

Pendekatan Sem Berbasis Komponen Menggunakan Generalised Structured Component Analysis (GSCA)

Indi Febriana Suhriani¹, Abdurakhman²

¹Program Studi S2 Matematika, Fakultas MIPA, Universitas Gadjah Mada

²Departmen Matematika, Fakultas MIPA, Universitas Gadjah Mada

Jl. Bulak Sumur, Yogyakarta, Indonesia, 55281

Email: indi.febriana@mail.ugm.ac.id, rachmanstst@ugm.ac.id

ABSTRAK

Structural Equation Modeling (SEM) merupakan teknik pengembangan statistik yang menggabungkan antara analisis faktor, analisis jalur dan analisis regresi yang bertujuan untuk mengukur hubungan antara peubah laten dan indikatornya. *SEMPartial Least Square (PLS)* dan *Generalized Structured Component Analysis (GSCA)* adalah *SEM* yang berbasis varian atau sering disebut juga berbasis komponen merupakan metode analisis yang *power.full*. Banyak asumsi *SEM* berbasis komponen bertujuan untuk mengembangkan teori atau membangun teori (orientasi prediksi), evaluasi *GSCA* dapat dilakukan dalam tiga tahap model pengukuran. Model struktural dan model keseluruhan. Tujuan penelitian ini adalah Menentukan prosedur model *GSCA*, Menentukan estimasi parameter dan mengimplementasikan menggunakan data tentang prestasi mahasiswa ditinjau dari karakteristik lingkungan kampus. Hasil dari penelitian ini adalah semua variabel indikator merupakan alat ukur yang valid dan reliabel untuk mengukur variabel latennya. Koefisien jalur dari sikap terhadap dosen dan motivasi sebesar 0.465 sehingga dapat disimpulkan bahwa, kualitas sikap terhadap dosen berpengaruh positif terhadap motivasi atau semakin tinggi sikap terhadap dosen maka motivasi mahasiswa juga semakin baik. Nilai FIT dan AFIT diatas 0.485 yang menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan sekitar 48.5% variasi dari data. Nilai FIT terkoreksi (AFIT) yang diperoleh juga menunjukkan hasil yang tidak jauh berbeda yaitu 0.474 yang menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan sekitar 47.4%.

Kata kunci: *Model, SEM, GSCA, Prestasi, Mahasiswa*

ABSTRACT

Structural Equation Modeling (SEM) is a statistical development technique that combines factor analysis, path analysis, and regression analysis which aims to measure the relationship between latent variables and indicators. *SEM Partial Least Square (PLS)* and *Generalized Structured Component Analysis (GSCA)* are *SEM* based on variants or often called component-based analysis methods that are full power. Many assumptions about component-based *SEM* aim to develop a theory or construct theory (predictive orientation), *GSCA* evaluation can be carried out in three stages of the measurement model. Structural model and overall model. The purpose of this study is to determine the procedure of the *GSCA* model, determine the parameter estimates and implement using data on student achievement in terms of the characteristics of the campus environment. The results of this study are all indicator variables are valid and reliable measuring instruments for measuring latent variables. The path coefficient of attitudes toward lecturers and motivation is 0.465 so that it can be concluded that, the quality of attitudes towards lecturers has a positive effect on motivation or the higher the attitude towards lecturers, the better the motivation of students. The FIT and AFIT values are above 0.485 which indicates that the model is able to explain about 48.5% of the variation in the data. The corrected FIT value (AFIT) obtained also shows results that are not much different, namely 0.474 which indicates that the model is able to explain about 47.4%.

Keywords: *Model, SEM, GSCA, Achievement, Students*

Pendahuluan

Structural Equation Modeling (SEM) merupakan teknik pengembangan statistik yang menggabungkan Antara analisa faktor, analisis jalur, dan analisis regresi. *SEM* bertujuan untuk mengukur

hubungan antara peubah laten dan indikatornya[1]. SEM menguji efek langsung dan tidak langsung pada hubungan kasual yang tidak diketahui sebelumnya[2]. Terdapat dua model komponen pada SEM, model yang pertama adalah model pengukuran dan model kedua adalah model structural. Model pengukuran menghubungkan peubah indikator dengan laten, sedangkan model struktural digunakan untuk mengetahui besaran pengaruh peubah eksogen terhadap peubah endogen secara langsung maupun secara tidak langsung[3]. Terdapat dua metode pendekatan SEM antara lain, *Covariance based SEM*(CBSEM) dan *variance based* (VBSEM) sering diistilahkan dengan berbasis komponen.

CBSEM sangat dipengaruhi oleh asumsi parametrik yang harus dipenuhi adalah variabel yang diobservasi memiliki *multivariate normal distribution* dan observasi harus independent satu dengan yang lainnya. Sampel yang kecil dapat memberikan hasil estimasi parameter dan model yang tidak baik, bahkan menghasilkan varian yang negatif sering disebut dengan istilah *Heywood case*[4]. CBSEM memiliki keterbatasan pada pengolahan data dengan jumlah sedikit, sehingga pendekatan SEM berbasis komponen menjadi alternative yang lebih baik. SEM berbasis komponen memiliki tujuan untuk mengembangkan teori atau membangun teori (orientasi prediksi). Perlu untuk dipahami bahwa, hubungan kausalitas tidak sama dengan gubungan prediktif. SEM berbasis komponen memiliki dua metode adalah *Partial Least Square* (PLS) dan *Generalized Structure Component Analysis* (GSCA). SEM PLS memiliki keterbatasan pada saat melakukan estimasi parameter karena tidak memiliki kriteria optimum global. Akibatnya PLS tidak memberikan jaminan solusi yang optimal serta sulit untuk menentukan uji kesesuaian model secara keseluruhan[5]. GSCA sebagai solusi dari kelemahan PLS. GSCA tetap mempertahankan kelebihan PLS yaitu dapat menghindari masalah asumsi parametrik serta dilengkapi dengan *overall goodness of fit*, oleh karena itu, penelitian ini memfokuskan analisis GSCA.

Terdapat beberapa penelitian terdahulu melakukan kajian terhadap implementasi PLS dan GSCA. Analisis model dengan PLS dan GSCA bertujuan untuk mengembangkan teori (orientasi prediksi). Penerapan SEM-PLS dan SEM-GESCA sebagai metode analisis struktural berbasis komponen telah dilakukan beberapa peneliti dalam menyelesaikan berbagai kasus[6]. Kriteria yang relevan tentang karakteristik data dan model. Model evaluasi dan pelaporan dengan mempertimbangkan tingkat kepentingan dari kriteria yang dianalisis, agar mendapatkan pengembangan penelitian akuntansi. Pada studi kasus Survei Sosial Ekonomi Nasional 2009 Provinsi Jawa Tengah dan data terkait lainnya. Hasil penelitian menunjukkan semua variabel indikator merupakan alat ukur yang valid dan reliable untuk mengukur variabel latennya. Kualitas kesehatan berpengaruh terhadap kualitas ekonomi, kualitas ekonomi berpengaruh terhadap kualitas SDM, kualitas kesehatan berpengaruh terhadap kemiskinan, kualitas ekonomi berpengaruh terhadap kemiskinan[7]. PLS dan GSCA dibandingkan untuk mendapatkan metode yang paling baik dalam hal konsistensi, akurat, dan estimasi untuk melakukan analisa data kesehatan wisatawan. Hasil penelitian menunjukkan SEM-GSCA lebih baik dibandingkan SEM-PLS dalam hal konsistensi, akurasi dan estimasi[8]. Pada penelitian ini melakukan penentuan menentukan estimasi parameter pada model GSCA. Mengimplementasikan model GSCA menggunakan data prestasi mahasiswa ditinjau dari karakteristik lingkungan kampus.

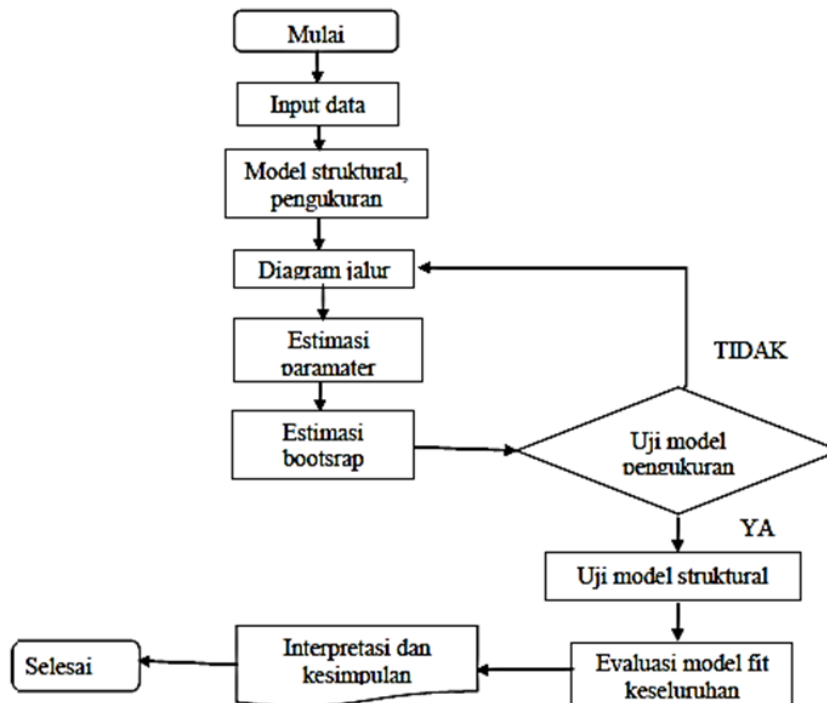
Metode dan Bahan Penelitian

Metode yang digunakan dalam penelitian ini merupakan studi literatur dengan langkah-langkah analisis SEM dengan GSCA adalah sebagai berikut:

1. Mendapatkan model berbasis konsep dan teori guna merancang model struktural dan model pengukuran.
2. Membuat diagram jalur (*diagram path*) yang menjelaskan pola hubungan antara variable laten dengan indikatornya.
3. Konversi diagram jalur kedalam persamaan.
4. Mengestimasi parameter yang terdiri dari estimasi bobot, estimasi faktor loading, estimasi koefisien jalur dan estimasi *bootstrap standard error*.
5. Menentukan koefisien parameter (*standard error*) dan nilai CR statistik dengan menggunakan metode *bootstrap*.
6. Menguji signifikansi parameter pada model struktural.

7. Menentukan *overall goodness fit model*.
8. Membuat kesimpulan.

Pada Gambar 1. Menunjukkan alur pada analisis *Structure Equation Modelling* dengan General Structure Component Analysis dibawah ini:



Gambar 1. Alur Pada Analisis SEM Dengan GSCA

Menurut Hwang dan Takane ketika parameter *GESCA* yang tidak diketahui ($V, W, dan A$) diestimasi sehingga nilai kuadrat terkecil semua eror (e_1) sekecil mungkin untuk semua observasi, dengan meminimumkan estimasi *least square* sebagai berikut[9].

$$h = \sum_{i=1}^n e_i e_i' = \sum_{i=1}^n (V'z - A'W'z)'(V'z - A'W'z) \quad (1)$$

Persamaan (1) dapat diringkas tanpa penjumlahan dan observasi sebanyak n sebagai berikut:

$$h = SS(ZV-ZWA) = SS(\Psi - \Gamma A) \quad (2)$$

Algoritma *Alternating Least Square* (ALS) yang digunakan dalam GSCA terdiri dari dua langkah. Langkah yang pertama, A diperbaharui dengan V dan W tetap. Langkah yang kedua, V dan W diperbaharui dengan A tetap. Untuk memperbaharui A pada langkah pertama, persamaan (2) dapat ditulis dalam bentuk:

$$h = SS(\text{vec}(\Psi) - \text{vec}(\Gamma A)) \quad (3)$$

Dengan $\text{vec}(X)$ adalah *supervector* yang dibentuk dengan menumpuk semua kolom X kedalam satu kolom. Algoritma yang digunakan untuk memperbaharui A :

1. Inisialisasi V dan W

2. Bentuk matriks $I \otimes \Gamma$, sehingga persamaan (3) menjadi:

$$\begin{aligned} h &= SS(\text{vec}(\Psi) - \text{vec}(\Gamma A)) \\ &= SS(\text{vec}(\Psi) - \text{vec}(\Gamma A I)) \\ &= SS(\text{vec}(\Psi) - (I' \otimes \Gamma)\text{vec}(A)) \\ &= SS(\text{vec}(\Psi) - (I \otimes \Gamma)\text{vec}(A)) \end{aligned}$$

3. Misalkan:

\mathbf{a} = vektor yang dibentuk melalui penghapusan elemen nol dari $\text{vec}(A)$,

Ω = matriks yang dibentuk melalui penghapusan kolom dari $I \otimes \Gamma$ yang terkait dengan elemen nol di dalam $\text{vec}(A)$, estimasi *least square* dari \mathbf{a} dengan \mathbf{V} dan \mathbf{W} yang tetap dinyatakan sebagai berikut:

$$\hat{\mathbf{a}} = (\Omega' \Omega)^{-1} \Omega' \text{vec}(\Psi) \quad (4)$$

4. Untuk memperbaharui A diperoleh dari \mathbf{a} . Diasumsikan bahwa $\Omega \Omega$ adalah nonsingular. Pada langkah kedua, matriks \mathbf{V} dan \mathbf{W} diperbaharui dengan matriks A tetap. Algoritma yang digunakan untuk memperbaharui matriks \mathbf{V} dan \mathbf{W} adalah sebagai berikut:

- Inisialisasi A dari matriks A yang telah diperbaharui.
- Bentuk Matriks S yang berisi parameter bobot yang telah diestimasi, dimana $s = v_p = w_q$ (yang menunjukkan kolom ke- p dan kolom ke- q di dalam \mathbf{V} dan \mathbf{W}).
- Definisikan $\Lambda = \mathbf{W}A$.
- Misalkan P dan Q adalah jumlah kolom yang berisi parameter yang akan diduga pada matriks \mathbf{V} dan \mathbf{W} . Misalkan U jumlah kolom yang sama pada matriks \mathbf{V} dan \mathbf{W} . Misalkan $K = P + Q - U$ Untuk memperbaharui semua parameter pada \mathbf{V} dan \mathbf{W} , maka persamaan (4) menjadi:

$$h = \sum_{k=1}^K SS((\beta \otimes Z) s_k - \text{vec}(Z \Delta)). \quad (5)$$

- e. Misalkan:

η_k = vektor yang dibentuk dengan menghilangkan setiap elemen nol pada s_k .

Π = matriks yang dibentuk melalui penghapusan kolom dari $\beta \otimes Z$ yang bersesuaian dengan elemen nol pada s_k

Maka estimasi *least square* dari η_k diperoleh sebagai berikut:

$$\eta_k = (\Pi' \Pi)^{-1} \Pi' \text{vec}(Z \Delta) \quad (6)$$

- Perbaharui s_k yang didapatkan dari η_k Kemudian, masukkan kedalam kolom pada matriks \mathbf{V} dan \mathbf{W} yang sesuai.
- Didapatkan \mathbf{V} dan \mathbf{W} baru

Dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah factor yang mempengaruhi prestasi mahasiswa ditinjau dari karakteristik lingkungan kampus studi kasus mahasiswa matematika fakultas MIPA Universitas Sumatera Utara. Dataset ini terdiri dari 100 responden dengan 15 indikator, empat diantaranya adalah variabel laten [10]. Model yang direpresentasikan dua variabel

eksogen yaitu sikap terhadap almamater (γ_1) dan sikap terhadap dosen (γ_2) dua variabel endogen motivasi (γ_3) dan prestasi (γ_4). Variabel laten eksogen dinyatakan sebagai sikap terhadap almamater (γ_1) terdiri dari lima indikator yaitu Keputusan memilih kampus (z_1), Keaktifan berorganisasi (z_2), Kelengkapan fasilitas ruang (z_3), Belajar Kelengkapan fasilitas Perpustakaan (z_4) dan Kelengkapan fasilitas laboratorium komputer (z_5). variabel laten eksogen sikap terhadap dosen (γ_2) terdiri dari lima indikator yaitu tingkat kesukaan mahasiswa terhadap dosen (z_6), Sistem pembelajaran dosen (z_7), Sistem pemberian nilai (z_8), Sistem penugasan (z_9) dan kedekatan terhadap dosen pembimbing (PA) (z_{10}). variabel laten endogen motivasi (γ_3) terdiri dari tiga indikator yaitu mendapatkan nilai yang baik (z_{11}), menyelesaikan studi tepat waktu (z_{12}) dan keinginan melanjutkan S2 (z_{13}). variabel laten endogen prestasi (γ_4) terdiri dari dua indikator yaitu IPK (z_{14}) dan prestasi lainnya (z_{15}). Hasil pengujian menggunakan program *GESCA* berikut ini model konstruksi SEM *GSCA*.

Hasil dan Pembahasan

Validitas konvergen dari model pengukuran dengan reflektif indikator dinilai berdasarkan nilai loading faktor masing masing indikator pembentuk peubah laten. Suatu peubah laten dinilai mempunyai validitas konvergen yang baik jika nilai loading faktornya lebih dari 0.5[11]. Berdasarkan analisis data dengan bantuan software *GSCA* diperoleh ringkasan hasil faktor loading yang disajikan dalam tabel 4.1 sebagai berikut.

Tabel 1. Estimasi parameter pada model pengukuran

Variable	Loading		
	Estimate	SE	CR
STA	AVE = 0.471, Alpha =0.709		
a1	0.575	0.085	6.74*
a2	0.483	0.102	4.73*
a3	0.788	0.038	20.5*
a4	0.774	0.042	18.46*
a5	0.756	0.046	16.31*
STD	AVE = 0.528, Alpha =0.770		
b6	0.636	0.073	8.71*
b7	0.788	0.039	20.34*
b8	0.805	0.034	23.97*
b9	0.721	0.064	11.18*
b10	0.667	0.056	11.88*
MO	AVE = 0.520, Alpha =0.534		
m1	0.725	0.071	10.28*
m2	0.577	0.142	4.07*
m3	0.837	0.040	20.94*
PRE	AVE = 0.743, Alpha =0.654		
p4	0.858	0.033	25.83*
p5	0.866	0.029	30.15*

Berdasarkan tabel 1. terlihat bahwa validitas konvergen untuk laten sikap terhadap almamater khususnya untuk indikator a2 tidak valid karena nilai faktor loadingnya sebesar 0.483 lebih kecil

dari 0.5. sebaiknya indikator a2 dieliminasi dari analisis. Validitas diskriminan untuk sikap terhadap dosen, motivasi dan prestasi baik karena nilai loading faktornya tidak ada yang lebih rendah dari 0.5 dan semua signifikan.

Validitas juga dapat dinilai dengan validitas diskriminan yaitu model pengukuran dengan reflektif indikator dinilai dengan membandingkan akar kuadrat dari AVE setiap laten dengan korelasi antara laten bersangkutan dengan laten lainnya dalam model. Jika nilai akar kuadrat AVE setiap laten lebih besar dari pada nilai korelasi laten antar laten lainnya dalam model, maka dikatakan nilai validitas diskriminan yang baik. Nilai akar kuadrat AVE secara berturut-turut adalah 0.686, 0.726, 0.721, 0.861, dimana nilai tersebut lebih besar daripada nilai korelasi antara variabel laten dengan variabel laten lainnya, hal ini menunjukkan bahwa model memiliki validitas diskriminan yang baik.

Nilai realibilitas komposit laten diukur dari cronbach alpha dan AVE. realibilitas yang baik kalau nilai nilai AVE ≥ 0.5 . realibilitas komposit dapat dilihat dengan AVE yang bernilai diatas 0.5. Sehingga dapat disimpulkan bahwa semua variabel reliable untuk variabel latennya.

Evaluasi Model Pengukuran

Tabel 2. Estimasi parameter pada model pengukuran setelah dieliminasi

Variable	Loading		
	Estimate	SE	CR
STA	AVE = 0.552, Alpha =0.720		
a1	0.571	0.094	6.05*
a3	0.799	0.042	19.17*
a4	0.788	0.041	19.31*
a5	0.789	0.038	20.84*
STD	AVE = 0.528, Alpha =0.770		
b6	0.639	0.081	7.87*
b7	0.787	0.036	22.15*
b8	0.805	0.036	22.39*
b9	0.718	0.053	13.56*
b10	0.668	0.071	9.44*
MO	AVE = 0.520, Alpha =0.534		
m1	0.726	0.063	11.6*
m2	0.579	0.126	4.58*
m3	0.835	0.036	23.1*
PRE	AVE = 0.743, Alpha =0.654		
p4	0.859	0.030	28.25*
p5	0.865	0.027	32.27*

Berdasarkan tabel 2. terlihat bahwa validitas konvergen untuk laten sikap terhadap almamater a2 dieliminasi semuanya memiliki validitas konvergen yang baik diatas 0.5 dan signifikan Sehingga dapat disimpulkan bahwa semua variabel indikator merupakan alat ukur yang valid dan reliable untuk variabel latennya.

Evaluasi Model Struktural

Berdasarkan tabel 3. terlihat bahwa tidak semua nilai CR signifikan secara statistik, koefisien jalur antara kualitas sikap terhadap almamater dan motivasi, sikap terhadap almamater dan prestasi, sikap terhadap dosen dan prestasi, motivasi dan prestasi tidak signifikan secara

statistik dan nilai koefisien parameternya berurut turut sangat kecil (0.163, 0.083, 0.164 dan 0.052) sehingga jalur antara sikap terhadap almamater dan motivasi, sikap terhadap almamater dan prestasi, sikap terhadap dosen dan prestasi, motivasi dieliminasi dari model. model yang baru (model 2) didapatkan dengan menghilangkan jalur yang tidak signifikan secara statistik, dan kemudian dilakukan proses estimasi dan evaluasi untuk model struktural kembali.

Tabel 3. Estimasi parameter pada model struktural

Path Coefficients			
	Estimate	SE	CR
STA->MO	0.163	0.117	1.4
STA->PRE	0.083	0.159	0.52
STD->MO	0.390	0.124	3.15*
STD->PRE	0.164	0.153	1.07
MO->PRE	0.052	0.124	0.42

Evaluasi untuk model pengukuran baru (model 2) tidak terdapat banyak perubahan dan untuk evaluasi model struktural terlihat bahwa semua koefisien jalur telah signifikan secara statistik. Evaluasi model struktural untuk model 2 terlihat seperti pada tabel 4 dibawah ini. Koefisien jalur dari sikap terhadap dosen dan motivasi sebesar 0.465 sehingga dapat disimpulkan bahwa kualitas sikap terhadap dosen berpengaruh positif terhadap motivasi atau semakin tinggi sikap terhadap dosen maka motivasi mahasiswa juga semakin baik.

Tabel 4. Estimasi parameter pada model structural Model 2

Path Coefficients			
	Estimate	SE	CR
STD->MO	0.465	0.084	5.54*

Evaluasi Model Keseluruhan

Evaluasi model secara keseluruhan untuk model baru (model 2) dapat dilihat dari pengujian model fit nya seperti ditunjukkan oleh table 5 di bawah. Penelitian ini digunakan FIT dan AFIT. Terlihat bahwa nilai FIT dan AFIT diatas 0.485 yang menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan sekitar 48.5% variasi dari data. Nilai FIT terkoreksi (AFIT) yang diperoleh juga menunjukkan hasil yang tidak jauh berbeda yaitu 0.474 yang menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan sekitar 47.4%. Tingkat kecocokan model yang dihasilkan adalah terdapat 2 ukuran yang mengatakan bahwa model baik sehingga dapat disimpulkan bahwa model yang digunakan baik. Pada model ini terdapat sebanyak 30 parameter yang diestimasi.

Tabel 5. Estimasi model fit pada model Model 2

Model Fit	
FIT	0.485
AFIT	0.474

Kesimpulan

Berdasarkan hasil studi literatur dan studi kasus pada bab-bab sebelumnya, dapat diperoleh kesimpulan sebagai berikut :

1. Bentuk umum model *Generalized Structured Component Analysis* (GSCA) dapat dinyatakan sebagai $z = A'W'z + e$. estimasi parameter GSCA dilakukan menggunakan Alternating Least Square (ALS) yang prosedurnya dapat dilakukan dua tahap dan evaluasi model GSCA dapat dilakukan dalam tiga tahap model pengukuran, Model struktural dan model keseluruhan.

2. Model pengukuran berbentuk reflektif, maka evaluasi model dilakukan dengan melihat validitas konvergen, validitas diskriminan, dan reliabilitas komposit. Data diatas dapat disimpulkan bahwa semua variabel indikator merupakan alat ukur yang valid dan reliable untuk variabel latennya.
3. Koefisien jalur dari sikap terhadap dosen dan motivasi sebesar 0.465 sehingga dapat disimpulkan bahwa kualitas sikap terhadap dosen berpengaruh positif terhadap motivasi atau semakin tinggi sikap terhadap dosen maka motivasi mahasiswa juga semakin baik
4. Nilai FIT dan AFIT diatas 0.485 yang menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan sekitar 48.5% variasi dari data. Nilai FIT terkoreksi (AFIT) yang diperoleh juga menunjukkan hasil yang tidak jauh berbeda yaitu 0.474 yang menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan sekitar 47.4%. Tingkat kecocokan model yang dihasilkan adalah terdapat 2 ukuran yang mengatakan bahwa model baik sehingga dapat disimpulkan bahwa model yang digunakan baik.

DAFTAR PUSATAKA

- [1] J. Hox and T. Bechger, "An Introduction to Structural Equation Modeling," *Family Science Review*, vol. 1, no. 1, pp. 359-373, 1999.
- [2] Jia and F. , Method for Handling Missing Non-Normal Data in Structur Equation Modeling, Kansas: University of Kansas, 2016.
- [3] B. Byrne, Structural Equation Modeling with AMOS, London: Taylor & Francis Group, 2010.
- [4] C. Chow and P. Bentler, Estimate and Test in Structural Equation Modeling, Newbury Park: Park CA Sage, 1985.
- [5] H. Huang and Y. Takane, "Generalized Structured Component Analysis Multilevel," *Psychometrika*, vol. 1, no. 1, pp. 1-27, 2004.
- [6] C. Nitzl, "The use of partial least squares structural equation modelling in management accounting," *Journal of Accounting Literature*, vol. 25, no. 1, pp. 19-35, 2016.
- [7] D. Ekasari and S. Sunaryo, Pemodelan SEM dengan Generalized Structured Component Analysisi, Surabaya: ITS Library, 2012.
- [8] A. Afthanoran and Z. Awang, "A Comparative Study Between GSCA-SEM and PLS-SEM," *MJ JOURNAL on Statistic and Probability*, vol. 1, no. 1, pp. 63-72, 2016.
- [9] H. Huang and Y. Takane, Generalized Structured Component Analysis: A Componen-Based Approach to Structural Equation Modeling, USA: CRC Press, 2014.
- [10] T. Islamina, Metode Structural Equation Model (SEM) dalam Menganalisis Faktor yang Mempengaruhi Prestasi Mahasiswa Ditinjau dari Karakteristik Lingkungan Kampus, Medan: USU, 2017.
- [11] W. Chin and G. Marcolides, The Partial Least Square to Structural Equation Modeling: Modern Methode for Business Resarch, California: LA Wrence Erlbaum Associate, 1988.
- [12] C. Nitzl, "The use of partial least squares structural equation modelling (PLS-SEM) in management accounting research: Directions for future theory development," *Journal of Accounting Literature*, vol. 37, no. 1, pp. 19-35, 2016.
- [13] D. F. Ekasari and S. Sunaryo, "Pemodelan SEM Dengan Generalized Structured Component Analysis GSCA Studikasuk Penentuan Struktur Model Kemiskinan," *Journal Statistika*, vol. 1, no. 1, pp. 1-11, 2012.
- [14] A. Afthanorhan and Z. Awang, "A comparative study between GSCA-SEM and PLS-SEM," *MJ Journal on Statistics and Probability*, vol. 1, no. 1, pp. 63-72, 2016.