

# PERBANDINGAN PENDUGAAN PARAMETER KOEFISIEN STRUKTURAL MODEL MELALUI SEM DAN PLS-SEM

ZUHDI<sup>1</sup>, B. SUHARJO<sup>2</sup>, H. SUMARNO<sup>2</sup>

## Abstrak

Dalam permodelan struktural, terdapat beberapa teknik pendugaan yang dapat digunakan diantaranya SEM dan PLS-SEM. sifat dan tujuan pendugaan kedua metode tersebut perlu diperhatikan. Dalam berbagai kasus para praktisi sering menganggap bahwa ketika ukuran sampel kecil mereka menggunakan PLS-SEM, namun ketika ukuran sampel cukup besar maka menggunakan pendugaan SEM secara tak langsung. Hal ini mengartikan bahwa pendugaan SEM dan PLS-SEM dianggap sama. Selanjutnya, ketika data dan karakteristik model struktural yang digunakan sama pada pendugaan SEM dan PLS-SEM akan menghasilkan hasil parameter penduga yang berbeda. Penelitian ini membandingkan dan mengidentifikasi pendugaan parameter model SEM & PLS-SEM berdasarkan jumlah ukuran sampel yang sama. Data yang digunakan dalam penelitian ini ialah data hipotetik yang dibangkitkan melalui simulasi komputer. Pendugaan parameter model menggunakan *LISREL 9.20* & *SmartPLS*. Hasil menunjukkan bahwa pendugaan SEM optimum untuk akurasi koefisien dan PLS-SEM optimum untuk akurasi prediksi. Nilai rata-rata koefisien dugaan MAPE kedua metode sangat akurat dalam menduga parameter model (<10%). SEM berbasis koefisien digunakan untuk menguji atau mengkonfirmasi teori, sedangkan PLS-SEM berbasis prediksi digunakan untuk membangun teori. Dengan demikian, kedua metode ini tidak dapat dibandingkan karena memiliki sifat pendugaan yang berbeda walaupun menggunakan model dan karakteristik data simulasi yang sama.

**Kata kunci:** SEM, PLS-SEM, simulasi, *LISREL 9.20*, *SmartPLS*, model struktural, model pengukuran, MAPE, koefisien, prediksi

## 1 PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Saat ini mulai banyak penelitian kuantitatif yang menggunakan model penelitian yang kompleks, yaitu model yang terdiri atas banyak variabel eksogen dan endogen serta menggunakan efek mediasi ataupun moderasi. Oleh sebab itu,

---

<sup>1</sup> Mahasiswa Program Studi S2 Matematika Terapan, Sekolah Pascasarjana IPB. E-mail: zuhdiagus@gmail.com

<sup>2</sup> Departemen Matematika, Fakultas Ilmu Pengetahuan Alam, Jalan Meranti Kampus IPB Dramaga Bogor, 16680

salah satu teknik statistika yang tepat digunakan dalam pemecahan masalah tersebut ialah menggunakan *Structural Equation Modeling* (SEM), di mana memungkinkan peneliti untuk menguji dan mengestimasi koefisien model secara simultan dari hubungan antar variabel. SEM sudah banyak digunakan dalam berbagai bidang ilmu seperti *marketing*, psikologi, ekonomi, psikometrik, pendidikan, ekonomi, keperilakuan dan ilmu sosial lainnya.

Salah satu teknik pendugaan lain dalam SEM ialah *Partial Least Square Structural Equation modeling* (PLS-SEM). PLS-SEM sangat baik digunakan ketika ukuran sampel kecil (Reinartz *et al.* [11], Hair *et al.* [7]).

Pendugaan SEM diuraikan berdasarkan *Covariance-Based* yang dilandaskan teori yang kuat (model konfirmasi) dengan koefisien pendugaan yang konsisten (Chin [4]), sedangkan pada PLS-SEM bersifat *Component-Based* dan fleksibel yang artinya mengutamakan hasil prediksi yang diduga tanpa memerlukan asumsi distribusi normal.

Tabel 1  
Prinsip Perbedaan SEM & PLS-SEM

Kriteria	PLS-SEM	SEM
Objektif	Berorientasi pada prediksi (Chin [4])	Berorientasi pada koefisien ( <i>explanation</i> ) (Chin [4])
Pendekatan	Berdasarkan Varian (Chin [4])	Berdasarkan Covarian (Chin [4])
Model Struktural	<i>No causal loops</i> (Hait <i>et al</i> [7])	<i>Causal loops</i> (Hait <i>et al</i> [7])
Koefisien Penduga	Konsisten saat koefisien dugaan dan Ukuran Sampel Meningkat (Chin [4])	Konsisten (Chin [4])
Hubungan antara Variabel Laten dan Variabel Bebas	Dapat dimodelkan Secara <i>Formative</i> dan <i>reflective</i> (Chin [4])	Umumnya Hanya Dapat dimodelkan oleh indikator <i>Reflective</i> (Chin [4])
Implikasi	Optimal Untuk Akurasi Prediksi (Chin [4])	Optimal Untuk Akurasi Koefisien (Chin [4])

Dalam model SEM ukuran sampel minimal yang digunakan masih seringkali diperdebatkan. Hoelter [8] berpendapat bahwa untuk aplikasi model-model struktural dibutuhkan sampel minimal sebesar 200 observasi. Hair *et al.* [6] merekomendasikan ukuran sampel minimal berkisar antara 100 sampai 150. Bentler dan Chou [1] merekomendasikan jumlah sampel yang harus dipenuhi untuk estimasi SEM ialah 5 kali parameter yang akan diestimasi. Chin [4] merekomendasikan bahwa idealnya untuk analisis spesifikasi model SEM antara 200-800 ukuran sampel. Byrne [2] merekomendasikan sampel minimal yang dapat diterima untuk estimasi SEM ialah 100. Kline [9] menyatakan jumlah sampel yang digunakan untuk estimasi SEM ialah >200. Pendapat lain dikemukakan Hair *et al* [5] bahwa ukuran sampel minimal yang direkomendasikan berkisar 100-300 dalam pendugaan SEM. Berbagai pendapat yang dikemukakan para ahli relatif tidak terlalu berbeda tentang ukuran sampel

minimal yang digunakan yaitu 100 sampel. Selanjutnya, pada PLS-SEM Chin [4] menyatakan minimal ukuran sampel yang digunakan PLS-SEM ialah 30-100 ukuran sampel. Dalam hal ini dapat dikatakan bahwa ukuran sampel minimal yang digunakan PLS-SEM lebih kecil dari SEM.

Adanya perbedaan penggunaan jumlah ukuran sampel dan sifat pendugaan dalam SEM maupun PLS-SEM merupakan masalah menarik untuk dikaji melalui simulasi di mana jumlah ukuran sampel dan sifat pendugaan menjadi salah satu fakta yang akan diteliti perbandingan pendugaan SEM dan PLS-SEM.

## 1.2 Perumusan Masalah

Dalam berbagai kasus para praktisi sering menganggap bahwa ketika ukuran sampel kecil mereka menggunakan PLS-SEM, namun ketika ukuran sampel cukup besar maka menggunakan pendugaan SEM. Hal ini mengartikan bahwa pendugaan SEM dan PLS-SEM dianggap sama hasil yang diduga dalam sampel model. Selanjutnya, ketika data dan karakteristik model struktural yang digunakan sama pada pendugaan SEM dan PLS-SEM akan menghasilkan hasil parameter penduga yang berbeda. Berdasarkan masalah ini, diperlukan kajian lebih lanjut untuk melihat perbedaan kedua metode dalam menduga parameter model dan menentukan tujuan pendugaan dari kedua metode berdasarkan jumlah ukuran sampel.

## 1.3 Tujuan Penelitian

Sesuai dengan permasalahan di atas maka tujuan penelitian ini ialah

- 1 membandingkan pendugaan parameter model struktural dari SEM dan PLS-SEM,
- 2 mengidentifikasi pendekatan parameter berdasarkan jumlah ukuran sampel pada SEM dan PLS-SEM.

# 2 METODE

## 2.1 Formula Model SEM & PLS-SEM

Bollen [3] mendefinisikan secara umum model struktural SEM sebagai berikut:

$$\eta = B\eta + \Gamma\xi + \zeta \quad (1)$$

dengan:

- B : matriks koefisien peubah laten endogen berukuran  $m \times m$
- $\Gamma$  : matriks koefisien peubah laten eksogen berukuran  $m \times n$
- $\eta$  : vektor peubah laten endogen berukuran  $m \times 1$
- $\xi$  : vektor peubah laten eksogen berukuran  $n \times 1$
- $\zeta$  : vektor *error* acak hubungan antara  $\eta$  dan  $\xi$  berukuran  $m \times 1$

Terdapat dua persamaan untuk menjelaskan model pengukuran SEM, yaitu model pengukuran untuk  $y$  dan model pengukuran untuk  $x$ . Kedua model tersebut didefinisikan:

$$\mathbf{y} = \Lambda_y \eta + \varepsilon \quad E(\varepsilon) = 0 \quad (2)$$

$$\mathbf{x} = \Lambda_x \xi + \delta \quad E(\delta) = 0 \quad (3)$$

dengan:

$\mathbf{y}$  : vektor penjelas peubah tak bebas yang berukuran  $a \times 1$

$\mathbf{x}$  : vektor penjelas peubah bebas yang berukuran  $b \times 1$

$\Lambda_y$ : matriks koefisien regresi antara  $y$  terhadap  $\eta$  yang berukuran  $a \times m$

$\Lambda_x$ : matriks koefisien regresi antara  $x$  terhadap  $\xi$  yang berukuran  $b \times n$

$\varepsilon$  : vektor *error* pengukuran terhadap  $y$  yang berukuran  $a \times 1$

$\delta$  : vektor *error* pengukuran terhadap  $x$  yang berukuran  $b \times 1$

di mana  $\delta, \varepsilon, \xi, \zeta$  tidak berkorelasi.

Faktor acak yang terdapat dalam model SEM diasumsikan memenuhi kriteria bahwa  $\varepsilon$  tidak berkorelasi dengan  $\eta$ ,  $\delta$  tidak berkorelasi dengan  $\xi$ ,  $\zeta$  tidak berkorelasi dengan  $\xi$ ,  $cov(\xi) = \Phi_{n \times n}$ ,  $cov(\zeta) = \Psi_{m \times m}$ ,  $cov(\varepsilon) = \Theta_{\varepsilon(a \times a)}$ ,  $cov(\delta) = \Theta_{\delta(b \times b)}$ . Asumsi yang digunakan berimplikasi terhadap matriks koragam bagi peubah pengamatan. Matriks koragam  $\Sigma$  dari indikator-indikator  $x$  dan  $y$  dapat ditulis sebagai berikut:

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \Sigma_{yy} & \Sigma_{yx} \\ \Sigma_{xy} & \Sigma_{xx} \end{pmatrix} \quad (4)$$

$\Sigma$  merupakan fungsi dari parameter  $\theta = [\Lambda_x, \Lambda_y, B, \Gamma, \Phi, \Psi, \Theta_{\delta}, \Theta_{\varepsilon}]$  yang mendefinisikan model SEM, selanjutnya dapat ditulis sebagai:

$$\Sigma(\theta) = \begin{pmatrix} \Sigma_{yy} & \Sigma_{yx} \\ \Sigma_{xy} & \Sigma_{xx} \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \Lambda_y A (\Gamma \Phi \Gamma' + \Psi) A' \Lambda_y' + \Theta_{\varepsilon} & \Lambda_y A \Gamma \Phi \Lambda_x' \\ \Lambda_y \Phi \Gamma' A' \Lambda_y' & \Lambda_x \Phi \Lambda_x' + \Theta_{\delta} \end{bmatrix} \quad (5)$$

dengan  $A = (I - B)^{-1}$  dan  $(I - B)$  non singular.

Berdasarkan persamaan (5) diharapkan mampu menghasilkan estimasi parameter yang unik. Artinya parameter yang ada dalam model dapat diestimasi dengan data sampel, hasil estimasi dapat diuji dengan uji statistik, serta hasil estimasi dapat dibandingkan dengan model lain yang dianggap relevan.

Wold [12] mendefinisikan secara umum model Struktural (inner model) PLS-SEM sebagai berikut:

$$\eta_j = \beta_{j0} + \sum_{i \neq j} (\beta_{ji} \eta_i) + \zeta_j \quad (6)$$

untuk  $j = 1, 2, \dots, p$ , dan  $i = 1, 2, \dots, q$  dengan:

$p$  : banyaknya peubah laten

$q$  : banyaknya lintasan dari peubah laten bebas ke peubah laten takbebas

$\beta_{ji}$  : koefisien lintas peubah laten ke- $j$  dan ke- $i$

$\beta_{j0}$  : konstanta

$\eta_j$  : peubah laten tak bebas ke- $j$

$\eta_i$  : peubah laten bebas ke- $i$  untuk  $j \neq i$

$\zeta_j$  : error model struktural ke-j.

Pendekatan PLS-SEM untuk model struktural diasumsikan rekursif. Dengan demikian, diperoleh nilai harapan dari persamaan (6) sebagai berikut:

$$E(\eta_j | \forall \eta_i) = \beta_{j0} + \sum_{i \neq j} (\beta_{ji} \eta_i) \quad (7)$$

Dengan asumsi  $cov(\eta_i, \xi_j) = 0$ , yang berarti tidak ada korelasi antara peubah-peubah laten eksogen dengan error model struktural.

Formula model pengukuran (outer model) PLS-SEM ialah

$$y_k = \lambda_{kj0} + \lambda_{kj} \eta_j + \varepsilon_k \quad (8)$$

untuk  $j = 1, 2, \dots, p, k = 1, 2, \dots, l$

$p$  : banyaknya peubah laten

$y_k$  : peubah manifes ke- $k$

$l$  : banyaknya peubah manifes

$\eta_j$  : peubah laten ke- $j$

$\lambda_{kj}$  : koefisien lintas antara peubah manifes ke- $k$  dan peubah laten ke- $j$

$\lambda_{kj0}$  : konstanta

$\varepsilon_k$  : error model pengukuran ke- $k$ .

Peubah manifes diasumsikan memiliki satu peubah laten dan dikelompokkan ke dalam blok-blok yang terpisah. Setiap peubah manifes diasumsikan sebagai milik dari hanya satu peubah laten. Dengan perhitungan aljabar diperoleh persamaan sebagai berikut:

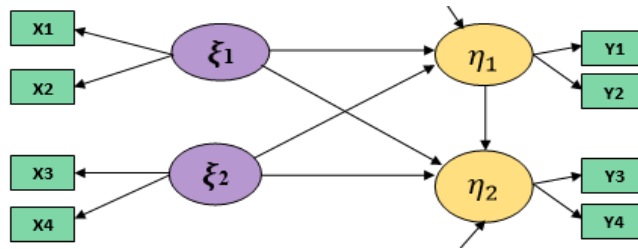
$$y_k = \lambda_{kj0}^* + \lambda_{kj} (\sum_{i \neq j} (\beta_{ji} \eta_i)) + \varepsilon_k^* \quad (9)$$

dengan  $\lambda_{kj0}^* = \lambda_{kj0} + \lambda_{kj} \beta_{j0}$  dan  $\varepsilon_k^* = \lambda_{kj} \zeta_j + \varepsilon_k$

Persamaan (9) dikenalkan oleh Wold [12] sebagai substitusi dari peubah laten atau disingkat SELV (*Substitutive Elimination of the Latent Variable*). Persamaan (9) menjelaskan SELV menghubungkan peubah manifes dengan peubah laten endogen melalui model struktural dalam masing-masing blok dari peubah manifes.

## 2.2 Model Persamaan Struktural dengan Dua Peubah Laten Endogen & Dua Peubah Laten Eksogen

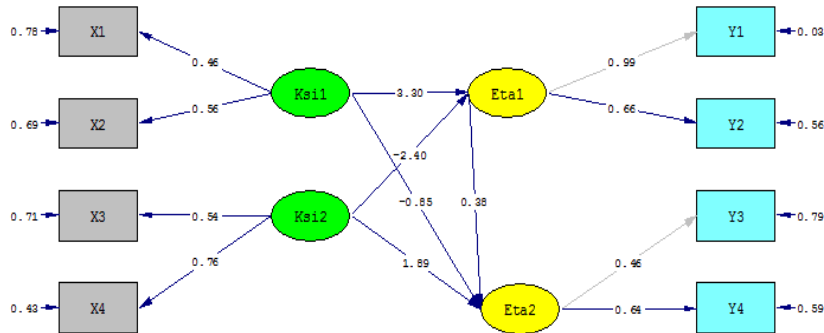
Metode yang digunakan dalam penelitian ini ialah model simulasi dari model persamaan struktural yang digambarkan pada Gambar 1. Alasan digunakan model pada Gambar 1 adalah kelengkapan dan kesederhanaannya. Lengkap dalam arti model ini memuat peubah laten dan peubah manifes, sederhana karena model ini hanya terdiri dari empat peubah laten dan delapan peubah manifes.



Gambar 1 Model Persamaan Struktural

### 2.3 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini ialah data hipotetik yang dibangkitkan melalui simulasi komputer. Untuk membangkitkan data digunakan desain model persamaan struktural dengan nilai parameter seperti dinyatakan pada Gambar 2 sebagai berikut:



Gambar 2 Parameter Model Persamaan Struktural yang digunakan untuk membangkitkan data

### 2.4 Prosedur Penelitian

Berdasarkan diagram pada Gambar 2, maka tahapan simulasi dijelaskan sebagai berikut:

- 1 Pembangkitan data dengan *PRELIS 9* dengan kriteria sebagai berikut :
  - a. Ukuran sampel SEM dan PLS-SEM masing-masing  $N = 30, 40, 50, 80, 100$  serta masing-masing jumlah sampel dilakukan sebanyak 100 kali ulangan.
  - b. Data yang digunakan diasumsikan menyebar normal.
- 2 Menduga koefisien model persamaan struktural berdasarkan hasil pembangkitan data yang diperoleh dari tahap 2 dengan menggunakan program *LISREL 9.20* dan *SmartPLS*.
- 3 Membandingkan besarnya koefisien dugaan masing-masing hasil pendugaan pada tahap 2.
- 4 Mengidentifikasi perbedaan sifat pendugaan dalam SEM maupun PLS-SEM dan mengevaluasi model dugaan berdasarkan kriteria uji kelayakan model

masing-masing metode. Berikutnya, membandingkan ketepatan dan akurasi koefisien dugaan kedua metode didasarkan pada nilai MAPE yang dihasilkan.

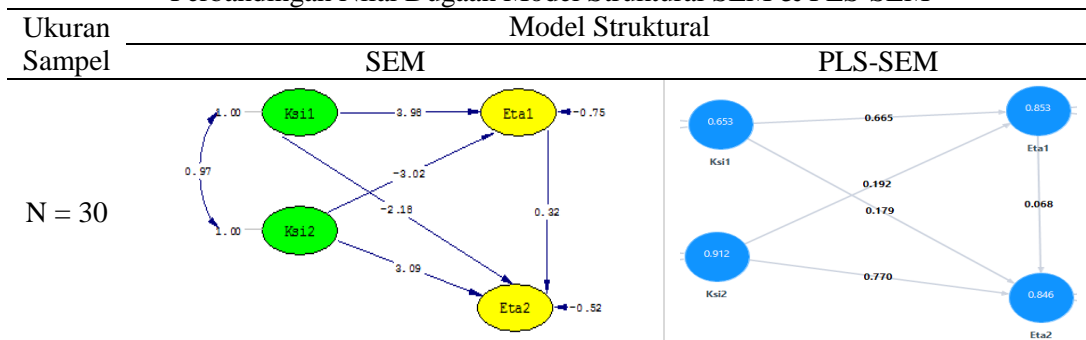
### 3 HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Pendugaan Parameter Model SEM & PLS-SEM

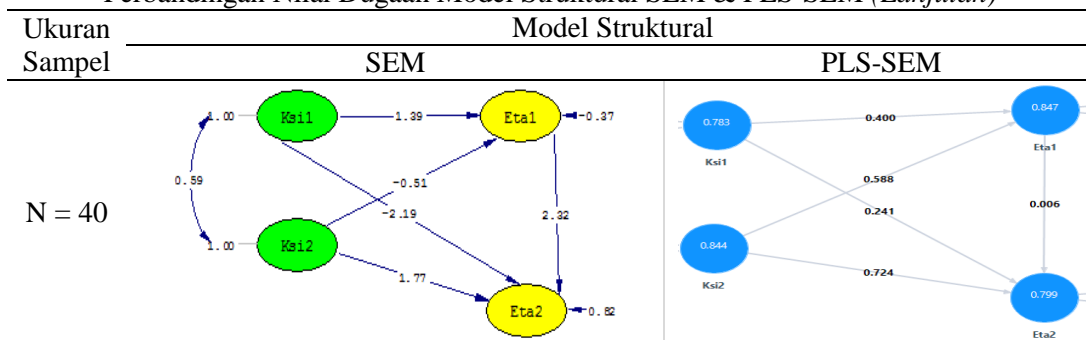
##### 3.1.1 Model Struktural SEM & PLS-SEM

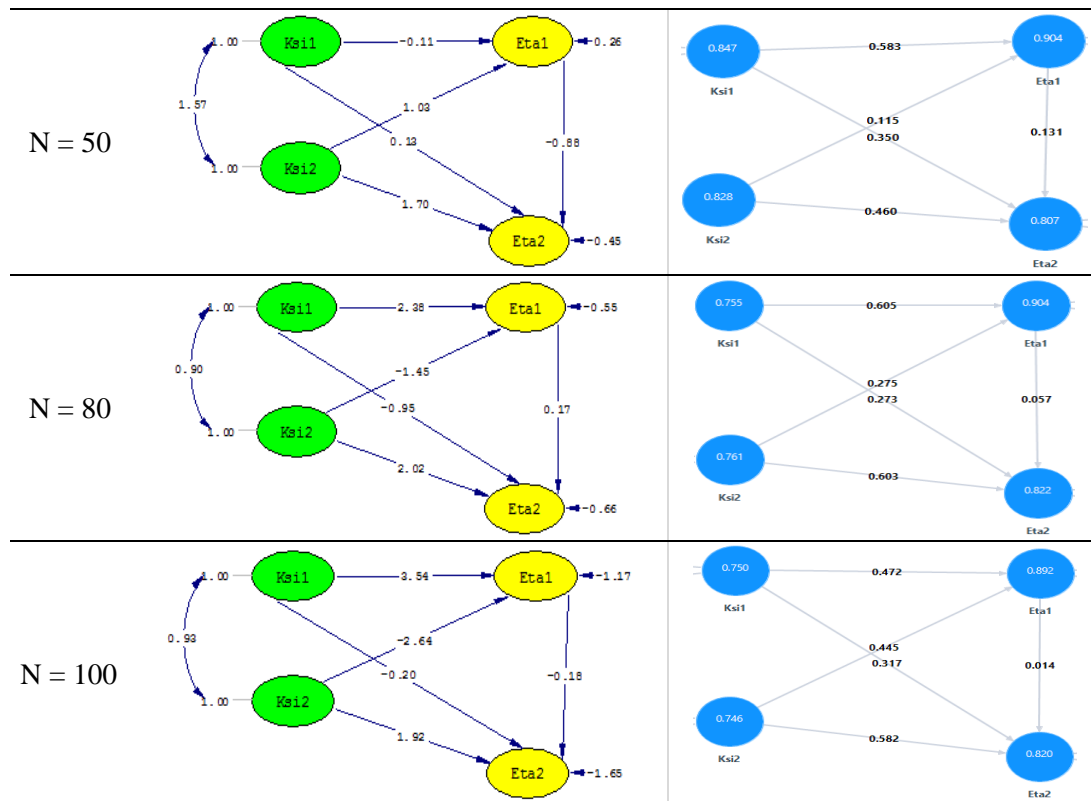
Terlihat bahwa pada Tabel 2 model struktural dugaan pada SEM dan PLS-SEM memiliki perbedaan dimana SEM memiliki koefisien  $\varphi_{21}$  (PH21),  $\psi_{11}$  (PS11), dan  $\psi_{22}$  (PS22), sedangkan PLS-SEM tidak memiliki koefisien-koefisien tersebut. Hal ini disebabkan PLS-SEM selalu memiliki arah panah yang tunggal (*single-headed*) sehingga tidak dapat memodelkan korelasi terarah dengan kata lain *no causal loops*. Pada SEM rata-rata nilai koefisien dugaannya tidak berubah tanda dalam menduga parameter model untuk setiap ukuran sampel kecuali pada  $N = 50$ . Selanjutnya, berbeda dengan PLS SEM rata-rata nilai koefisien dugaannya mengalami perubahan tanda pada setiap ukuran sampel.

Tabel 2  
Perbandingan Nilai Dugaan Model Struktural SEM & PLS-SEM



Tabel 3  
Perbandingan Nilai Dugaan Model Struktural SEM & PLS-SEM (*Lanjutan*)



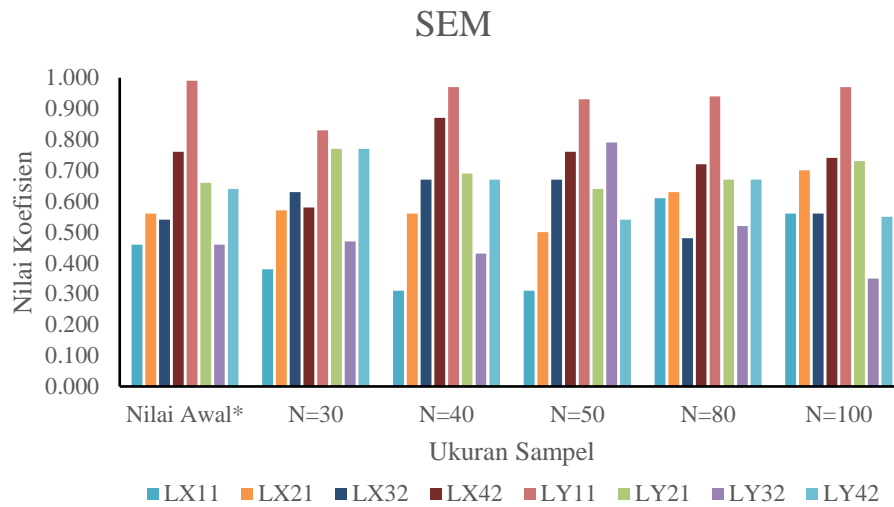


### 3.1.2 Model Pengukuran SEM & PLS-SEM

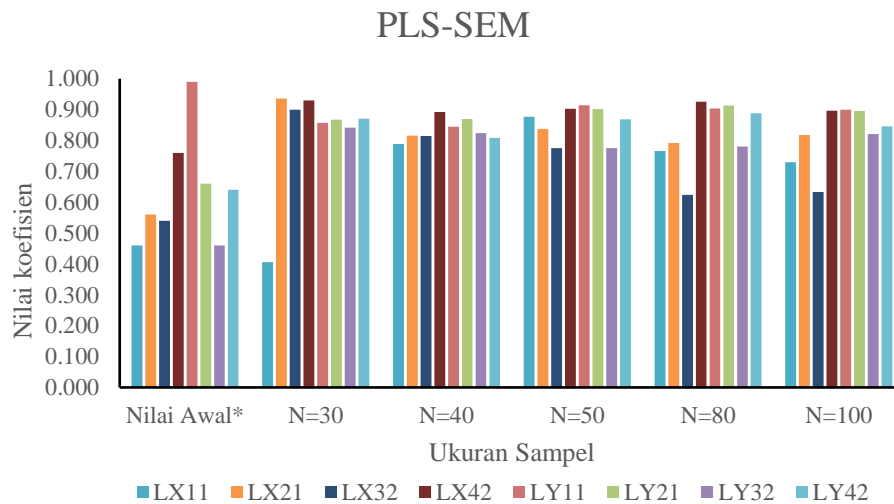
Model pengukuran dugaan pada SEM dan PLS-SEM tidak memiliki perbedaan secara gambar dan jumlah koefisien.

Terlihat pada Gambar 3 bahwa nilai koefisien dugaan model pengukuran SEM memiliki pola nilai dugaan yang relatif sama dengan nilai awal koefisien model pengukuran untuk setiap ukuran sampel dengan bias yang dihasilkan kecil. Sementara itu, PLS-SEM nilai dugaannya tidak memiliki pola dan bias yang dihasilkan relatif besar untuk setiap ukuran sampel seperti terlihat pada Gambar 4 sebagai berikut.





Gambar 3 Nilai Koefisien Dugaan Model Pengukuran SEM



Gambar 4 Nilai Koefisien Dugaan Model Pengukuran PLS-SEM

Dari uraian di atas terlihat bahwa nilai koefisien dugaan masing-masing metode mengalami fluktuasi seiring dengan bertambahnya ukuran sampel. Fluktuasi nilai koefisien dugaan ini relatif terjadi di sekitar koefisien penduga dengan bias yang bervariasi. Semua koefisien penduga pada SEM lebih terstruktur dalam menduga parameter model untuk setiap ukuran sampel sedangkan PLS-SEM tidak terstruktur. Dalam hal ini pendugaan SEM optimal untuk akurasi koefisien sedangkan PLS-SEM optimal untuk akurasi prediksi karena nilai variabel laten pada pendugaan PLS-SEM diduga dengan tegas.

### 3.2 Evaluasi Model SEM & PLS-SEM

Kelayakan atau ketepatan suatu metode penduga parameter model didasarkan pada hasil uji kelayakan model. Berdasarkan Tabel 4 terlihat bahwa secara umum kriteria *goodness-of-fit* metode SEM relatif baik dalam mengemas data pada beberapa ukuran sampel walaupun dengan tingkat ketepatan yang berbeda. Evaluasi model pada metode PLS-SEM tidak memiliki kriteria *goodness-of-fit* secara umum. Pada Tabel 5 terlihat bahwa nilai uji kelayakan model PLS-SEM baik dalam mengemas data dengan model prediksi yang relevan.

Tabel 4  
Hasil Uji Kelayakan Model dengan Metode SEM

Kriteria	Kritis	Ukuran Sampel RP=100				
		N = 30	N = 40	N = 50	N = 80	N = 100
<b>Khi-Kuadrat</b>	Relatif Kecil	32,602	27,363	20,863*	32,631	46,593
<b>p-value</b>	$\geq 0,05$	0,003	0,017	0,105*	0,003	0,000
<b>RMSEA</b>	$\leq 0,06$	0,210	0,154	0,099	0,129	0,153
<b>RMSR</b>	$< 0,08$	0,119	0,124	0,053*	0,077*	0,073*
<b>GFI</b>	$\geq 0,90$	0,818	0,871	0,917*	0,917*	0,903*
<b>AGFI</b>	$\geq 0,80$	0,532	0,669	0,788	0,785	0,750

Keterangan: \*= Memenuhi Kriteria

Tabel 5  
Hasil Uji Kelayakan Model dengan Metode PLS-SEM

Kriteria	Kritis	Ukuran Sampel				
		N = 30	N = 40	N = 50	N = 80	N = 100
<b>R Square</b>	Kecil	0,599*	0,672*	0,512*	0,663*	0,644*
<b>AVE</b>	$>0,5$	0,709*	0,694*	0,736*	0,689*	0,676*
<b>CR</b>	$>0,8$	3,264*	3,273*	3,386*	3,242*	3,208*

Keterangan: \*= Memenuhi Kriteria

### 3.3 Ketepatan & Akurasi Metode SEM & PLS-SEM

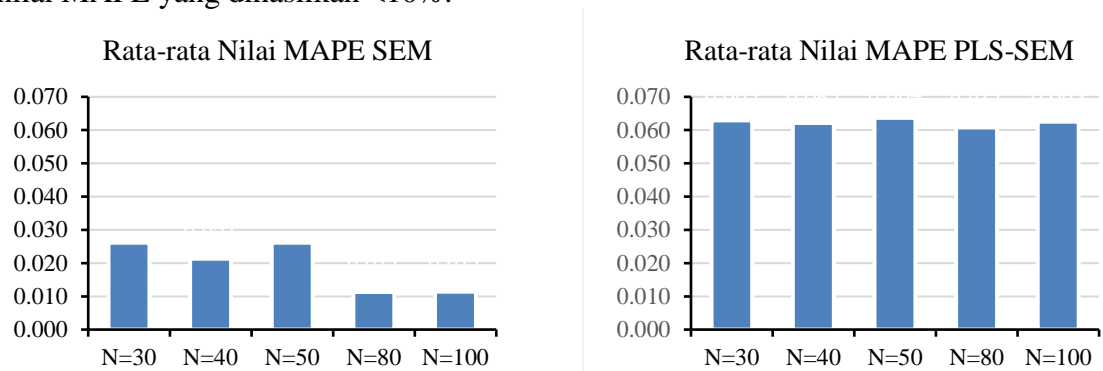
Ketepatan kedua metode penduga koefisien model untuk keseluruhan diukur berdasarkan nilai MAPE hasil dugaannya. Selengkapnya dapat dilihat kriteria uji MAPE sebagai berikut:

Tabel 6  
Intrepretasi Nilai MAPE (Lewis [10])

MAPE (%)	Interpretasi
<10	Pendugaan yang sangat akurat
10-20	Pendugaan yang baik
20-50	Pendugaan yang layak
>50	Pendugaan yang tidak akurat

Dari Gambar 5 terlihat bahwa nilai rata-rata MAPE koefisien dugaan metode SEM pada setiap ukuran sampel sebesar  $\pm 6\%$  sedangkan pada metode PLS-SEM untuk setiap ukuran sampel berkisar 1 – 2%.

Dari uraian di atas terlihat bahwa nilai koefisien dugaan rata-rata uji MAPE kedua metode sangat akurat dalam menduga parameter model dikarenakan nilai MAPE yang dihasilkan  $<10\%$ .



Gambar 5 Grafik MAPE Metode SEM & PLS-SEM

#### 4 SIMPULAN

Metode pendugaan SEM dan PLS-SEM menghasilkan nilai dugaan yang berbeda dari setiap parameter yang diduga meskipun dengan menggunakan model dan data karakteristik simulasi yang sama. Metode SEM berorientasi pada koefisien dengan tujuan menguji teori, mengkonfirmasi teori atau membandingkan dengan teori alternatif lain, sedangkan PLS-SEM berorientasi untuk memprediksi variabel konstruks dengan tujuan mengembangkan teori. Hal ini dapat dikatakan bahwa kedua metode tidak dapat dibandingkan disebabkan perbedaaan kedua sifat dalam menduga parameter. Nilai koefisien dugaan model struktural dan pengukuran pada SEM lebih kecil bias yang dihasilkan untuk setiap ukuran sampel dibandingkan dengan PLS-SEM. Kedua metode secara umum sudah memenuhi ukuran kelayakan model sesuai dengan kriteria uji masing-masing dengan ketetapan yang berbeda. Selain itu, kedua metode sangat akurat dalam menduga parameter model pada setiap ukuran sampel.

**DAFTAR PUSTAKA**

- [1] Bentler and Chou. 1987. *Partical issues in structural modeling*. Sociological Methods and Research, 16(1), 238-246.
- [2] Byrne BM. 2001. *Structural Equation Modeling with AMOS: Basic Concepts, Applications and Programing*. New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates Inc.
- [3] Bollen KA. 1989. *Structural Equation with Latent Variables*. New York: John Wiley & Sons.
- [4] Chin WW. 2000. *Partial Least Squares for Researcher: An Overview and Prosentation of Recent Advances Using the PLS Approach*, <http://disc-nt.cba.uh.edu/chin/icis96.pdf> [16 januari 2015]
- [5] Hair *et al.* 2006. *Multivariate Data Analysis*. Sixth Edition. New Jersey: Prentice Hall.
- [6] Hair *et al.* 1998. *Multivariate Data Analysis: with Reading*. Fourth Edition. New Jersey: Prentice Hall.
- [7] Hair *et al.* 2014. *A Primer on Partial Least Squares Structural Eauation Modeling (PLS-SEM)*. Los Angeles: Sage.
- [8] Hoelter JW. 1983. *The analysis of covariance structures: Godness-of-fit indices*. Sociological Methods and Research, 11,325-344.
- [9] Kline RB. 2005. *Princple and Practice of Structural Equation Modeling, 2edition*. London: Guidford Press.
- [10] Lewis CD. 1982. *Industrial and Business Forecasting Methods*. London: Butterorths.
- [11] Reinartz *et al.* 2009. *An empiricalcomparison of the efficacy of covarian-based and variance-based SEM*. Internasional Journal of Research in Marketing, 26, 332-344.
- [12] Wold H. 1982. *Soft Modeling, The basic designand some extensions*. In Jöreskog and Wold (Eds), *Systems under indirect observations: Part II*, 1-54. Amsterdam: North-Holand.
- [13] Wold H. 2006. *Encyclopedia of Statistical Sciences*. Kotz *et al.*, editor. Jhon Wileys & Sons, Inc., Publications.