# ESTIMASI MODEL PERSAMAAN STRUKTURAL MELALUI PENDEKATAN BAYESIAN

**(Studi Kasus: Data Kinerja Pegawai Universitas Bina Darma Palembang)**

Didin Astriani P[1], Jadi Suprijadi[2], Zulhanif[3]

Program Pendidikan Magister Statistika Terapan, Universitas Padjadjaran

Email: Astriani56@Gmail.com[1]

**Abstrak**: Tesis ini mengkaji mengenai estimasi parameter dalam model persamaan struktural. Pendekatan yang dilakukan adalah melalui pendekatan Bayesian sebagai pedekatan alternatif pada saat asumsi melalui pendekatan klasik tidak terpenuhi. Pendekatan ini diaplikasikan pada studi kasus kinerja pegawai Universitas Bina Darma Palembang. Algoritma yang digunakan untuk mendapatkan estimasi maing-masing parameter adalah algoritma *Gibbs Sampler* dengan proses simulasi *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC). Hasil penelitian menunjukan bahwa estimasi model persamaan struktural melalui pendekatan Bayesian tidak memerlukan data dalam jumlah besar, terbukti dalam penelitian ini dapat digunakan pada sampel kecil dengan ukuran 40.

Kata Kunci: Model Persamaan Struktural, Bayesian, *Gibs Sampler,* MCMC

## 1. Pendahuluan

Yuki (2002) dalam Susanto (2012) mengatakan bahwa kinerja pegawai yang rendah bukan saja merupakan kesalahan pegawai itu sendiri, namun dapat disebabkan oleh pola Kepemimpinan dan kompensasi yang kurang baik. Kepimpinan dan Kompensasi merupakan salah satu faktor yang secara langsung maupun tidak langsung berpengaruh terhadap tinggi rendahnya motivasi dan kinerja pegawai. Teknik analisis yang tepat untuk memodelkan pengaruh langsung dan tidak langsung adalah melalui model persamaan struktural atau SEM. Metode estimasi yang paling umum digunakan dalam SEM adalah *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) maupun *Asymptotically Distribution Free* (ADF).

Salah satu asumsi yang harus terpenuhi dalam metode tersebut adalah ukuran sampel harus cukup besar. Menurut Hair et.al (2006) ukuran sampel yang disarankan untuk penggunaan metode MLE adalah sebesar 100-200 atau harus lebih besar lagi apabila menggunakan pendekatan ADF untuk menangani distribusi data yang tidak normal. Asumsi lain yang harus dipenuhi adalah kondisi data harus berdistribusi normal dan antara variabel indikator dengan variabel laten maupun antar variabel laten mempunyai hubungan yang linier (Bollen, 1989).

Namun tidak semua asumsi dalam data riil dapat dipenuhi, seperti halnya dalam unit penelitian ini yang memiliki data kecil. Chou dan Bentler (1985) dalam

Ghozali (2008) mengatakan bahwa penggunaan sampel yang kecil dalam SEM dengan pendekatan klasik dapat memberikan hasil estimasi parameter dan model statistik yang tidak baik bahkan dapat menghasilkan *negative variance*. Selain itu, berdasarkan Lee (2007) penggunaan sampel yang tidak terlalu besar, kemungkinan besar akan menghasilakn matrik kovarian sampel yang singular. Berdasarkan hal tersebut, maka diperlukan metode alternatif untuk menyelesaikan masalah ukuran sampel kecil, yaitu melalui pendekatan Bayesian.

Metode SEM dengan pendekatan Bayesian akhir-akhir ini mendapatkan perhatian, dimana pendekatan Bayesian memiliki beberapa kelebihan, diantaranya adalah tidak bergantung pada ukuran sampel (Lee, 2007). Ukuran sampel akan sangat mempengaruhi biaya operasional, dimana semakin kecil ukuran sampel yang diambil maka biaya yang dikeluarkan juga semakin kecil, sehingga pemanfaatan estimasi Bayesian dapat menghemat biaya operasional penelitian. Hasil penelitian Novitasari (2010) juga menyatakan bahwa analisis dengan pendekatan Bayesian yang dipadukan dengan *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) memberikan hasil kesimpulan yang konsisten baik pada sampel 150, 100 maupun 50, sementara hasil dari MLE menjadi berbeda pada ukuran sampel yang kecil.

## 2. Model Persamaan Struktural

Model Persamaan Struktural atau *Struktur Equation Modeling (*SEM) merupakan suatu teknik modeling statistika yang paling umum dan telah digunakan secara luas dalam ilmu perilaku (*behavior science).* SEM dapat ditunjukan sebagai kombinasi dari analisis faktor, analisis regresi, dan analisis jalur (Hair *et al.,* 2006).

Dalam model persamaan struktural atau SEM terdapat dua variabel yang berperan penting yakni variabel indikator dan variabel laten (Bollen; 1989). Variabel indikator atau variabel teramati (*observed variable*) atau variabel terukur (*measured variable*) merupakan variabel yang dapat diamati dan diukur secara empiris, dan datanya harus di cari melalui penelitian lapangan. Sedangkan variabel laten (*latent variable)* atau variabel konstruk merupakan variabel yang tidak dapat diamati dan diukur secara langsung.

Menurut Bollen (1989), SEM secara umum terdiri dari dua model, yaitu model struktural dan model pengukuran. Model struktural menggambarkan hubungan-hubungan yang ada di antara variabel-variabel laten. Menurut Bollen (1989) model struktural untuk SEM dinyatakan dalam persamaan sebagai berikut:

$$\boldsymbol{\eta} = \boldsymbol{B}\boldsymbol{\eta} + \boldsymbol{\Gamma}\boldsymbol{\xi} + \boldsymbol{\zeta} \quad , \qquad \ldots(1)$$

dengan asumsi $E(\boldsymbol{\eta}) = \mathbf{0}$ , $E(\boldsymbol{\xi}) = \mathbf{0}$, $E(\boldsymbol{\zeta}) = 0$, dan $COV(\boldsymbol{\zeta}, \boldsymbol{\xi}) = 0$

Dalam model pengukuran, setiap variabel laten dimodelkan sebagai sebuah faktor yang mendasari variabel-variabel indikator yang terkait. Nilai *loading factor* yang menghubungkan variabel-variabel laten dengan variabel-variabel teramati diberi notasi λ (**lambda**). Menurut Bollen (1989) model pengukuran dalam SEM dinyatakan dalam persamaan sebagai beikut:

$$\boldsymbol{x} = \boldsymbol{\Lambda}_{\mathrm{x}}\boldsymbol{\xi} + \boldsymbol{\delta}\,, \qquad \ldots(2)$$
$$\boldsymbol{y} = \boldsymbol{\Lambda}_{y}\boldsymbol{\eta} + \boldsymbol{\epsilon}, \qquad \ldots(3)$$

dengan asumsi $E(\boldsymbol{\eta}) = 0$, $E(\boldsymbol{\xi}) = 0$, $E(\boldsymbol{\epsilon}) = 0$, dan $E(\boldsymbol{\delta}) = 0$, $COV(\boldsymbol{\epsilon}, \boldsymbol{\eta}) = 0$, $COV(\boldsymbol{\xi}, \boldsymbol{\delta}) = 0$, $COV(\boldsymbol{\delta}, \boldsymbol{\xi}) = 0$, $COV(\boldsymbol{\delta}, \boldsymbol{\eta}) = 0$, dan $COV(\boldsymbol{\delta}, \boldsymbol{\epsilon}) = 0$.

## 3. Metode Bayesian

Metode Bayesian merupakan metode inferensi yang menggabungkan antara data saat ini dengan data penelitian sebelumnya (data prior). Metode Bayesian dalam statistik memiliki perbedaan yang mendasar dengan metode klasik. Dalam metode klasik, parameter $\theta$ dipandang sebagai besaran sementara pada Bayesian parameter $\theta$ dianggap sebagai peubah yang memiliki distribusi yang disebut distribusi prior atau distribusi subyektif (Lee, 2007).

### 3.1. Distribusi Posterior

Distribusi posterior merupakan konsep dasar dari metode Bayesian, dimana distribusi posterior akan proporsional terhadap perkalian antara distribusi prior dan likelihood. Box dan Tiao (1973) mendefinisikan bahwa distribusi posterior, $p(\theta|y)$ adalah distribusi bersyarat parameter $\theta$ diberikan suatu data observasi y, yang secara matematis dinyatakan dengan,

$$p(\theta|y) = \frac{p(\theta,y)}{p(y)} \qquad \ldots(4)$$

dimana $p(\theta, y)$ adalah distribusi bersama dari $\theta$ dan y sedangkan $p(y)$ merupakan distribusi marginal y.

Distribusi bersama $p(\theta, y)$ merupakan perkalian dua densitas, yaitu distribusi prior ($p(\theta)$) dan distribusi data ($p(y|\theta)$), yang ditulis sebagai:

$$p(\theta, y) = p(\theta)p(y|\theta). \qquad \ldots(5)$$

sedangkan distribusi marginal $y$ dapat dihitung dengan:

$$p(y) = \begin{cases} \int p(y,\theta)d\theta = \int p(y)p(\theta|y)d\theta, & \theta\ kontinu \\ \sum_{\theta} p(y,\theta) = \sum_{\theta} p(y)p(\theta|y), & \theta\ diskrit \end{cases}$$

sehingga persamaan (2.4) dapat dinyatakan sebagai

$$p(\theta|y) = \frac{p(\theta)p(y|\theta)}{p(y)} \qquad \ldots(6)$$

Distribusi parameter $\theta$ yaitu $p(\theta)$ disebut sebagai prior, dan $p(y|\theta)$ sebagai distribusi sampling atau likelihood yang merupakan fungsi parameter dari $\theta$. Karena $p(y)$ dalam Persamaan (2.5) tidak tergantung pada $\theta$, maka $\frac{1}{p(y)}$ dapat dianggap konstan, misalkan $C$, maka persamaan (2.5) dapat ditulis menjadi

$$p(\theta|y) = C\, p(\theta)\, p(y|\theta)$$
$$p(\theta|y) \propto p(\theta)\, p(y|\theta) \qquad \ldots(7)$$

### 3.2. Penerapan MCMC dengan *Gibbs Sampling*

Penerapan MCMC dengan *Gibbs Sampling* dilakukan untuk mendapatkan hasil estimasi dari ditribusi posterior pada masing-masing parameter yang tidak diketahui termasuk variabel laten. Untuk mendapatkan karakteristik dari distribusi posterior diperlukan observasi yang cukup. Untuk itu, dibangkitkan sejumlah observasi sedemikian rupa sehingga distribusi empiris dari observasi yang dihasilkan mendekati distribusi yang sebenarnya.

$\mathbf{Y} = (\boldsymbol{y}_1, \ldots, \boldsymbol{y}_n)$ merupakan matriks data, $\boldsymbol{\Omega} = (\boldsymbol{\omega}_1, \ldots, \boldsymbol{\omega}_n)$ merupakan matriks variabel laten dan θ merupakan matriks vektor yang terdiri dari parameter yang tidak diketahui, yaitu $\boldsymbol{\Lambda} = [\boldsymbol{\Lambda}_{\boldsymbol{x}}, \boldsymbol{\Lambda}_{\boldsymbol{y}}]$, $\boldsymbol{\Lambda}_{\boldsymbol{\omega}} = [\mathbf{B}, \boldsymbol{\Gamma}]$, $\boldsymbol{\Theta} = [\boldsymbol{\Theta}_{\boldsymbol{\delta}}, \boldsymbol{\Theta}_{\boldsymbol{\varepsilon}}]$, $\boldsymbol{\Psi}$, $\boldsymbol{\Phi}$. Adapun tahapan *Gibbs Sampling* dalam membangkitkan distribusi posterior adalah sebagai berikut:

1. Mengambil suatu inisialisasi $\boldsymbol{\Lambda}^{(0)}, \boldsymbol{\Theta}^{(0)}, \boldsymbol{\Lambda}_{\omega}^{(0)}, \boldsymbol{\Psi}^{(0)}, \boldsymbol{\Phi}^{(0)}$
2. Bangkitkan nilai $\boldsymbol{\Omega}^{(j+1)}$ dari $p(\boldsymbol{\Omega}|\boldsymbol{Y}, \boldsymbol{\Lambda}^{(j)}, \Theta^{(j)}, \boldsymbol{\Sigma}_{\boldsymbol{\omega}}^{(j)})$
   a. Menggunakan nilai $\boldsymbol{\Omega}^{(j+1)}$ yang telah diperoleh untuk membangkitkan nilai $\Theta_k^{(j+1)}$ dari $p\left(\Theta_k^{-1}\middle|\boldsymbol{\Omega}^{(j+1)}, \mathbf{Y}_{\boldsymbol{k}}\right)$ dan nilai $\Psi_l^{(j+1)}$ dari $p\left(\Psi_l^{-1}\middle|\boldsymbol{\eta}_l{}^{(j+1)}\right)$, dan nilai $\boldsymbol{\Phi}^{(j+1)}$ dari $p\left(\boldsymbol{\Phi}\middle|\boldsymbol{\xi}^{(j+1)}\right)$
   b. Menggunakan nilai $\Theta_k^{(j+1)}$ dan $\boldsymbol{\Omega}^{(j+1)}$ untuk membangkitkan nilai $\boldsymbol{\Lambda}_{\boldsymbol{k}}^{(j+1)}$ dari $p(\boldsymbol{\Lambda}_k|\boldsymbol{\Omega}^{(j+1)}, \Theta_k^{(j+1)}, \boldsymbol{Y})$
   c. Menggunakan nilai $\Psi_l^{(j+1)}$ dan $\boldsymbol{\Omega}^{(j+1)}$ untuk membangkitkan nilai $\boldsymbol{\Lambda}_{\omega l}^{(j+1)}$ dari $p\left(\boldsymbol{\Lambda}_{\omega l}\middle|\boldsymbol{\eta}_l{}^{(j+1)}, \Psi_l^{(j+1)}\right)$

   dengan j=1,...........T merupakan banyaknya iterasi. Estimasi Bayesian diperoleh dari :

$$\hat{\theta} = T^{-1} \sum_{j=1}^{T} \theta^j \qquad \ldots (8)$$

$$\widehat{Var}(\theta|Y) = (T-1)^{-1} \sum_{j=1}^{T} \left(\theta^j - \hat{\theta}\right)\left(\theta^j - \hat{\theta}\right)^T \qquad \ldots (9)$$

dan untuk vektor variabel laten , estimasi Bayesian dapat diperoleh melalui:

$$\widehat{\omega}_i = T^{-1} \sum_{j=1}^{T} \omega_i{}^j \qquad \ldots(10)$$

$$\widehat{Var}(\omega_i|Y) = (T-1)^{-1} \sum_{j=1}^{T} \left(\omega_i{}^j - \widehat{\omega}_i\right)\left(\omega_i{}^j - \widehat{\omega}_i\right)^T \qquad \ldots(11)$$

## 4. Hasil dan Pembahasan

Responden yang digunakan dalam penelitian ini adalah karyawan tetap di Universitas Bina Darma Palembang, yang berjumlah 40 orang. Analisis dalam penelitian ini menggunakan bantuan paket program WinBugs melalui algoritma *Gibbs Sampler*. Data yang digunakan adalah data kontinu berdistribusi normal yang telah distandarisasi. Proses simulai dilakukan sebanyak 10.000 iterasi. Distribusi *prior* yang digunakan dalam penelitian ini disajikan dalam Tabel 4.1.

**Tabel 4.1** Prior yang Digunakan dalam Estimasi Parameter

| **Parameter Model** |
|---|
| $\beta_{2,1} \sim Normal(0{,}56; \psi)$<br>$\gamma_{1,1} \sim Normal(0{,}73, \psi)$<br>$\gamma_{2,1} \sim Normal(0{,}73; \psi)$<br>$\gamma_{1,2} \sim Normal(0{,}73; \psi)$<br>$\gamma_{2,2} \sim Normal(0{,}73; \psi)$<br>$[\boldsymbol{\Lambda_x} \mid \theta_\delta] \sim Normal[0{,}76;\ \theta_\delta]$<br>$[\boldsymbol{\Lambda_y} \mid \theta_\varepsilon] \sim Normal[0{,}76;\ \theta_\varepsilon]$<br>$\boldsymbol{\Theta_\delta}$~Invers Gamma(9,4)<br>$\boldsymbol{\Theta_\varepsilon}$~Invers Gamma(9,4)<br>$\boldsymbol{\psi}$ ~ Invers Gamma (9,4 ) |

### 4.1. Pemeriksaan Konvergensi Algoritma dalam Proses Simulasi MCMC

Hasil estimasi parameter pada Bayesian terlebih dahulu perlu dilakukan pemeriksaan konvergensi algoritma penaksir parameter model dalam proses simulasi MCMC. Pemeriksaan konvergensi dilakukan dengan uji konvergenitas Gelman-Rubin seperti Tabel 4.2.

**Tabel 4.2** Nilai PSR Ratio Konvergensi

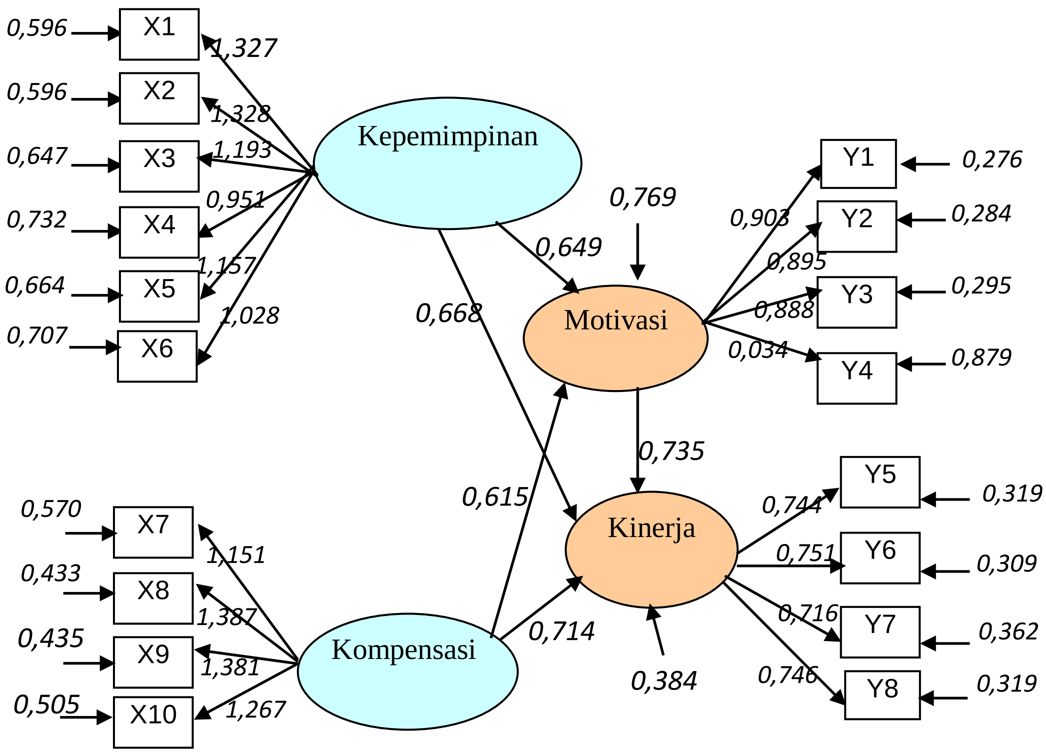
| **Parameter** | **PSR Ratio** | **Parameter** | **PSR Ratio** |
|---|---|---|---|
| $\boldsymbol{\beta_{21}}$ | 1,063 | $\boldsymbol{\lambda^x_{82}}$ | 1,002 |
| $\boldsymbol{\gamma_{11}}$ | 1,085 | $\boldsymbol{\lambda^x_{92}}$ | 1,001 |
| $\boldsymbol{\gamma_{12}}$ | 1,093 | $\boldsymbol{\lambda^x_{102}}$ | 1,000 |
| $\boldsymbol{\gamma_{21}}$ | 1,108 | $\boldsymbol{\lambda^y_{11}}$ | 1,001 |
| $\boldsymbol{\gamma_{22}}$ | 1,056 | $\boldsymbol{\lambda^y_{21}}$ | 1,001 |
| $\boldsymbol{\lambda^x_{11}}$ | 1,009 | $\boldsymbol{\lambda^y_{31}}$ | 0,999 |
| $\boldsymbol{\lambda^x_{21}}$ | 1,012 | $\boldsymbol{\lambda^y_{41}}$ | 1,001 |
| $\boldsymbol{\lambda^x_{31}}$ | 1,014 | $\boldsymbol{\lambda^y_{52}}$ | 1,086 |
| $\boldsymbol{\lambda^x_{41}}$ | 1,011 | $\boldsymbol{\lambda^y_{62}}$ | 1,088 |
| $\boldsymbol{\lambda^x_{51}}$ | 1,015 | $\boldsymbol{\lambda^y_{72}}$ | 1,084 |
| $\boldsymbol{\lambda^x_{61}}$ | 1,001 | $\boldsymbol{\lambda^y_{82}}$ | 1,079 |
| $\boldsymbol{\lambda^x_{72}}$ | 0,999 | | |

Sumber: Hasil Olah Data Penelitian, 2014.

Berdasarkan Tabel 4.2, dapat dilihat bahwa semua nilai *potential scale reduction* (PSR) dari uji konvergenitas Gelman-Rubin menghasilkan nilai kurang dari 1,2, sehinga skema sampling MCMC dalam melakukan penaksiran parameter telah konvergen.

### 4.2. Estimasi Parameter Model Persamaan Struktural

Hasil estimasi parameter dalam model persamaan struktural dengan menggunakan data standarisasi dapat dilihat pada Gambar 4.1




**Gambar 4.3.** Hasil SEM untuk Kinerja Pegawai Universitas Bina Darma Palembang

Berdasarkan Gambar 4.1, maka persamaan pengukuran dan persamaan struktural yang didapatkan adalah sebagai berikut:

1. Matriks persamaan pengukuran variabel eksogen

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \\ x_6 \\ x_7 \\ x_8 \\ x_9 \\ x_{10} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1{,}327 & 0 \\ 1{,}328 & 0 \\ 1{,}193 & 0 \\ 0{,}951 & 0 \\ 1{,}157 & 0 \\ 1{,}028 & 0 \\ 0 & 1{,}151 \\ 0 & 1{,}387 \\ 0 & 1{,}381 \\ 0 & 1{,}267 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0{,}596 \\ 0{,}596 \\ 0{,}647 \\ 0{,}732 \\ 0{,}664 \\ 0{,}707 \\ 0{,}570 \\ 0{,}433 \\ 0{,}435 \\ 0{,}505 \end{bmatrix}$$

2. Matriks persamaan pengukuran variabel endogen

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \\ y_5 \\ y_6 \\ y_7 \\ y_8 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0{,}903 & 0 \\ 0{,}895 & 0 \\ 0{,}888 & 0 \\ -0{,}034 & 0 \\ 0 & 0{,}744 \\ 0 & 0{,}751 \\ 0 & 0{,}716 \\ 0 & 0{,}746 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0{,}276 \\ 0{,}284 \\ 0{,}295 \\ 0{,}879 \\ 0{,}319 \\ 0{,}309 \\ 0{,}363 \\ 0{,}319 \end{bmatrix}$$

3. Matriks persamaan struktural

$$\begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0{,}735 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0{,}649 & 0{,}668 \\ 0{,}649 & 0{,}714 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0{,}769 \\ 0{,}384 \end{bmatrix}$$

Berdasarkan Gambar 4.1, pengaruh langsung kepemimpinan dan kompensasi terhadap motivasi kerja dapat disimpulkan bahwa kepemimpinan memiliki pengaruh langsung lebih besar (sebesar 0,649) daripada pengaruh langsung kompensasi terhadap motivasi kerja (hanya sebesar 0,615). Hasil perhitungan pengaruh langsung kepemimpinan, kompensasi dan motivasi kerja terhadap kinerja dapat disimpulkan bahwa motivasi kerja memiliki pengaruh langsung yang paling besar terhadap kinerja (sebesar 0,735) daripada pengaruh langsung kompensasi (sebesar 0,714) atau kepemimpinan (sebesar 0,668) terhadap kinerja.

**4.3. Pemeriksaan Kecocokan Model dan Ketepatan Estimasi Parameter**

Uji kecocokan model model (*goodness of fit*) pada SEM Bayesian dilakukan dengan melihat nilai *Posterior Predictive p-value* (PPP). Berdasarkan hasil output WinBugs, nilai *posterior redictive p-value* yang dihasilkan pada model adalah sebesar 0,4458. Karena nila dari nilai *posterior redictive p-value* mendekati 0.5 maka $H_0$ diterima artinya model yang dihasilkan merupakan model yang *fit* atau cocok.

Salah satu cara untuk memeriksa ketepatan estimasi parameter pada SEM Bayesian adalah dengan melihat nilai *MC Error* yang dihasilkan, dimana semakin kecil nilai *MC error* atau semakin mendekati nol maka hasil estimasi parameter semakin baik. Nilai *MC Error* pada masing-masing parameter dapat dilihat pada Tabel 4.3.

Berdasarkan Tabel 4.3 terlihat bahwa nilai *MC error* dari semua parameter pada model persamaan struktural sangat kecil atau mendekati mendekati nlai 0 (nol), sehingga hasil estimasi parameter yang dihasilkan merupakan hasil estimasi parameter yang baik.

**Tabel 4.3** Nilai *MC Error* pada masing-masing parameter

| Parameter | *MC_Error* | Parameter | *MC_Error* |
|---|---|---|---|
| $\boldsymbol{\beta_{21}}$ | 0,0038 | $\boldsymbol{\lambda^x_{82}}$ | 0,0026 |
| $\boldsymbol{\gamma_{11}}$ | 0,0041 | $\boldsymbol{\lambda^x_{92}}$ | 0,0025 |
| $\boldsymbol{\gamma_{12}}$ | 0,0035 | $\boldsymbol{\lambda^x_{102}}$ | 0,0026 |
| $\boldsymbol{\gamma_{21}}$ | 0,0030 | $\boldsymbol{\lambda^y_{11}}$ | 0,0025 |
| $\boldsymbol{\gamma_{22}}$ | 0,0033 | $\boldsymbol{\lambda^y_{21}}$ | 0,0024 |
| $\boldsymbol{\lambda^x_{11}}$ | 0,0025 | $\boldsymbol{\lambda^y_{31}}$ | 0,0025 |
| $\boldsymbol{\lambda^x_{21}}$ | 0,0026 | $\boldsymbol{\lambda^y_{41}}$ | 0,0013 |
| $\boldsymbol{\lambda^x_{31}}$ | 0,0028 | $\boldsymbol{\lambda^y_{52}}$ | 0,0027 |
| $\boldsymbol{\lambda^x_{41}}$ | 0,0029 | $\boldsymbol{\lambda^y_{62}}$ | 0,0028 |
| $\boldsymbol{\lambda^x_{51}}$ | 0,0031 | $\boldsymbol{\lambda^y_{72}}$ | 0,0029 |
| $\boldsymbol{\lambda^x_{61}}$ | 0,0029 | $\boldsymbol{\lambda^y_{82}}$ | 0,0029 |
| $\boldsymbol{\lambda^x_{72}}$ | 0,0026 | | |

## 5. Saran

Dalam penelitian ini, sebaran data hasil survei diasumsikan berdistribusi normal dengan penambahan threshold sebagai pembatas antar kategori. Untuk penelitian selanjutnya disarankan distribusi sebaran data disesuaikan dengan distribusi data yang sesungguhnya. Dan disarankan juga untuk membandingkan metode SEM melalui pendekatan Bayesian dengan pendekatan alternatif lainnya seperti *Partial Least Square* (PLS), mengingat PLS juga *adaptable* dengan sampel kecil.

## 6. Ucapan Terimakasih

Penulis menyadari sepenuhnya bahwa berkat rahmat Allah Ta'ala, serta bimbingan, bantuan, doa dan dorongan dari berbagai pihak penulis dapat menyelesaikan karya ilmih ini dengan baik. Untuk itu, penulis sampaikan ucapan terima kasih yang tulus dan penghargaan yang sebesar-besarnya kepada: Program Beasiswa Unggulan DIKTI, Bapak Dr. Jadi Suprijadi, DEA selaku dosen pembimbing utama dan Zulhanif, S.Si, M.Sc selaku dosen pembimbing pendamping yang telah banyak memberikan arahan dan bimbingan kepada penulis hingga karya ilmiah ini dapat diselesaikan dengan baik.

## 7. Daftar Pustaka

Berger, James. O., 1985, *Statistical Decision Theory and Bayesian Analysis 2nd Edition*, Springer Verlag, New York.

Bollen, K. A., 1989, *Structural Equation with Latent Variables,* Dept. Of Sociology The University of North Carolina, Chapel Hill North Carolina.

Box, G. E. P., and Tiao, G. C., 1973, *Bayesian Inference in Statistical Analysis*. New York.Willey Classics.

Ghozali, Imam., 2008, *Structural Equation Modeling, Metode Atlernatif dengan Partial Least Square Edisi 2*, Badan Penerbit Universitas Diponegoro, Semarang.

Hair, F.Joseph., E. Anderson, Rolph., L. Tatham, Ronald., & C. Black, William., 1998, *Multivariate Data Analysis, International Edition 5th Edition*, New Jersey: Prentice - Hall International, Inc

Lee, S.Y., 2007, *Structural Equation Modeling: A Bayesian Approach*. John Wiley & Sons, Ltd.

Novitasari, Elva., 2010, *Model Persamaan Struktural dengan Estimasi Bayesian (Studi kasus loyalitas pelanggan SIMCARD)*, Skirpsi Program Studi Statistika Jurusan Matematika FMIPA, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta.

Susanto, J., 2012, *Pengaruh Kepemimpinan dan Kompensasi Terhadap Motivasi Kerja Serta Implikasinya Pada Kinerja Pengelola Unit-Unit Koperasi Kredit di Kota Palembang*, Disertasi Program Doktor Ilmu Manajemen Fakultas Ekonomi, Universitas Persada Indonesia Y.A.I, Jakarta.