuan Penelitian

Tujuan dilakukannya penelitian ini adalah :

1. Membedakan model pengukuran variabel laten dengan indikator reflektif dan formatif dalam SEM-PLS
2. Menganalisis model pengukuran variabel laten dengan indikator refektif dan formatif menggunakan *software* khusus yaitu *Smart*PLS 3.

1.3 Manfaat Penelitian

Manfaat dilakukannya penelitian ini yaitu dapat menambah wawasan tentang model pengukuran variabel laten dengan indikator reflektif dan formatif dalam SEM-PLS dan analisisnya menggunakan *software Smart*PLS 3.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis Multivariat

Analisis Multivariat adalah metode yang digunakan untuk menganalisis data yang terdiri dari lebih dari satu peubah secara simultan. Seringkali data yang dikumpulkan dalam suatu penelitian adalah dari sejumlah unit objek yang besar dan pada setiap objek banyak variabel yang diukur. Untuk menganalisis data semacam ini, statistik univariat tidak lagi dapat menyelesaikan masalah secara baik, sehingga diperlukan statistik multivariat. Menurut Dillon dan Goldstein (1984), analisis multivariat didefinisikan sebagai semua metode statistik yang menganalisis beberapa pengukuran (variabel-variabel) yang ada pada setiap objek dalam satu atau banyak sampel secara simultan. Berdasarkan definisi tersebut, setiap teknik analisis yang melibatkan lebih dari dua variabel secara simultan dapat dianggap sebagai analisis multivariat.

Teknik analisis multivariat secara umum dapat dibagi menjadi dua kelompok besar yaitu:

a. *Dependence Methods* : Teknik multivariat yang didalamnya terdapat variabel atau set variabel terkait (variabel dependen) dan variabel lainnya sebagai variabel independen.

b. *Interdependence Methods* : Teknik multivariat dimana semua variabel dianalisis secara simultan, tidak ada variabel yang didefinisikan bebas atau terkait.

Suatu matriks acak $X = (X_1, X_2,.... X_p)$ berderajat p dikatakan berdistribusi normal multivariat dengan vektor nilai tengah $\boldsymbol{\mu}$ dan matriks kovarian **Σ** dituliskan :

$$X \sim N_p(\mu, \Sigma) \qquad (2.1)$$

Misalkan $X = (X_1, X_2,.... X_p)$ variabel acak dari distribusi normal multivariat dengan vektor nilai tengah $\boldsymbol{\mu}$ dan matriks kovarian **Σ,** penduga $\boldsymbol{\mu}$ diberikan oleh :

$$\boldsymbol{\mu} = \boldsymbol{E}(\boldsymbol{x}) = \begin{bmatrix} \boldsymbol{E}(X_1) \\ \boldsymbol{E}(X_2) \\ \vdots \\ \boldsymbol{E}(X_P) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\mu_1} \\ \boldsymbol{\mu_2} \\ \vdots \\ \boldsymbol{\mu_p} \end{bmatrix}$$

dengan :

$$\mu = \frac{1}{n}\left(\sum_{i=1}^{n} x_i\right) = \frac{X_1, \quad X_{2,}\cdots \quad X_n}{n} \qquad (2.2)$$

sedangkan penduga **Σ** diberikan oleh :

$$\hat{\Sigma} = \frac{1}{n-1}\left[\sum_{r=1}^{n}(X_{ir} - \bar{X}_\mathrm{I})(X_{jr} - \bar{X}_\mathrm{J})\right] \qquad (2.3)$$

Konsep kovarian dirangkum dalam suatu matriks yang memuat varian dan kovarian sebagai berikut :

$$\Sigma = \begin{bmatrix} var(X_1) & cov(X_1, X_2) & \dots & cov(X,\ X_1) \\ cov(X_2, X_1) & var(X_2\ ) & \dots & cov(X_2, X_p) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ cov(X_p, X_1) & cov(X_p, X_2) & \dots & var(X_p) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \cdots & \sigma_{1p} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \cdots & \sigma_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{p1} & \sigma_{p2} & \cdots & \sigma_{pp} \end{bmatrix}$$

(Sartono, 2003).

2.2 *Structural Equation Modeling* (SEM)

Model persamaan struktural atau *Structural Equation Modeling* (SEM) memainkan berbagai peranan penting, antara lain sebagai sistem persamaan simultan, analisis kausal linear, analisis lintasan, analisis struktur kovarian, dan model persamaan struktural. Meskipun demikian ada beberapa hal yang membedakan SEM dengan analisis regresi biasa maupun teknik multivariat yang lain, karena SEM membutuhkan lebih dari sekedar perangkat statistik yang didasarkan atas regresi biasa dan analisis varian. SEM terdiri dari 2 bagian yaitu model variabel laten dan model variabel pengukuran (Wijanto, 2008).

Penggunaan variabel-variabel laten pada regresi berganda menimbulkan kesalahan-kesalahan pengukuran *(measurement errors)* yang berpengaruh pada estimasi parameter dari sudut *biased-unbiased* dan besar kecilnya varian. Masalah kesalahan pengukuran ini diatasi oleh SEM melalui persamaan-persamaan yang ada pada model pengukuran. Parameter-parameter dari persamaan pada model pengukuran SEM merupakan “muatan faktor” atau *factor loadings* dari variabel yang laten terhadap indikator-indikator atau variabel-variabel teramati yang tekait.

SEM merupakan gabungan dari dua metode statistik yang terpisah yaitu analisis faktor (*factor analysis*) yang dikembangkan di ilmu psikologi dan psikometri serta model persamaan simultan (*simultaneous equation modeling*) yang dikembangkan di ekonometrika (Ghozali, 2005).

Perbedaan paling jelas antara SEM dengan teknik multivariat lainnya adalah hubungan yang terpisah penggunaan untuk masing-masing set variabel dependen. Dalam istilah sederhana, SEM memperkirakan serangkaian terpisah, namun saling tergantung, persamaan regresi secara bersamaan dengan menetapkan model struktur yang digunakan oleh program statistik (Hair, *et. al.*, 2010).

2.3 Komponen-Komponen dalam SEM

Komponen-komponen yang terdapat dalam SEM yang menjadi karakteristik dalam model tersebut yaitu:

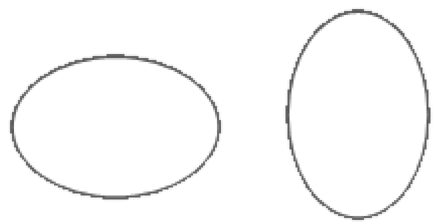
1) Variabel yaitu variabel laten dan variabel teramati.
2) Model yaitu model struktural dan model pengukuran.
3) Galat yaitu galat struktural dan galat pengukuran.

2.3.1 Variabel SEM

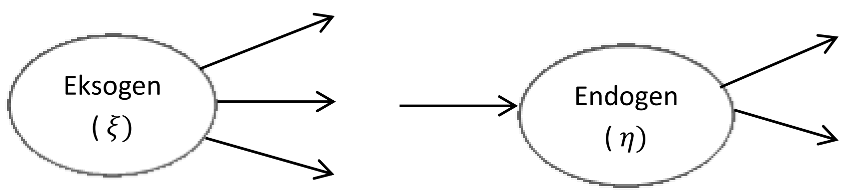
Terdapat dua variabel dalam SEM yang masing-masing saling mempengaruhi yaitu:

a. Variabel Laten

Variabel kunci yang menjadi perhatian di dalam SEM adalah variabel laten, dimana variabel laten merupakan konsep abstrak, seperti perilaku orang, sikap, perasaan, dan motivasi. Variabel laten dapat diamati secara tidak langsung dan tidak sempurna melalui efeknya pada variabel teramati. SEM mempunyai dua jenis variabel laten, yaitu eksogen dan endogen. SEM membedakan kedua jenis variabel ini berdasarkan keikutsertaan variabel sebagai variabel terkait pada persamaan-persamaan dalam model. Variabel laten eksogen (ξ) sebagai variabel bebas pada persamaan yang ada dalam model. Sedangkan variabel endogen (η) merupakan variabel terikat pada persamaan yang ada dalam model (Wijanto, 2008).



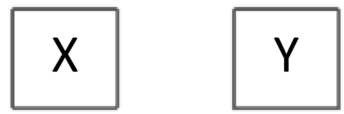
Gambar 2.1 Simbol Variabel laten



Gambar 2.2 Variabel Laten Eksogen dan Endogen

b. Variabel Teramati (*indicator variable*)

Variabel teramati atau terukur adalah variabel yang dapat diamati atau dapat diukur secara empiris dan sering disebut indikator. 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 (Wijanto, 2008).



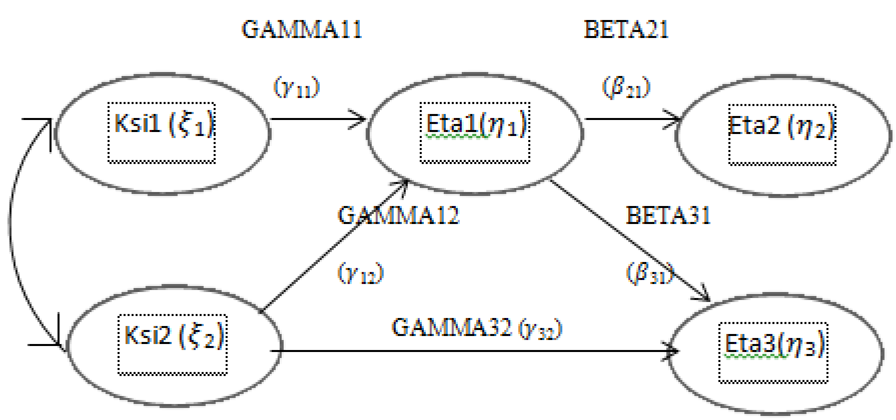
Gambar 2.3 Simbol Variabel Teramati

2.3.2 Model SEM

SEM memiliki model-model antara lain model struktural dan model pengukuran, berikut ini gambaran kedua model.

a. Model Struktural

Model struktural menggambarkan hubungan-hubungan yang ada di antara variabel-variabel laten. Hubungan ini umumnya linear. Parameter yang menunjukkan regresi variabel laten endogen pada variabel laten eksogen diberi label dengan huruf Yunani γ, sedangkan untuk regresi variabel laten endogen pada variabel laten endogen diberi label dengan huruf Yunani β. (Wijanto, 2008).



Gambar 2.4 Contoh Model Struktural

Notasi matematik dari model struktural pada gambar 2.4 dapat ditulis sebagai berikut:

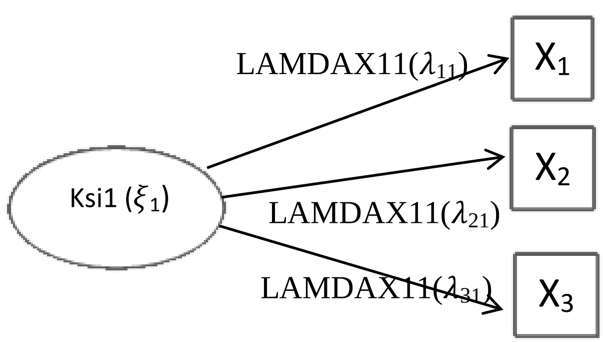
$$\eta_1 = \gamma_{11}\xi_1 + \gamma_{12}\xi_2$$

$$\eta_2 = \beta_{21}\eta_1$$

$$\eta_3 = \beta_{31}\eta_1 + \gamma_{32}\xi_2 \qquad (2.4)$$

b. Model Pengukuran

Dalam model ini, setiap variabel laten dimodelkan sebagai sebuah faktor yang mendasari variabel-variabel teramati yang terkait. Muatan-muatan faktor yang menghubungkan variabel laten dengan variabel-variabel teramati diberi label dengan huruf Yunani λ. Model pengukuran yang paling umum dalam aplikasi SEM adalah model pengukuran kon-generik (*congeneric measurement model*), dimana setiap ukuran atau variabel teramati hanya berhubungan dengan satu variabel laten, dan semua kovariasi diantara variabel-variabel teramati adalah sebagai akibat dari hubungan antara variabel teramati dan variabel laten (Wijanto, 2008).



Gambar 2.5 Contoh Model Pengukuran

Notasi matematik dari model struktural pada gambar 2.5 dapat ditulis sebagai berikut:

$$X_1=\lambda_{x11}\xi_1$$

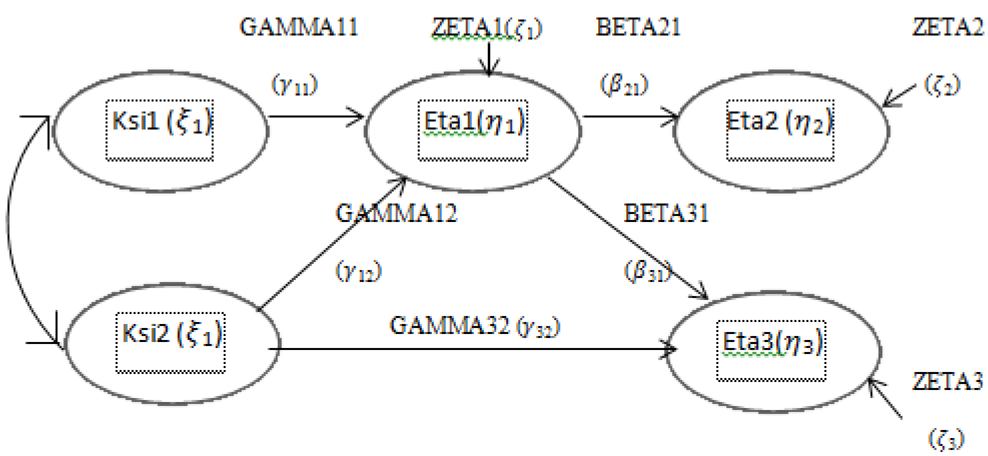
$$X_2=\lambda_{x21}\xi_1$$

$$X_3=\lambda_{x31}\xi_1 \qquad (2.5)$$

2.3.3 Kesalahan-Kesalahan dalam SEM

a. Kesalahan Struktural

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



Gambar 2.6 Kesalahan Struktural

Notasi matematik dari model struktural pada gambar 2.6 dapat ditulis sebagai berikut:

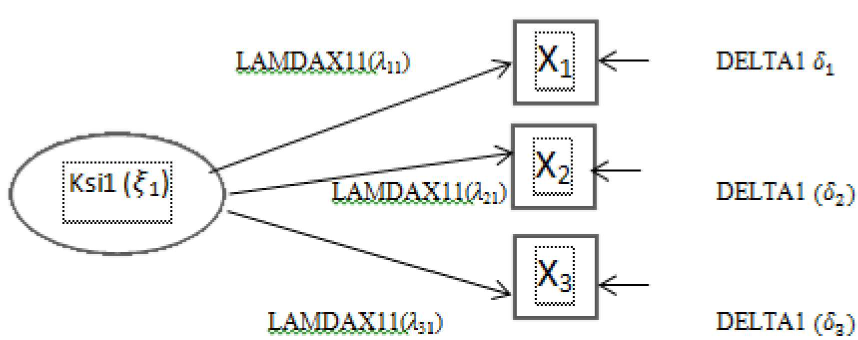
$$\eta_1 = \gamma_{11}\xi_1 + \gamma_{12}\xi_2 + \zeta_1$$

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

$$\eta_3 = \beta_{31}\eta_1 + \gamma_{32}\xi_2 + \zeta_3 \qquad (2.6)$$

b. Kesalahan Pengukuran

Dalam SEM variabel – variabel teramatai tidak dapat secara sempurna mengukur variabel laten terkait. untuk memodelkan ketidaksempurnaan ini dilakukan penambahan komponen yang mewakili kesalahan pengukuran ke dalam SEM. Komponen kesalahan pengukuran yang berkaitan dengan variabel teramati X diberi label dengan huruf Yunani δ, sedangkan yang berkaitan dengan variabel Y diberi label dengan huruf Yunani ε. Matriks kovarian dari δ diberi tanda dengan huruf Yunani $\theta_\delta$adalah matriks diagonal. Hal yang sama berlaku untuk kesalahan pengukuran ε yang matriks kovariannya adalah θ_ε dan merupakan matriks diagonal (Wijanto, 2008).



Gambar 2.7 Kesalahan Pengukuran

Notasi matematik dari model struktural pada gambar 2.7 dapat ditulis sebagai berikut:

$$X1=\lambda_{x11}\xi_1+\delta_1$$

$$X2=\lambda_{x21}\xi_1+\delta_2$$

$$X3=\lambda_{x31}\xi_1+\delta_3 \qquad (2.7)$$

2.4 SEM Berbasis Kovarian vs SEM Berbasis Varian

SEM bagi para peneliti ilmu sosial memberikan kemampuan untuk melakukan analiasis jalur *(path)* dengan variabel laten. Analisis ini sering disebut sebagai generasi kedua dari analisis multivariat (Fonell,1987). Manfaat utama SEM dibandingkan dengan generasi pertama multivariat seperti *principal component analysis, factor analysis, discriminant analysis* atau *multiple regression* SEM memiliki fleksibilitas yang lebih tinggi bagi peneliti untuk menghubungkan antara teori dan data.

2.4.1 SEM berbasis kovarian

SEM berbasis kovarian dikembangkan pertama kali oleh Joreskog (1973), Keesling (1972), dan Wiley (1973). SEM berbasis kovarian populer setelah tersedianya program LISREL III yang dikembangkan oleh Joreskog dan Sorbom di pertengahan tahun 1970-an. Dengan menggunakan fungsi *Maximum Likelihood* (ML), *Covariance Based* SEM (CB-SEM) berusaha meminimumkan perbedaan antara *sample covariance* yang diprediksi oleh model teoritis $(\Sigma - \Sigma\Theta)$ sehingga proses estimasi menghasilkan matriks *covariance* dari data yang diobservasi. CBSEM mengharuskan dalam membentuk variabel laten, indikator-indikatornya bersifat reflektif. Penggunaan CB-SEM sangat dipengaruhi oleh asumsi parametrik yang harus dipenuhi seperti variabel yang diobservasi memiliki *multivariate normal distribution* dan observasi harus independen satu sama lain. Sampel kecil yang *"asymptotic"* dapat memberikan hasil etimasi parameter dan model statistik yang tidak baik bahkan dapat menghasilkan *negative variance* (sering disebut *Heywood case*).

2.4.2 SEM Berbasis Varian

Sebagai alternatif *covariance based* SEM, pedekatan *variance base* atau *component based* dengan PLS orientasi analisis bergeser dari menguji model *building* yang dimaksudkan untuk menjelaskan *covariance* dari semua *observed indicators*, sedagkan tujuan PLS adalah prediksi. Variabel laten didefinisikan sebagai jumlah dari indikatornya. Algoritma PLS ingin mendapatkan *the best weight estimate* untuk setiap blok indikator dari setiap variabel laten didasarkan pada *estimated indicator weight* yang memaksimumkan *variance explained* untuk variabel dependen (laten, *observe* atau keduanya).

Seperti dinyatakan oleh Wold (1975), *Partial Least Square* (PLS) merupakan metode analisis yang *powerful* oleh karena tidak didasarkan banyak asumsi. Data tidak harus berdistribusi normal multivariat (indikator dengan skala kategori, ordinal, interval sampai rasio dapat digunakan pada model yang sama), sampel tidak harus besar.

Walaupun PLS dapat juga digunakan untuk mengkonfirmasi teori, tetapi dapat juga digunakan untuk menjelaskan ada atau tidaknya hubungan antar variabel laten. Oleh karena lebih menitik beratkan pada data dan prosedur estimasi yang terbatas, maka misspesifikasi model tidak begitu berpengaruh terhadap estimasi parameter. Dibandingkan dengan CB-SEM, PLS menghindarkan dua masalah serius yaitu *inadmisable solution* dan *factor indeterminacy.*

PLS dapat menganalisis sekaligus variabel laten yang dibentuk dengan indikator reflektif dan indikator formatif yang tidak mungkin dijalankan dalam CB-SEM karena akan terjadi *unidentified model.* Oleh karena algoritma dalam PLS menggunakan analisis *series ordinary least square*, maka identifikasi model bukan masalah dalam model rekursif dan juga tidak mengasumsikan bentuk distribusi tertentu dari pengukuran variabel.

2.5 SEM dengan *Partial Least Square* (PLS)

SEM-PLS merupakan sebuah pendekatan kausal yang bertujuan memaksimumkan variansi dari variabel laten kriterion yang dapat dijelaskan (*explained variance*) oleh variabel laten prediktor. *Partial Least Square* pertama kali dikenalkan oleh Herman Wold pada tahun 1975. Partial Least Square adalah salah satu teknik pemodelan struktural yang seringkali disebut *soft-modelling technique,* karena merupakan metode analisis yang tidak memerlukan asumsi sebaran data tertentu karena menggunakan metode *resampling* sehingga dapat digunakan pada ukuran sampel kecil. Salah satu yang menarik dari pengaplikasian PLS yaitu dapat digunakan untuk model indikator reflektif dan formatif. Sebagai alat untuk model prediksi, untuk menghindari masalah *intedeminancy*, yaitu skor faktor yang berbeda dihitung dari model faktor tunggal yang dihasilkan. PLS mengasumsikan bahwa semua ukuran varian adalah varian yang dijelaskan sehingga pendekatan estimasi variabel laten dianggap sebagai kombinasi linear dari indikator.

2.6 Spesifikasi Model PLS

Model analisis jalur semua variabel laten dalam PLS terdiri dari tiga set hubungan: (1) *inner model* yang menspesifikan hubungan antar variabel laten (*structural model),* (2) *outer model* yang menspesifikan hubungan antara variabel laten dengan indikator (*measurement model*), dan (3) *weight relation* dimana nilai kasus dari variabel laten dapat diestimasi. Tanpa kehilangan generalisasi, dapat diasumsikan bahwa variabel laten dan indikator di skala *zero means* dan *unit variance* (nilai *standardized*) sehingga parameter lokasi (parameter konstanta) dapat dihilangkan dalam model (Ghozali, 2014).

1) *Inner Model*

Inner model menggambarkan hubungan antar variabel laten berdasarkan pada teori substantif kandang disebut sebagai *inner relation.* Model persamaannya yaitu sebagai berikut.

$$\eta = \mathrm{B}\eta + \Gamma\xi + \zeta$$

$$(\eta - B\eta) = \Gamma\xi + \zeta$$

$$(I - B\eta) = \Gamma\xi + \zeta$$

$$\eta = (I - B)^{-1}\Gamma\xi + (I - B)^{-1}\zeta \qquad (2.8)$$

Dengan η menggambarkan vektor variabel endogen (dependen), ξ adalah vektor variabel laten eksogen dan ζ adalah vektor residual (*unexplained variance*). Pada model rekursif maka hubungan antar variabel laten, dispesifikan sebagai berikut :

$$\eta_j = \Sigma_i \beta_{ji} \eta_i + \Sigma_b \gamma_{jb} \xi_b + \zeta_j \qquad (2.9)$$

Dimana β_{ji} dan γ_{jb} adalah koefisien jalur yang menghubungkan prediktor endogen dan variabel laten eksogen ξ dan η sepanjang range indeks i dan b, dan ζ_j adalah *inner residual variable* (Ghozali, 2014)

2) *Outer Model*

Outer model (*outer relation*) menggambarkan bagaimana setiap blok indikator berhubungan dengan variabel latennya. Persamaan untuk blok dengan indikator reflektif adalah:

$$x = \Lambda_x \xi + \varepsilon_x \text{ dan } y = \Lambda_y \eta + \varepsilon_y \qquad (2.10)$$

dimana:

x dan y : indikator untuk ξ dan η.

Λ_x dan Λy : matriks *loading* yang menggambarkan koefisien regresi sederhana yang menghubungkan variabel laten dengan indikatornya.

ε_x dan ε_y : kesalahan pengukuran atau *noise*

Persamaan untuk blok dengan indikator formatif:

$$\xi = \Pi_{\xi} x + \delta_{\xi} \text{ dan } \eta = \Pi_{\eta} y + \delta_{\eta} \quad (2.11)$$

dimana :

Π_{ξ} dan Π_{η} adalah koefisien regresi berganda dari variabel laten dan blok indikator

δ_{ξ} dan δ_{η} adalah residual dari regresi.

3) *Weight Relation*

Nilai kasus untuk setiap variabel laten diestimasi dalam PLS sebagai berikut:

$$\xi_b = \Sigma_{kb} w_{kb} x_{kb} \text{ dan } \eta_i = \Sigma_{ki} w_{ki} x_{ki} \quad (2.12)$$

dimana w_{kb} dan w_{ki} adalah k *weight* yang digunakan untuk membentuk estimasi variabel ξ_b dan η_i (Ghozali, 2014).

Sementara itu dalam SEM-PLS karena tidak mengasumsikan data berdistribusi normal maka uji hipotesis dilakukan dengan metode *resampling bootstrap* dengan hipotesis sebagai berikut:

a. Hipotesis statistik untuk *inner model* untuk pengaruh antara variabel laten eksogen dan endogen adalah :

   $H_0 : \gamma_i = 0$, lawan $H_1 : \gamma_i \neq 0$

b. Hipotesis statistik untuk *inner model* untuk pengaruh antara variabel laten endogen dan endogen adalah :

   $H_0 : \beta_i = 0$, lawan $H_1 : \beta_i \neq 0$

c. Hipotesis statistik untuk *outer model* adalah :

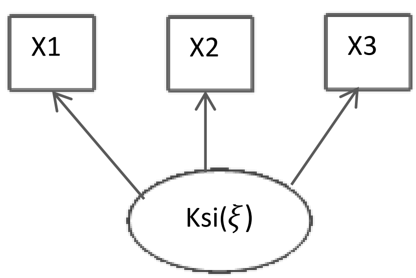
   $H_0: \lambda_i = 0$, lawan $H_1: \lambda_i \neq 0$

Pengujian menggunakan statistik uji-t, jika diperoleh statistik-t lebih besar dari t-tabel dengan tingkat kesalahan 5% (db= B-1) maka disimpulkan signifikan dan sebaliknya (Hair, *et. al.*, 2010).

2.7 Model Indikator Reflektif dan Model Indikator Formatif

a. Model Indikator Reflektif

Model dengan indikator reflektif dikembangkan berdasarkan pada *classical test theory* yang mengasumsikan bahwa variasi skor pengukuran variabel laten merupakan fungsi dari *true score* ditambah *error*. Jadi variabel laten mempengaruhi varasi pengukuran dan asumsi hubungan kausalitas dari variabel laten ke indikator.



Gambar 2.8 Model dengan Indikator Reflektif

Contoh model indikator reflektif adalah variabel yang berkaitan dengan sikap (*attitude*) dan niat membeli (*purchase intention*). Sikap umumnya dipandang sebagai jawaban dalam bentuk *favorable* (menguntungkan) atau *unfavorable* (tidak menguntungkan) terhadap suatu objek dan biasanya diukur dengan skala *multi item* dalam bentuk *semantic differences* dalam pembelian dimasa mendatang yang dipersepsikan.

Ciri-ciri model indikator reflektif adalah:

1. Arah hubungan kausalitas dari variabel laten ke indikator.
2. Antar indikator diharapkan saling berkorelasi (memiliki *internal consitency reliability*).
3. Menghilangkan satu indikator dari model pengukuran tidak akan merubah makna atau arti variabel laten.
4. Menghitung adanya kesalahan pengukuran (*error*) pada tingkat indikator.

Pada model pengukuran yang bersifat reflektif digunakan beberapa uji antara lain:

1. *Convergent Validity*.

   Convergent validity dari model pengukuran dengan reflektif indikator dinilai berdasarkan korelasi antara *item score*/*component score* dengan *construct score* yang dihitung dengan PLS. Nilai *convergen validity* adalah nilai *loading factor* pada variabel laten dengan indikator-indikatornya. Nilai yang diharapkan ≥ 0.7.

2. *Discriminant Validity*

   Nilai ini merupakan nilai *cross loading* faktor yang berguna untuk mengetahui apakah variabel laten memiliki diskriminan yang memadai yaitu dengan cara membandingkan nilai *loading* pada variabel laten yang dituju harus lebih besar dibandingkan dengan variabel laten yang lain.

3. *Average Variance Extracted* (AVE)

Metode lain untuk menilai *discriminant validity* adalah membandingkan nilai *square root of average variance extracted* (AVE) setiap variabel laten dengan korelasi antara variabel laten dengan variabel laten lainnya dalam model. Jika nilai akar kuadrat AVE setiap variabel laten lebih besar daripada nilai korelasi antara variabel laten dengan variabel laten lainnya dalam model, maka dikatakan memiliki *discriminant validity* yang baik. Berikut ini rumus menghitung AVE :

$$AVE = \frac{\sum \lambda_i^2}{\sum \lambda_i^2 + \sum_i var(\varepsilon_i)} \qquad (2.13)$$

Dimana λ_i adalah *component loading* ke indikator dan $var(\varepsilon_i)$ =1-λ_i^2. Nilai AVE yang diharapkan harus lebih besar dari 0,50.

4. *Composite Reliability*

Dapat dievaluasi dengan dua macam ukuran yaitu *internal concistency* yang dikembangkan oleh Werts, Linn, dan Joreskog (1974) dan *Cronbach's Alpha. Composite reliability* dapat dihitung menggunakan rumus berikut:

$$pc = \frac{(\sum \lambda_i)^2}{(\sum \lambda_i)^2 + \sum_i var(\varepsilon_i)} \qquad (2.14)$$

Data yang memiliki *composite reliability* > 0.8 mempunyai reliabilitas yang tinggi. Sedangkan *Cronbach's Alpha* dapat dihitung dengan menggunakan rumus berikut :

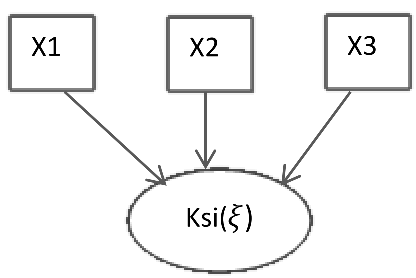
$$\alpha = \frac{\sum_{p \neq p'} cor(x_{pq}, \ x_{p'q})}{P_q + \sum_{p \neq p'} cor(x_{pq}, \ x_{p'q})} \times \frac{P_q}{P_q - 1} \qquad (2.15)$$

nilai yang diharapkan dari *Cronbach's Alpha* > 0,7 untuk semua variabel laten.

b. Model Indikator Formatif

Variabel laten dengan indikator formatif mempunyai karakteristik berupa komposit, seperti yang digunakan dalam literatur ekonomi yaitu *index of sustainable economics welfare, the human development index*, dan *the quality of life index*. Asal usul model formatif dapat ditelusuri kembali pada "*operational definition*", dan berdasarkan definisi operasional, maka dapat dinyatakan tepat menggunakan model formatif atau reflektif.

Jika η menggambarkan suatu variabel laten dan x adalah indikator, maka: η = x. Oleh karena itu, pada model formatif variabel komposit dipengaruhi (ditentukan) oleh indikatornya. Jadi arah hubungan kausalitas dari indikator ke variabel laten.



Gambar 2.9 Model dengan Indikator Formatif

Ciri-ciri model indikator formatif adalah:

1. Arah hubungan kausalitas dari indikator ke variabel laten.
2. Antar indikator diasumsikan tidak berkorelasi (tidak diperlukan uji konsistensi internal atau *Cronbach's Alpha*).

3. Menghilangkan satu indikator berakibat merubah makna dari variabel laten.
4. Kesalahan pengukuran diletakkan pada tingkat variabel laten (zeta).

Penilaian dengan menggunakan validitas tradisional tidak dapat diaplikasikan untuk indikator – indikator yang digunakan dalam model pengukuran formatif dan konsep reliabilitas (konsistensi internal) dan validitas variabel laten (validitas konvergen dan diskriminan) menjadi tidak bermakna saat diaplikasikan dalam model formatif. Oleh karena itu pengukuran pada model formatif memerlukan dua lapisan. Pertama, pengukuran pada tataran variabel laten dan kedua pengukuran pada tataran indikator. Pada model pengukuran formatif evaluasi model yang digunakan adalah:

a. *Redundancy index*

   Digambarkan pada hubungan prediksi performa dari model pengukuran ke struktural satu, *redundancy index* menghitung untuk endogenus blok ke-j, mengukur porsi dari variabilitas indikator yang menghubungkan variabel laten endogen ke-j dari variabel laten langsung ke terhubung ke blok :

$$Red_j = Com_j \times R^2(\widehat{\xi_j}, \xi_{q:\xi_j \rightarrow \xi_j}) \qquad (2.16)$$

b. Signifikansi Nilai *Weight*

   Nilai weight digunakan sebagai nilai estimasi untuk model pengukuran formatif dan tingkat signifikansi ini dinilai dengan prosedur *bootstrapping*. Secara independen, dari tipe model pengukuran saat kekonvergenan algoritma, nilai *standardized* variabel laten ($\widehat{\xi_q}$) yang terhubung menuju variabel laten ke-b (ξ_q) dihitung sebagai kombinasi linear dari rata-rata blok indikator sehingga disebut *weight relation* yang didefinisikan sebagai berikut :

$$\widehat{\xi_q} = \sum_{p=1}^{P_q} w_{pq} x_{pq} \tag{2.17}$$

dimana variabel x_{pq} adalah sentral dan w_{pq}adalah *outer weight*. Dan *normalized weight* $\overline{w}_{pq}$ didefinisikan sebagai

$$\overline{w}_{pq} = \frac{w_{pq}}{\sum_{p=1}^{P_q} w_{pq}} \text{ dengan } \sum_{p=1}^{P_q} \overline{w}_{pq} = 1 \forall q : P_q > 1. \tag{2.18}$$

c. Multikolinieritas

Variabel manifest / indikator – indikator dalam suatu blok formatif harus diuji multikolinieritasnya. Pengujian terjadi atau tidaknya multikolinieritas antar indikator dalam blok formatif menggunakan nilai VIF. Nilai VIF dapat diperoleh dengan rumus berikut :

$$\text{VIF} = \frac{1}{Tolerance} \tag{2.19}$$

Batas *tolerance value* adalah 0,10 atau nilai VIF adalah 10. Jika VIF > 10 dan nilai *tolerance* < 0.10, maka tejadi multikolinearitas tinggi antar variabel bebas dengan variable bebas lainnya. Jika VIF < 10 dan nilai *tolerance* > 0.10, maka dapat diartikan tidak terdapat multikolinearitas pada penelitian tersebut. Regresi yang baik memiliki VIF disekitar angka 1 (satu) dan mempunyai angka t*olerance* mendekati 1 (Santoso, 2012).

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan pada tahun ajaran 2017/2018 bertempat di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

3.2. Data Penelitian

Penelitian ini menggunakan data simulasi yang dibangkitkan dengan menggunakan software statistic (Minitab 17). Data terdiri dari 4 variabel laten yaitu 2 variabel laten endogen (reflektif) dengan masing-masing 4 indikator (Y1, Y2, Y3, Y4, Y5, Y6, Y7, Y8) dan 2 variabel laten eksogen (formatif) dengan masing-masing 6 indikator (X1, X2, X3, X4, X5, X6, X7, X8, X9, X10, X11, X12). Data yang digunakan merupakan data ordinal dengan skala 1-5 dengan ukuran sampel yang digunakan adalah 60.

3.3. Langkah-Langkah Penelitian

Dengan menggunakan perangkat bantuan *software Smart*PLS, langkah-langkah penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Spesifikasi model struktural (*inner model*) dan model pengukuran (*outer model).*
2. Merancang model pengukuran dengan indikator reflektif dan formatif.
3. Mengkontruksi diagram jalur dan mengkonversi diagram jalur ke sistem persamaan.
4. Estimasi parameter.
5. Membangkitkan data yang sesuai dengan model.
6. Melakukan estimasi model SEM-PLS.
7. Evaluasi model pengukuran (*outer model*).
    - Jika *outer model* reflektif maka dievaluasi dengan *convergent* dan *discriminant validity*, *composite realibility*.
    - Jika *outer model* formatif maka dievaluasi berdasarkan pada *substantive content*-nya yaitu dengan melihat signifikansi dari *weight* dan multikolinearitasnya.
8. Evaluasi model struktural (*inner model*) diukur menggunakan *Q-Square predictive relevance* (Q^2).

V. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang dilakukan maka dapat disimpulkan bahwa:

1. Penilaian model pengukuran indikator refektif berbeda dengan model pengukuran indikator formatif.
2. Indikator formatif menggunakan data yang harus sudah terbukti hubungannya dengan variabel laten, sedangkan indikator reflektif sangat memungkinkan menggunakan data hasil simulasi.
3. Analisis model pengukuran reflektif yang digunakan yaitu reliabilitas indikator, *composite reliability*, *convergen validity*, dan *discriminant validity*. Sedangkan model pengukuran formatif yaitu *convergent validity* menggunakan *redundancy analysis*, kolinearitas indikator, dan juga signifikansi *outer weight.*

DAFTAR PUSTAKA

Ghozali, I. 2005. *Model Persamaan Struktural*. Badan Penerbit Universitas Diponegoro, Semarang.

Ghozali, I. 2014. *Structural Equation Modeling Metode Alternatif dengan Partial Least Square (PLS).* Badan Penerbit Universitas Diponegoro, Semarang.

Hair, Joseph F., William C. Black, Barry J. Babin, and Rolph E. Anderson. 2010. *Multivariate Data Analysis*. Prentice Hall, Englewood Cliffs.

Hahn C., Johnson M., Herrmann A., Huber F. 2002. *Capturing Customer Heterogeneity using a Finite Mixture PLS Approach*, Schmalenbach Business Review.

Latan, H. 2012 . *Stuctural Equation Modeling :Konsep dan Aplikasi Menggunakan Program LISREL 8.80.* Alfabeta, Bandung .

Monecke, A. Dan Leisch, F. 2012. *semPLS: Structural Equation Modeling Using Partial Least Square*. Journal of Statistical Software.

Santoso, S. 2012. *Analisis SPSS pada Statistik Parametrik.* PT Elex Media Komputindo, Jakarta.

Sartono, B. 2003. *Analisis Peubah Ganda*. Buku Ajar Statistika FMIPA IPB, Bogor.

Wijanto, S.H. 2008. *Structural Equation Modeling dengan Lisrel 8.8: Konsep dan Tutorial*. Graha Ilmu, Yogyakarta.