
MAMMOGRAPHY SCREENING PADA KANKER PAYUDARA DENGAN *GENERALIZED STRUCTURED COMPONENT ANALYSIS*

Indah Manfaati Nur

Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Muhammadiyah Semarang
Alamat e-mail : indah.manfaati.nur@gmail.com

ABSTRAK

Kanker merupakan salah satu jenis penyakit tidak menular yang paling banyak menyebabkan kematian di seluruh dunia. Kementerian kesehatan RI (2008) mencatat bahwa Kanker Payudara dan Kanker Leher Rahim merupakan salah satu masalah utama kesehatan perempuan di dunia, terutama di negara berkembang seperti Indonesia, dan salah satu alasan semakin berkembangnya kanker tersebut disebabkan oleh rendahnya upaya deteksi dini atau *screening*. Pada saat ini, mammografi masih menjadi standar paling efektif untuk *screening* dini kanker payudara. Beberapa faktor yang digunakan untuk pemeriksaan mammografi merupakan *unobserved variable*, karena tidak dapat diukur secara langsung dan masing-masing memiliki indikator untuk mengukurnya. Oleh karena itu, teknik analisis yang dipilih adalah menggunakan pemodelan persamaan struktural. *Generalized Structure Component Analysis* (GSCA) merupakan salah satu pendekatan dalam *Component Based Structured Analysis*, yang merupakan pengembangan lebih lanjut dari pemodelan dengan menggunakan pendekatan *Partial Least Square* (PLS) [6]. hal ini dikarenakan GSCA menggunakan algoritma *Alternating Least Square* (ALS) sedangkan PLS menggunakan algoritma *Fixed Point*. Kegunaan GSCA adalah untuk mendapatkan model struktural yang *powerfull* guna tujuan prediksi. Jika model struktural dirancang tanpa mendasarkan landasan teori yang kuat dan aplikasi GSCA adalah dalam kerangka *model building*, model hasil analisis lebih diutamakan untuk tujuan prediksi. Tujuan pertama penelitian ini yaitu untuk menduga parameter menggunakan pendekatan GSCA dan mengetahui pengaruh antar faktor dalam variabel laten pada proses skrining mammografi menggunakan pendekatan GSCA. Hasil analisis menunjukkan bahwa nilai signifikansi parameter model terlihat bahwa hampir semua nilai *loading factor* signifikan secara statistik, dengan taraf signifikansi 0,05 (nilai t hitung $\geq t$ -tabel_($\alpha/2$;n-1) = 2,023), kecuali pada konstruk BIRADS C-2. Composite reliability dan AVE menunjukkan bahwa seluruh konstruk memiliki reliabilitas yang baik terlihat dari nilai *composite reliability* semua diatas 0,70 dan semua nilai AVE semua diatas 0,5. Selain itu masing-masing konstruk memiliki *discriminant validity* yang baik, terlihat nilai akar AVE lebih tinggi dari nilai korelasi antar konstruk. Pada analisis pengaruh antar faktor dalam variabel laten, terbukti bahwa variabel eksogen memiliki pengaruh signifikan terhadap variabel endogen.

Kata Kunci : Kanker Payudara, Mammografi, *Generalized Structure Component Analysis* (GSCA)

PENDAHULUAN

Kanker termasuk salah satu penyebab utama kematian di seluruh dunia, dan fakta

menunjukkan bahwa jumlah kasus terus meningkat dari tahun ke tahun. Di regional Asia Tenggara, kanker membunuh lebih dari 1,1 juta orang setiap tahun. WHO

memperkirakan pada tahun 2030, kanker akan menjadi penyebab kematian tertinggi di Indonesia.

Sementara itu, berdasarkan Sistem Informasi Rumah Sakit (SIRS) pada tahun 2010 kanker payudara dan kanker leher rahim merupakan jenis kanker tertinggi pada pasien rawat inap maupun rawat jalan di seluruh RS di Indonesia, dengan proporsi sebesar 28,7% untuk kanker payudara. Menyikapi fenomena tersebut, upaya promotif-preventif untuk dapat menekan terjadinya kanker terus dilakukan. Salah satunya dengan upaya deteksi sedini mungkin untuk meningkatkan kesempatan penderita untuk bertahan hidup.

Pada saat ini, mammografi masih menjadi standar paling efektif untuk *screening* dini kanker payudara. Mammografi adalah proses pemeriksaan payudara manusia menggunakan sinar X dosis rendah (umumnya berkisar 0,7 mSv). Mammografi digunakan untuk melihat beberapa tipe tumor dan kista, dan telah terbukti dapat mengurangi mortalitas akibat kanker payudara. Faktor-faktor yang dapat dilihat pada saat pemeriksaan mammografi antara lain :

1. *Intermediate Findings*

Variabel yang menjelaskan keadaan sel atau jaringan yang terdapat dalam payudara, dimana variabel ini terdiri dari lima indikator yaitu *well defined*, *developing*, *architectural*, *skin thickening*, dan *asymetry*. Seorang wanita yang melakukan pemeriksaan mamografi memungkinkan untuk memiliki lebih dari satu indikator atau tidak sama sekali pada variabel ini

2. *Suspicious for Malignancy*

Variabel yang menjelaskan bentuk tumor yang terdapat dalam payudara atau tanda-tanda keganasan yang terlihat pada payudara, dimana variabel ini terdiri dari tiga indikator yaitu *mass*, *calcification*, dan *speculated sign*.

3. *BIRADS Category*

Breast Imaging Reporting and Data System (BIRADS) digunakan untuk memprediksi tingkat keganasan pasien kanker payudara dalam skrining mamografi. Adapun kategori BIRADS adalah sebagai berikut:

C-0 : perlu pemeriksaan lanjut

C-1 : normal

C-2 : kelainan jinak

C-3 : kelainan yang mungkin jinak, disarankan untuk evaluasi ketat

C-4 : kelainan yang mungkin mengarah keganasan

C-5 : sangat mungkin ganas

4. *Position*

Akan dilihat letak dimana ada perubahan yang tidak wajar pada payudara kanan atau payudara kiri. Prediksi malignansi dapat dipermudah dengan menerapkan kategori BIRADS (*Breast Imaging Reporting and Data System*).

Beberapa faktor yang digunakan untuk pemeriksaan mammografi merupakan *unobserved variable*, karena tidak dapat diukur secara langsung dan masing-masing memiliki indikator untuk mengukurnya. Oleh karena itu, teknik analisis yang dipilih adalah menggunakan pemodelan persamaan struktural. Pemodelan persamaan struktural pada umumnya banyak digunakan untuk penelitian yang melibatkan banyak variabel dengan tingkat kompleksitas tinggi, baik *observed variable* maupun *unobserved variable*.

Ada dua pendekatan dalam Analisis Pemodelan Persamaan *Structural* yaitu *Covariance Based* dan *Component Based*. Pada *Component Based SEM* ada dua pendekatan yang digunakan, yaitu *Partial Least Square* (PLS) dan *Generalized Structure Component Analysis* (GSCA)^[1]. *Generalized Structure Component Analysis* (GSCA) adalah metode yang dikembangkan oleh Hwang dan Takane (2004) yang merupakan pengembangan lebih lanjut dari pemodelan dengan menggunakan pendekatan *Partial Least Square*, hal ini dikarenakan GSCA

menggunakan algoritma *Alternating Least Square* (ALS) sedangkan PLS menggunakan algoritma *Fixed Point*.

Kegunaan GSCA adalah untuk mendapatkan model struktural yang *powerfull* guna tujuan prediksi. Jika model struktural dirancang tanpa mendasarkan landasan teori yang kuat dan aplikasi GSCA adalah dalam kerangka *model building*, model hasil analisis lebih diutamakan untuk tujuan prediksi. Pada GSCA diperlukan spesifikasi model pengukuran (refleksif atau formatif) dan model struktural. Kedua sub model tersebut diintegrasikan ke dalam sebuah persamaan aljabar, kemudian dilakukan pendugaan parameter. Pendugaan parameter GSCA memiliki satu kriteria tunggal secara konsisten yaitu meminimumkan residual dari model terintegrasi tersebut. Dengan demikian analisis GSCA memiliki kriteria global optimasi sehingga dapat memberikan kesesuaian model secara global (keseluruhan).

GSCA dipandang sebagai pendekatan *component based* dimana variabel laten didefinisikan sebagai komposit tertimbang dari variabel yang diobservasi, seperti yang ditunjukkan pada persamaan berikut :

$$\gamma_i = Wz_i$$

Dimana z_i dan γ_i adalah J dengan vektor 1 variabel *observed* dan d dengan 1 vektor variabel laten/konstruk untuk diobservasi ($i = 1, 2, 3, \dots, j$). Sedangkan W adalah komponen matriks yang terdiri dari *component weight*.

Seperti pemodelan persamaan *structural* pada umumnya, GSCA juga meliputi *measurement model* dan *structural model*. *Measurement model* mendeskripsikan hubungan antara indikator dengan konstruk, sedangkan *structural model* menghubungkan antar konstruk.

Secara matematis, *measurement model* dapat dituliskan sebagai berikut :

$$z_i = C\gamma_i + \varepsilon_i$$

Dimana C adalah J dengan d matriks loading, ε_i dan J dengan 1 vektor residual untuk z_i .

Sedangkan *structural* model dinyatakan seperti persamaan berikut :

$$\gamma_i = B\gamma_i + \xi_i$$

Dimana B adalah d dengan d matriks koefisien jalur, dan e_i d dengan 1 vektor residual untuk γ_i

GSCA mengintegrasikan ketiga bentuk persamaan di atas menjadi persamaan tunggal sebagai berikut :

$$\begin{bmatrix} z_i \\ \gamma_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C \\ B \end{bmatrix} \gamma_i + \begin{bmatrix} \varepsilon_i \\ \xi_i \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} I \\ W \end{bmatrix} z_i = \begin{bmatrix} 0 & C \\ 0 & B \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I \\ W \end{bmatrix} z_i + \begin{bmatrix} \varepsilon_i \\ \xi_i \end{bmatrix}$$

Dimana I_j adalah matriks identitas dengan orde J , $= \begin{bmatrix} I \\ W \end{bmatrix} z_i$, dengan $A = \begin{bmatrix} 0 & C \\ 0 & B \end{bmatrix}$, dan $e_i = \begin{bmatrix} \varepsilon_i \\ \xi_i \end{bmatrix}$

Dalam model GSCA semua indikator dan konstruk dimasukkan dalam u_i dan *interdependence* (saling ketergantungan) dinyatakan dalam matrik A

Parameter GSCA (W dan A) diestimasi sehingga nilai jumlah kuadrat dari semua e_i adalah sekecil mungkin untuk semua pengamatan.

$$\phi = SS(U - UA)$$

Hal ini sama halnya dengan meminimumkan kriteria *least square* berikut ini :

$$\phi = \sum_{i=1}^N (u_i - Au_i)'(u_i - Au_i)$$

Dengan memperhatikan W dan A dan *identification constraint* yang memuat skor variabel normal, seperti berikut :

$$\sum_{i=1}^N \gamma^2 ik = 1$$

Dibandingkan dengan PLS, analisis GSCA memiliki kelebihan antara lain model struktural bersifat tidak rekursif, pendugaan parameter bersifat optimalisasi global. Pada PLS penerapan *metode least*

square hanya bersifat meminimumkan residual pada masing-masing persamaan (bersifat lokal), sedangkan pada GSCA penerapan metode *least square* bersifat meminimumkan residual pada model struktural (bersifat global) [6].

Estimasi Parameter

Terdapat 3 parameter yang diduga, yaitu **V**, **W**, dan **A**. Pendugaan dilakukan dengan meminimumkan jumlah kuadrat sisaan, dengan $E = ZV - ZWA = \Psi - \Gamma A$. Jumlah kuadrat sisaan untuk pendugaan parameter adalah sebagai berikut:

$$f = (\Psi - \Gamma A)'(\Psi - \Gamma A)$$

Persamaan jumlah kuadrat sisaan tidak dapat diselesaikan secara analitis, di mana **V**, **W**, dan **A** dapat tersusun atas angka nol atau elemen tetap lainnya. Oleh karena itu, algoritma *Alternating Least Square* (ALS) digunakan untuk meminimumkan jumlah kuadrat sisaan. Algoritma ALS dalam GSCA terdiri dari 2 langkah, yaitu [2]:

1. Parameter **A** diduga dari parameter **V** dan yang tetap.
2. Parameter **V** dan diduga dari parameter **A** yang tetap.

Parameter yang didapat konvergen ketika penurunan nilai fungsi berkurang dibawah nilai permulaan sebesar 10^{-4} [6]

Evaluasi Model

Evaluasi (*measures of fit*) terhadap GSCA dilakukan melalui 3 tahap :

1. Evaluasi terhadap *measurement model* (outer model) dengan melihat *convergent validity*, *discriminant validity*, *composite reliability* dan nilai *Average Variance Extracted* (AVE). *Measure of fit* pada model pengukuran bertujuan untuk memeriksa (menguji) apakah instrumen penelitian valid dan reliabel, dengan rumus sebagai berikut : [3]

$$AVE = \frac{\sum \lambda i^2}{\sum \lambda i^2 + \sum 1 - \lambda i^2}$$

Composite reliability blok indikator yang mengukur suatu konstruk laten dapat dievaluasi dengan dua macam ukuran yaitu *internal consistency* dan nilai *Cronbach Alpha*. Dengan menggunakan output yang dihasilkan GSCA, maka *composite reliability* dapat dihitung dengan rumus : [8]

$$\rho_c = \frac{(\sum \lambda i^2)}{(\sum \lambda i)^2 + (\sum 1 - \lambda i^2)}$$

Direkomendasikan bahwa nilai *composite reliability* lebih besar atau sama dengan 0,70.

2. Evaluasi *structural model* (inner model) dengan melihat *path coefficient* dari variabel eksogen ke endogen dan melihat nilai signifikansi. *Measure of fit* pada model struktural bertujuan untuk mengetahui seberapa besar informasi yang dapat dijelaskan oleh model struktural (hubungan antar variabel laten) hasil analisis GSCA. *Model Structural* juga dapat dievaluasi dengan melihat nilai koefisien parameter dan nilai t statistik secara signifikansi koefisien parameter tersebut. Nilai t statistik diperoleh dari hasil bootstrapping dengan membagi nilai koefisien parameter dengan nilai standar errornya.
3. Melihat *overall goodness of fit* model dengan uji FIT, AFIT, GFI, dan SRMR. Overall Model adalah model di dalam GSCA yang melibatkan model struktural dan model pengukuran secara terintegrasi, jadi merupakan keseluruhan model.

Nilai FIT berkisar dari 0 sampai dengan 1. Semakin besar nilai FIT semakin besar nilai variance dari data yang dapat dijelaskan oleh model. Nilai FIT dipengaruhi oleh kompleksitas model sehingga dikembangkan model adjusted Fit (AFIT). Dua ukuran evaluasi yang lain adalah *Unweighed least Square* GFI dan SRMR (*Standardized Mean Square Residual*). Nilai GFI mendekati 1 dan SRMR mendekati 0 merupakan indikasi goodness of fit ^[4].

Uji Hipotesis

Uji hipotesis koefisien yang diduga dalam model struktural dapat dihipotesiskan sebagai berikut :

$$H_0: \beta_i=0$$

$$H_1: \beta_i \neq 0$$

Parameter model struktural untuk variabel laten adalah β_i . Statistik uji yang digunakan adalah *Critical Ratio* (CR), yaitu :

$$CR = \frac{\hat{\beta}_i}{Se(\hat{\beta}_i)}$$

Standar error dalam analisis GSCA didapatkan dengan metode *resampling Bootstrap*. Metode *resampling Bootstrap* juga dapat digunakan untuk memperoleh pendugaan parameter yang terbaik ^[2].

METODE PENELITIAN

Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari Rumah Sakit X Surabaya tahun 2011. Dasar yang digunakan untuk pengujian hipotesis pada GSCA adalah *resampling* dengan metode *Bootstrapping*, sehingga GSCA tidak memerlukan sampel yang besar. Bahkan ada satu statement mengatakan bahwa ‘*compenent-based SEM is mainly used for score computation and can be carried out on very small sample*’.^[7]

Data tersebut adalah data pasien yang melakukan pemeriksaan mammografi dengan variabel eksogen yaitu *Intermediate findings* (X1), *Suspicious for Malignancy* (X2). Sedangkan variabel endogen adalah *BIRADS category* (Y1) dan *Position* (Y2).

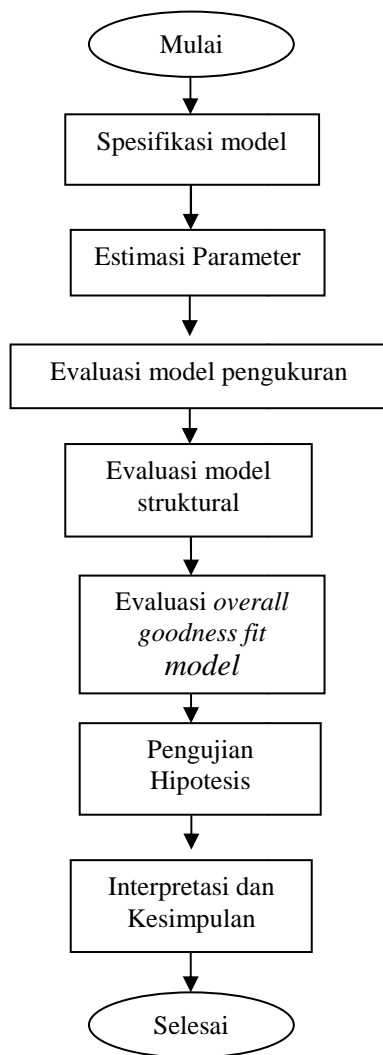
Berikut ini adalah definisi operasional variabel

Tabel 1 Definisi Operasional Variabel

Variabel	Definisi	Skala
X1	1. tidak ada tanda	Ordinal
<i>Intermediate Findings</i>	2. terdapat 1 tanda	
	3. terdapat >1 tanda	
X2	1. tidak ada	Nominal
<i>Suspicious for Malignancy</i>	2. <i>Mass</i>	
	3. <i>Calcification</i>	
	4. <i>Speculated Sign</i>	
	5. <i>Mass, Calcification</i>	
	6. <i>Mass, Speculated Sign</i>	
	7. <i>Calcification, Speculated Sign</i>	
	8. <i>Mass, Calcification, Speculated Sign</i>	
Y1 BIRADS Category	1. C-0	Ordinal
	2. C-1	
	3. C-2	
	4. C-3	
	5. C-4	
	6. C-5	
Y2 Position	1. Kanan	Nominal
	2. Kiri	

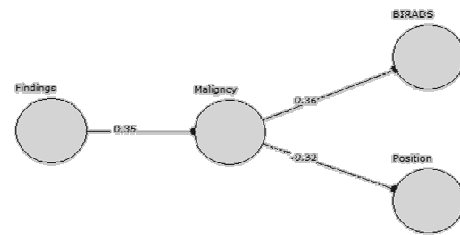
Metode Analisis

Prosedur yang dapat dilakukan untuk analisis data dengan metode *Generalized Structured Component Analysis* (GSCA), ditampilkan dalam bentuk *flowchart* sebagai berikut:



HASIL PENELITIAN

Hasil eksekusi model menghasilkan nilai estimasi *loading* dan *weight* untuk semua indikator beserta nilai *standar error* (SE). Nilai koefisien hubungan antara konstruk *Intermediate Findings*, *Suspicious for Malignancy*, *BIRADS category*, dan *Position* secara grafis tampak seperti gambar berikut ini :



Gambar 1 Path Diagram

Measurement Model (Outer Model)

Hasil output untuk mengevaluasi model pengukuran dilakukan melalui nilai *loading* dan *standar error* (SE), sedangkan nilai t statistik dapat kita hitung secara manual dengan membagi nilai *loading factor* dengan nilai SE. Tampilan output *measurement model* disajikan di Tabel 2.

Tabel 2 Output Measurement Model

Measurement Model							
Construct		Loading	Loading (SE)	t-stat	Weight	Weight(SE)	t-stat
Findings	X1.1	0.801	0.24	3,34	0.40	0.12	3,33
	X1.2	0.832	0.18	4,62	0.41	0.12	3,42
	X1.3	0.818	0.24	3,41	0.40	0.10	4,00
Suspicious Malignancy	X2.1	0.779	0.26	3,00	0.153	0.005	30,60
	X2.2	0.822	0.17	4,84	0.161	0.006	26,83
	X2.3	0.769	0.26	2,96	0.151	0.006	25,17
	X2.4	0.807	0.31	2,60	0.158	0.005	31,60
	X2.5	0.800	0.29	2,76	0.157	0.004	39,25
	X2.6	0.843	0.23	3,67	0.165	0.006	27,50
	X2.7	0.771	0.25	3,08	0.151	0.005	30,20
	X2.8	0.798	0.34	2,35	0.156	0.005	31,20
BIRADS	Y1.1	0.795	0.25	3,18	0.228	0.008	28,50
	Y1.2	0.765	0.26	2,94	0.220	0.008	27,50
	Y1.3	0.627	0.42	1,49	0.180	0.009	20,00
	Y1.4	0.805	0.28	2,88	0.231	0.009	25,67
	Y1.5	0.803	0.23	3,49	0.231	0.008	28,88
	Y1.6	0.757	0.29	2,61	0.218	0.008	27,25
Position	Y2.1	0.770	0.20	3,85	0.651	0.017	38,29
	Y2.2	0.769	0.20	3,85	0.650	0.017	38,24

Besarnya nilai *composite reliability* dan *Average Variance Extracted* untuk masing-masing konstruk disajikan dalam Tabel 3.

Tabel 3 *Composite Reliability* dan AVE

Konstruk	Composite	AVE	√AVE
X1	0.983	0.952	0.976
X2	0.992	0.939	0.969
Y1	0.982	0.903	0.950
Y2	0.957	0.917	0.958

Hasil perhitungan *composite reliability* dan AVE menunjukkan bahwa seluruh konstruk memiliki reliabilitas yang baik terlihat dari nilai *composite reliability* semua diatas 0,70 dan semua nilai AVE semua diatas 0,5.

Nilai *discriminant validity* dapat dilihat dengan membandingkan nilai *square root AVE* dengan korelasi antar konstruk. Nilai akar kuadrat dan korelasi antar konstruk disajikan dalam Tabel 4.

Tabel 4 *Correlation of Latent Variables*

Correlation of latent variables				
	Findings	Maligncy	BIRADS	Position
Findings	1.000	0.357	0.581	0.608
Maligncy	0.357	1.000	0.364	0.326
BIRADS	0.581	0.364	1.000	0.491
Position	0.608	0.326	0.491	1.000

Berdasarkan tabel diatas terlihat bahwa masing-masing konstruk memiliki *discriminant validity* yang baik, terlihat nilai akar AVE lebih tinggi dari nilai korelasi antar konstruk.

Structural Model (Inner Model)

Model struktural dievaluasi dengan melihat nilai koefisien parameter jalur. Nilai koefisien jalur antar konstruk laten disajikan dalam tabel sbb:

Tabel 5 Koefisien Parameter Jalur

Path	Coefficient		M		B		P		t-stat
	F	F(SE)	M	M (SE)	B	B (SE)	P	P (SE)	
F	0	0	0,36	0,06	0	0	0	0	6,375
M	0	0	0	0,00	0,36	0,06	0,16	0,05	6,06
B	0	0	0	0,00	0	0	0,43	0,05	8,43
P	0	0	0	0,00	0	0	0	0	

Keterangan :

- F : Finding
- M : Maligncy

- B : BIRADS
- P : Position

Terlihat pada tabel diatas bahwa besarnya koefisien parameter jalur *findings* ke *malignancy* sebesar 0,357, nilai t statistik sebesar 6,37 (signifikan), koefisien parameter jalur *malignancy* ke BIRADS sebesar 0,364, nilai t statistik sebesar 6,06 (signifikan), koefisien parameter jalur *malignancy* ke *position* sebesar 0,169, nilai t statistik sebesar 6,37 (signifikan) Sehingga dapat disimpulkan bahwa masing-masing variabel eksogen memiliki pengaruh yang signifikan terhadap variabel endogen.

Kemudian pada pengujian model fit didapatkan nilai FIT sebesar 0,621 dan AFIT sebesar 0,562 Kedua nilai tersebut telah memenuhi kriteria goodness of fit model karena nilainya diatas 0,5. Hal ini berarti bahwa model GSCA mampu menjelaskan sekitar 62% variasi dari data. Lebih jauh lagi, kedua nilai GFI dan SRMR menunjukkan *a good level of overall model fit*, masing-masing sebesar 0,991 dan 0,13. Nilai GFI sangat mendekati 1 dan SRMR mendekati 0 mengindikasikan suatu model yang baik (*acceptable model fit*).

KESIMPULAN

Pada nilai signifikansi parameter model terlihat bahwa hampir semua nilai *loading factor* signifikan secara statistik, dengan taraf signifikansi 0,05 (nilai t hitung $\geq t_{tabel(\alpha/2;n-1)} = 2,023$), kecuali pada konstruk BIRADS C-2.

Composite reliability dan AVE menunjukkan bahwa seluruh konstruk memiliki reliabilitas yang baik terlihat dari nilai *composite reliability* semua diatas 0,70 dan semua nilai AVE semua diatas 0,5. Selain itu masing-masing konstruk memiliki *discriminant validity* yang baik, terlihat nilai akar AVE lebih tinggi dari nilai korelasi antar konstruk. Pada analisis pengaruh antar faktor dalam variabel laten,

terbukti bahwa variabel eksogen memiliki pengaruh yang signifikan terhadap variabel endogen.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penelitian ini tidak akan terselesaikan dengan baik tanpa dukungan dari pihak-pihak terkait. Oleh karena itu saya selaku penulis mengucapkan terimakasih kepada Sdri. Shofi Andari yang telah mengizinkan saya untuk menggunakan data pasien Rumah Sakit yang menjadi objek penelitian tesis. Tim reviewer jurnal statistika, rekan-rekan program studi Statistika UNIMUS, dan semua pihak yang telah membantu terselesaikannya jurnal statistika ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Chin, W. W. (1998). *The Partial Least Squares Approach for Structural Equation Modeling*. in G. A. Marcoulides (Ed.), *Modern Methods for Business Research* (pp. 295–236). London: Lawrence Erlbaum Associates.
- [2] De Leeuw, J., Young, F. W., & Takane, Y., (1976), Additive Structure in Qualitative Data: An Alternating Least Squares Method with Optimal Scaling Features, *Psychometrika*, 41, hal. 471-503.
- [3] Fornell, C and Larcker, D. 1981. Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variable and Measurement Error. *Journal of Marketing Research*. 18. Pp. 39-50
- [4] Hu, L.T and Bentler, P.M. 1999. Cutoff Criteria for Fit Indices in Covariance Structure Analysis : Conventional Criteria versus New Alternatives. *Structural Equation Modeling*. 6. pp. 1-55
- [5] Hwang, H. dan Takane Y., (2004), Generalized Structured Component Analysis, *Psychometrika*, 69, hal. 81-99.
- [6] Tenenhaus, M. (2008). *Structural Equation Modeling for Small Samples*. HEC Paris: Jouy-en-Josas, Working paper, no. 885.
- [7] Werts, C.E; Linn, R.L and Joreskog, K.G. 1974. Intraclass Reliability Estimates : Testing Structural Assumption. *Educational and Psychological Measurement*. 34. Pp. 25-33