

**KAJIAN SEM BERBASIS *GENERALIZED STRUCTURED COMPONENT
ANALYSIS* DENGAN METODE *ALTERNATING LEAST SQUARES*
DAN PENERAPANNYA PADA DATA
KESEHATAN DI INDONESIA**

(Tesis)

Oleh

**WARDHANI UTAMI DEWI
NPM 2127031001**



**PROGRAM STUDI MAGISTER MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
2023**

ABSTRAK

Kajian SEM Berbasis *Generalized Structured Component Analysis* dengan Metode *Alternating Least Squares* dan Penerapannya pada Data Kesehatan di Indonesia

Oleh

Wardhani Utami Dewi

Generalized Structured Component Analysis (GSCA) merupakan sebuah metode dari *Structural Equation Modeling* (SEM) berbasis varian yang menjadi solusi keterbatasan dari *Partial Least Squares* (PLS). Metode GSCA memiliki kriteria pengoptimal kuadrat terkecil global yang secara konsisten diminimalkan untuk mendapatkan estimasi parameter model. GSCA juga dilengkapi dengan ukuran kecocokan keseluruhan model. Tujuan penelitian ini adalah mengkaji SEM berbasis GSCA dengan *Alternating Least Squares* (ALS) dan juga menerapkannya pada data derajat kesehatan masyarakat di Indonesia. Hasil yang diperoleh, melalui algoritma ALS estimasi dari memperbaiki \mathbf{A} untuk \mathbf{W} dan \mathbf{V} tetap adalah $\hat{\mathbf{a}} = (\mathbf{\Omega}'\mathbf{\Omega})^{-1} \mathbf{\Omega}' \text{vec}(\mathbf{\Psi})$ dengan $\mathbf{\Omega}'\mathbf{\Omega}$ non-singular. Kemudian memperbaiki \mathbf{V} dan \mathbf{W} dengan \mathbf{A} tetap diperoleh $\hat{\boldsymbol{\eta}}_k = (\mathbf{\Pi}'\mathbf{\Pi})^{-1} \mathbf{\Pi}' \text{vec}(\mathbf{Z}\mathbf{\Delta})$ dengan $\mathbf{\Pi}'\mathbf{\Pi}$ non-singular. Hasil penerapan pada data menunjukkan semua indikator signifikan terhadap masing-masing variabel latennya. Model struktural menunjukkan variabel ekonomi tidak berpengaruh secara signifikan terhadap lingkungan. Sedangkan kualitas pelayanan, pendidikan, ekonomi, dan lingkungan berpengaruh secara signifikan terhadap derajat kesehatan. Evaluasi kecocokan model keseluruhan berdasarkan nilai FIT menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan sekitar 55,59% variasi dari data. *Goodness of Fit Index* (GFI) diperoleh nilai sebesar 97,56% menunjukkan model secara keseluruhan memiliki tingkat kecocokan yang baik.

Kata kunci : *Structural Equation Modeling; Generalized Structured Component Analysis; Alternating Least Squares*

ABSTRACT

SEM Study Based on *Generalized Structured Component Analysis* with *Alternating Least Squares* and Its Application to Health Data in Indonesia

By

Wardhani Utami Dewi

Generalized Structured Component Analysis (GSCA) is a method of Structural Equation Modeling (SEM) based on variance that addresses the limitations of Partial Least Squares (PLS). The GSCA method has a global least squares optimization criterion that is consistently minimized to obtain parameter estimates of the model. GSCA also incorporates measures of overall model fit. The aim of this study is to examine SEM based on GSCA with *Alternating Least Squares* (ALS) and apply it to public health degree data in Indonesia. The results obtained, through the ALS algorithm, updating \mathbf{A} for fixed \mathbf{V} and \mathbf{W} is $\hat{\mathbf{a}} = (\mathbf{\Omega}'\mathbf{\Omega})^{-1} \mathbf{\Omega}' \text{vec}(\mathbf{\Psi})$ with $\mathbf{\Omega}'\mathbf{\Omega}$ being non-singular. Then, \mathbf{V} and \mathbf{W} are updated for fixed \mathbf{A} obtained $\hat{\boldsymbol{\eta}}_k = (\mathbf{\Pi}'\mathbf{\Pi})^{-1} \mathbf{\Pi}' \text{vec}(\mathbf{Z}\mathbf{\Delta})$ with $\mathbf{\Pi}'\mathbf{\Pi}$ being non-singular. The results of the data application indicate that all indicators are significant for their respective latent variables. The structural model shows that the economic variable does not have a significant impact on the environment. However, service quality, education, economy, and the environment have a significant influence on the degree of health. The overall model fit evaluation based on the FIT value suggests that the model is able to explain approximately 55.59% of the variation in the data. The Goodness of Fit Index (GFI) obtained a value of 97.56%, indicating that the overall model has a good level of fit.

Keyword : *Structural Equation Modeling; Generalized Structured Component Analysis; Alternating Least Squares*

**KAJIAN SEM BERBASIS *GENERALIZED STRUCTURED COMPONENT
ANALYSIS* DENGAN METODE *ALTERNATING LEAST SQUARES*
DAN PENERAPANNYA PADA DATA
KESEHATAN DI INDONESIA**

Oleh

Wardhani Utami Dewi

Tesis

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar
MAGISTER MATEMATIKA

Pada
Jurusan Matematika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Lampung



PROGRAM STUDI MAGISTER MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2023

Judul Tesis

: **KAJIAN SEM BERBASIS *GENERALIZED STRUCTURED COMPONENT ANALYSIS* DENGAN METODE *ALTERNATING LEAST SQUARES* DAN PENERAPANNYA PADA DATA KESEHATAN DI INDONESIA**

Nama Mahasiswa

: **Wardhani Utami Dewi**

Nomor Pokok Mahasiswa

: 2127031001

Program Studi

: Magister Matematika

Jurusan

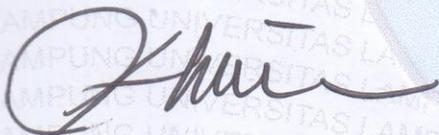
: Matematika

Fakultas

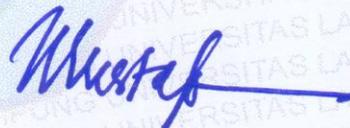
: Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

MENYETUJUI

1. Komisi Pembimbing

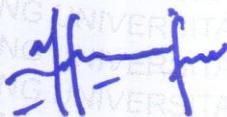


Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si.
NIP 19740726 200003 2 001



Prof. Drs. Mustofa Usman, M.A., Ph.D.
NIP 19570101 198403 1 020

2. Ketua Program Studi Magister Matematika



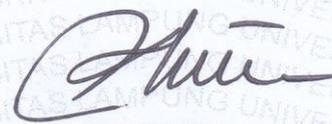
Prof. Dr. Asmiati, S.Si., M.Si.
NIP 19760411 200012 2 001

MENGESAHKAN

I. Tim Penguji

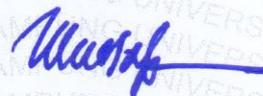
Ketua

: Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si.



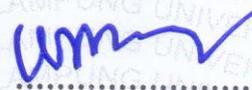
Sekretaris

: Prof. Drs. Mustofa Usman, M.A., Ph.D.

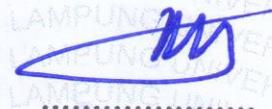


Penguji Anggota

: 1. Ir. Warsono, M.S., Ph.D.



2. Dr. Muslim Ansori, S.Si., M.Si.



2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si.

NIP 19711001 200501 1 002

3. Direktur Program Pascasarjana



Prof. Dr. Ir. Murhadi, M.Si.

NIP 19640526 198902 1 001

Tanggal Lulus Ujian Tesis : 7 Juni 2023

PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : **Wardhani Utami Dewi**
Nomor Pokok Mahasiswa : **2127031001**
Program Studi : **Magister Matematika**
Jurusan : **Matematika**

Dengan ini menyatakan bahwa tesis saya yang berjudul "**KAJIAN SEM BERBASIS *GENERALIZED STRUCTURED COMPONENT ANALYSIS* DENGAN METODE *ALTERNATING LEAST SQUARES* DAN PENERAPANNYA PADA DATA KESEHATAN DI INDONESIA**" adalah hasil pekerjaan saya sendiri. Semua hasil tulisan dalam tesis ini telah mengikuti kaidah penulisan karya ilmiah Universitas Lampung. Apabila kemudian hari terbukti bahwa tesis ini merupakan hasil salinan atau telah dibuat orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai ketentuan akademik yang berlaku.

Bandar Lampung, 07 Juni 2023

Penulis,



Wardhani Utami Dewi
NPM. 2127031001

RIWAYAT HIDUP

Penulis dilahirkan di Pringsewu pada tanggal 18 Maret 1997, sebagai anak ketiga dari pasangan Bapak Untung dan Ibu Lelly Suswanti serta adik dari Siswanto dan Rizky Dwi Kurniawan.

Penulis telah menempuh pendidikan di Sekolah Dasar Negeri 1 Pringsewu pada tahun 2003-2009, Sekolah Menengah Pertama Negeri (SMPN) 1 Pringsewu pada tahun 2009-2012, dan Sekolah Menengah Atas Negeri (SMAN) 1 Pringsewu pada tahun 2012-2015.

Pada tahun 2015 penulis terdaftar sebagai Mahasiswa Program Studi S1 Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung dan lulus sebagai sarjana matematika pada tahun 2019. Pada tahun 2021 penulis berkesempatan untuk melanjutkan pendidikan di program studi Magister Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung, selama menjadi mahasiswa Magister penulis cukup aktif mengikuti seminar internasional dan menulis artikel yang dipublikasi di jurnal nasional terakreditasi.

KATA MUTIARA

“Maka bersabarlah kamu, sungguh, janji Allah itu benar dan sekali-kali jangan sampai orang-orang yang tidak meyakini (kebenaran ayat-ayat Allah) itu menggelisahkan engkau”

(Qs. Ar-Rum: 60)

“Maka sesungguhnya bersama kesulitan ada kemudahan”

(Qs. Al-Insyirah: 5)

“Allah akan mengangkat derajat orang-orang yang beriman dan orang-orang yang berilmu di antara kamu sekalian”

(Qs. Al-Mujadilah: 11)

PERSEMBAHAN

Dengan mengucap puji dan syukur kehadirat Allah SWT yang telah memberikan petunjuk dan kemudahan untuk menyelesaikan studiku, kupersembahkan karya kecilku ini untuk:

Ayah dan Ibu tercinta yang selalu mendidik, mendoakan, berkorban, dan hal lain yang tak dapatku ungkapkan dengan kata-kata

Kakak-kakak ku tersayang

Dosen pembimbing dan penguji yang sangat berjasa dan tidak lelah memberikan arahan serta masukan sehingga peulis dapat menyelesaikan tesisku

Kekasih, sahabat dan teman-temanku, Terimakasih atas kebersamaan, do'a dan semangat yang selalu kalian berikan kepadaku.

Universitas Lampung

SANWACANA

Alhamdulillah Robbil ‘alamin, Puji dan syukur Penulis ucapkan kepada Allah SWT, yang selalu melimpahkan rahmat dan kasih sayang-Nya, sehingga Penulis dapat menyelesaikan tesis ini. Sholawat seraf salam senantiasa tetap tercurah kepada Nabi Muhammad SAW, tuntunan dan tauladan utama bagi seluruh umat manusia.

Tesis dengan judul “Kajian SEM Berbasis *Generalized Structured Component Analysis* dengan Metode *Alternating Least Squares* dan Penerapannya pada Data Kesehatan di Indonesia” adalah salah satu syarat untuk memperoleh gelar Magister Matematika di Universitas Lampung.

Dalam menyelesaikan tesis ini, banyak pihak yang telah membantu Penulis dalam memberikan bimbingan, dorongan, dan saran-saran. Sehingga dengan segala ketulusan dan kerendahan hati pada kesempatan ini Penulis mengucapkan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si., selaku Dosen Pembimbing 1 yang senantiasa memberikan bimbingan, saran, motivasi, nasehat serta masukan sehingga penulis dapat menyelesaikan perkuliahan dan tesis ini
2. Prof. Drs. Mustofa Usman, M.A., Ph.D., selaku Dosen Pembimbing 2 yang telah memberikan masukan dan saran dalam penyelesaian tesis
3. Ir. Warsono, M.S., Ph.D., selaku Dosen Pembahas 1 yang telah memberikan kritik dan saran kepada penulis dalam penyelesaian tesis
4. Dr. Muslim Ansori, S.Si., M.Si., selaku Dosen Pembahas 2 yang telah memberikan kritik dan saran kepada penulis dalam penyelesaian tesis
5. Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si., selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
6. Prof. Dr. Asmiati, S.Si., M.Si. selaku Ketua Program Studi Magister Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

7. Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si., selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung
8. Dosen, staf dan karyawan Jurusan Matematika FMIPA Universitas Lampung yang telah memberikan ilmu dan bantuan kepada penulis
9. Ayah dan Ibu yang tidak pernah lelah memberikan do'a, dukungan, kasih sayang, dan pengorbanan kepada Penulis
10. Kakak-kakak ku tersayang
11. Teman-teman Magister Matematika Angkatan 2021.

Penulis juga menyadari bahwa dalam penulisan tesis ini masih banyak terdapat kekurangan. Oleh karena itu, Penulis mengharapkan saran dan kritik yang membangun guna penelitian selanjutnya agar lebih baik.

Bandar Lampung, 07 Juni 2023
Penulis,

Wardhani Utami Dewi

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
DAFTAR ISI.....	xiii
DAFTAR TABEL	xv
DAFTAR GAMBAR.....	xvi
I. PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang Masalah	1
1.2 Tujuan	3
1.3 Manfaat	4
II. TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 Analisis Multivariat	5
2.2 <i>Path Analysis</i>	6
2.3 <i>Confirmatory Factor Analysis</i> (CFA).....	6
2.4 Konsep Dasar Matriks	7
2.4.1 Definisi Matriks.....	7
2.4.2 Definisi Transpose Matriks	7
2.4.3 Definisi Invers Matriks.....	7
2.4.3.1 Teorema Invers Matriks bersifat Unik	7
2.4.3.2 Teorema Invers Matriks Nonsingular.....	8
2.5 <i>Kronecker Products</i>	8
2.5.1 Teorema <i>Mix Product</i>	9
2.5.2 <i>Corollary Mix Product</i>	10
2.5.3 Supervektor	10
2.6 <i>Generalized Vec Trick</i>	10
2.7 SEM	11
2.8 Model-model dalam SEM.....	12
2.8.1 Model Struktural	12
2.8.2 Model Pengukuran	14
2.9 GSCA.....	15
2.9.1 Model Struktural	16
2.9.2 Model Pengukuran	16
2.9.3 Model Relasi Berbobot (<i>Weight Relation Model</i>).....	17
2.10 Algoritma ALS	18
2.11 Evaluasi Model GSCA.....	19

2.11.1	Evaluasi Model Pengukuran	19
2.11.1.1	Validitas Konvergen	19
2.11.1.2	Reliabilitas Konvergen	19
2.11.2	Evaluasi Model Struktural	20
2.11.2.1	Uji Signifikansi Parameter	20
2.11.2.2	Nilai <i>R-Square</i> (R^2)	21
2.11.3	Evaluasi Keseluruhan Kecocokan Model (<i>Overall goodness of fit</i>)	21
2.11.3.1	FIT	21
2.11.3.2	<i>Adjusted</i> FIT (AFIT)	22
2.11.3.3	GFI	23
III.	METODOLOGI PENELITIAN	
3.1	Waktu dan Tempat Penelitian	24
3.2	Data Penelitian	24
3.3	Metode Penelitian	26
3.3.1	Mengkaji SEM-GSCA dengan ALS	26
3.3.2	Penerapan SEM-GSCA pada Data	27
IV.	HASIL DAN PEMBAHASAN	
4.1	Kajian SEM-GSCA dengan ALS	30
4.2	Penerapan SEM-GSCA pada Data	39
4.2.1	Spesifikasi Model	39
4.2.1.1	Spesifikasi Model Pengukuran	39
4.2.1.2	Spesifikasi Model Struktural	41
4.2.1.3	Spesifikasi Model Relasi Berbobot	42
4.2.2	Konstruksi Diagram Jalur	43
4.2.3	Estimasi Nilai Parameter dengan <i>R-Studio 4.2.1</i>	43
4.2.3.1	Hasil Estimasi Model Pengukuran	44
4.2.3.2	Hasil Estimasi Model Struktural	45
4.2.3.2	Hasil Estimasi Model Relasi Berbobot	45
4.2.4	Evaluasi Model	45
4.2.4.1	Evaluasi Model Pengukuran	45
4.2.4.2	Evaluasi Model Struktural	49
4.3	Evaluasi Kecocokan Model secara Keseluruhan	52
V.	SIMPULAN DAN SARAN	
5.1	Simpulan	53
5.2	Saran	54

DAFTAR PUSTAKA
LAMPIRAN

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Variabel Penelitian.....	24
2. Nilai estimasi <i>loadings</i> model pengukuran.....	45
3. Nilai CR dan AVE model pengukuran	48
4. Hasil Uji Signifikansi Parameter.....	51
4. Evaluasi kecocokan model secara keseluruhan	52

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1 . Variabel Indikator	11
2. Variabel Laten Eksogen dan Endogen	12
3. Diagram Jalur Model Struktural	13
4. Diagram Jalur Model Pengukuran	14
5. Spesifikasi Model GSCA	16
6. Diagram Jalur secara Konseptual.....	26
7. Diagram Alir Penelitian	29
8. Diagram Jalur Spesifikasi Model Pengukuran.....	40
9. Diagram Jalur Spesifikasi Model Struktural.....	41
10. Konstruksi Diagram Jalur	43
11. Diagram Jalur Hasil Estimasi Model	44

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

SEM adalah salah satu teknik analisis data multivariat generasi kedua yang memungkinkan peneliti untuk secara simultan memodelkan dan memperkirakan hubungan kompleks di antara banyak variabel terikat dan variabel bebas. SEM dapat digunakan secara konseptual untuk menjawab pertanyaan penelitian apapun yang menyangkut pengamatan tidak langsung (laten) atau langsung dari satu atau lebih variabel terikat dan bebas (Sarstedt et al., 2022; Setiawan et al., 2021). Teknik ini merupakan kombinasi dari analisis faktor dan analisis jalur (Huang et al., 2022; Mai et al., 2018). Analisis faktor dalam SEM digunakan untuk mengidentifikasi variabel-variabel yang mempengaruhi suatu kejadian atau fenomena. Sementara analisis jalur digunakan untuk menjelaskan secara langsung atau tidak langsung hubungan variabel-variabel terikat satu sama lain, serta mengukur besarnya pengaruh dari masing-masing variabel terhadap yang lainnya.

Dua metode populer mendominasi SEM dalam praktiknya yaitu berbasis kovarians atau yang biasa dikenal dengan *Covariance Based* (CB-SEM) dan berbasis varians yaitu PLS-SEM (Dash & Paul, 2021; Hair Jr. & Alamer, 2022). CB-SEM pertama kali dikembangkan oleh Jöreskog (1978), sementara PLS dikembangkan oleh Wold (1982) dan Lohmöller (1989). Kegunaan CB-SEM adalah untuk mengkonfirmasi (atau menolak) teori dan dasarnya hipotesis. Sementara PLS-SEM digunakan dalam penelitian eksplorasi dan konfirmasi, serta mencapai akurasi prediksi yang lebih tinggi dalam penjelasan kausal daripada CB-SEM (Albahri et al., 2022; Jöreskog et al., 2020).

Berdasarkan hasil penelitian Hair Jr. et al. (2017) bahwa CB-SEM bekerja dengan baik, namun mengasumsikan normalitas distribusi data, yang jarang ditemui dalam penelitian ilmu-ilmu sosial. Sebaliknya, PLS-SEM adalah non-parametrik

dan tidak hanya bekerja dengan baik dengan distribusi tidak normal, tetapi juga sangat sedikit batasan penggunaan skala ordinal dan biner. Hal ini menjadikan analisis SEM dengan basis varian dihadirkan sebagai solusi untuk mengatasi keterbatasan yang terdapat pada SEM berbasis kovarian. SEM berbasis kovarian memerlukan beberapa asumsi penting, seperti kebutuhan untuk sampel yang besar, data yang harus berdistribusi normal, dan indikator harus reflektif. Namun dengan menggunakan SEM berbasis varian, tidak lagi diperlukan asumsi-asumsi tersebut (Hwang et al., 2010).

Meskipun demikian, PLS tidak menyelesaikan masalah optimisasi global untuk estimasi parameter, menunjukkan bahwa tidak ada kriteria tunggal yang secara konsisten diminimalkan untuk menentukan estimasi parameter model (Fornell & Bookstein, 1982). Kurangnya kriteria optimasi global, maka akan sulit untuk mengevaluasi prosedur PLS. Selain itu, tidak ada jaminan bahwa solusi PLS yang diperoleh optimal dalam pengertian terdefinisi dengan baik. Lebih serius lagi, PLS tidak menyediakan mekanisme untuk mengevaluasi kecocokan model secara keseluruhan (Hwang & Takane, 2004). Mengingat tidak ada ukuran kecocokan secara keseluruhan, akan sulit untuk memeriksa seberapa cocok model dengan data dan juga membandingkan dengan alternatif model. Oleh karena itu, tampaknya menjadi batasan utama PLS bahwa tidak tersedia kriteria optimisasi global.

Seiring perkembangannya Hwang & Takane (2004) telah mengemukakan metode baru untuk SEM yaitu GSCA. GSCA merupakan sebuah metode dari SEM yang didasarkan pada varian yang dirancang untuk menghindari kekurangan PLS dengan tetap mempertahankan semua keunggulan PLS. Berbeda dengan PLS, metode GSCA memiliki kriteria pengoptimal kuadrat terkecil global yang secara konsisten diminimalkan untuk mendapatkan estimasi parameter model. GSCA juga dilengkapi dengan ukuran kecocokan keseluruhan model. Dengan demikian, GSCA dapat menjadi pilihan lain sebagai pemodelan SEM berbasis varian selain PLS yang telah umum dikenal.

Menurut Hwang et al. (2017) dan Cho et al. (2020), GSCA merupakan pendekatan berbasis komponen dalam SEM, di mana variabel laten didekati oleh komposit tertimbang dari indikator. Kelebihan dari GSCA yaitu tidak didasarkan pada asumsi distribusi normal dan jumlah data tidak perlu besar. Selain itu, memiliki kriteria optimum global (*overall goodness of fit model*) sehingga dapat meminimumkan jumlah kuadrat galat secara konsisten untuk memperoleh estimasi parameter model.

Pada penelitian-penelitian sebelumnya yaitu Cho & Choi (2020) melakukan perbandingan empiris GSCA dan PLS sebagian pemodelan di bawah SEM berbasis varian. Kemudian Cho, et al. (2022) melakukan evaluasi komparatif pendekatan SEM berbasis faktor dan komponen di bawah (dalam) representatif konstruk yang benar. Sedangkan Robert, et al. (2022) menganalisis hasil survei persepsi risiko Covid-19 menggunakan GSCA.

Oleh karena itu pada penelitian ini akan dilakukan kajian tentang pemodelan SEM berbasis GSCA dengan ALS pada derajat kesehatan masyarakat di Indonesia. Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari sumber data sekunder yang diperoleh dari Badan Pusat Statistika (BPS) dan Kementerian Kesehatan Republik Indonesia (Kemenkes RI), dengan jumlah sampel sebanyak 34 Provinsi yang memiliki 13 variabel indikator dan 5 variabel laten.

1.2 Tujuan

Adapun tujuan dari penelitian yang dikaji adalah sebagai berikut:

1. mengkaji SEM-GSCA dengan ALS
2. menerapkan SEM-GSCA pada data
3. melakukan evaluasi model SEM-GSCA secara keseluruhan.

1.3 Manfaat

Manfaat dari penelitian ini diantaranya adalah:

1. mengetahui hasil kajian SEM-GSCA dengan ALS

2. mengetahui hasil estimasi SEM-GSCA pada data
3. mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi derajat kesehatan masyarakat di Indonesia.
4. dapat menjadi referensi bagi peneliti yang ingin melakukan penelitian mengenai pemodelan SEM-GSCA dengan ALS.
5. menambah wawasan keilmuan dan pengetahuan bagi pembaca tentang pemodelan SEM-GSCA dengan ALS.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis Multivariat

Hair et al. (2014) dan Hair Jr et al. (2018) mendefinisikan bahwa analisis multivariat merupakan teknik statistik yang digunakan untuk mengolah dan menganalisis data yang memiliki lebih dari satu variabel. Tujuan dari analisis multivariat adalah untuk menemukan hubungan atau pola-pola yang terjadi antara variabel-variabel tersebut, serta menjelaskan variasi dari data yang dianalisis (Hair Jr. et al., 2021; Timm, 2002). Berdasarkan waktu pengembangannya analisis multivariat terbagi menjadi dua kelompok, yaitu generasi pertama dan generasi kedua. Analisis multivariat generasi pertama seperti analisis regresi, analisis jalur, dan analisis faktor. Kemudian berevolusi menjadi metode analisis multivariat generasi kedua yang salah satunya adalah metode analisis multivariat struktural atau SEM (Marcoulides & Yuan, 2017; Xiong et al., 2015).

Analisis jalur menjadi salah satu metode yang diterapkan pada SEM untuk mengetahui hubungan antara variabel laten (tidak langsung) dan variabel indikator (langsung) (Kelcey et al., 2021). Analisis jalur memungkinkan peneliti untuk menguji hipotesis penelitian tentang hubungan antar variabel, serta menentukan seberapa besar pengaruh variabel laten terhadap variabel indikator.

Ketika menganalisis data kompleks yang melibatkan variabel laten yang terbentuk oleh indikator, analisis faktor dapat digunakan untuk memahami data tersebut. Analisis faktor membantu mengurangi kompleksitas data dengan menemukan hubungan antarvariabel yang saling bebas dan mengkompilasi ke dalam jumlah variabel yang lebih sedikit untuk mengetahui struktur dimensi laten yang disebut faktor (Shrestha, 2021). Variabel laten juga dikenal sebagai faktor yang mana tidak dapat diobservasi secara langsung. Oleh karena itu, analisis faktor dapat digunakan untuk menganalisis variabel laten pada SEM.

2.2 Path Analysis

Path analysis atau analisis jalur adalah teknik statistik yang digunakan dalam SEM untuk mengevaluasi hubungan antara variabel dan untuk menguji model teoritis. Menurut Dash & Paul (2021) *path analysis* didasarkan pada ide menganalisis hubungan antara serangkaian variabel melalui penggunaan koefisien jalur, yang mewakili kekuatan dan arah hubungan antara variabel. *Path analysis* dapat digunakan untuk menguji berbagai pertanyaan penelitian, termasuk menguji hipotesis tentang efek langsung dan tidak langsung, dan menguji kecocokan model teoritis yang diusulkan.

Berdasarkan perspektif teknis, menurut Sarstedt & Ringle (2020) SEM dikembangkan sebagai campuran dari bidang statistik, yaitu *path analysis* dan reduksi data. *Path analysis* digunakan untuk menentukan dan memeriksa hubungan arah antara variabel yang diamati, sedangkan reduksi data dapat diterapkan untuk mengungkapkan representasi dimensi rendah (tidak teramati) dari variabel yang diamati yang disebut sebagai variabel laten. *Path* dapat berbasis kausal atau kovarians setelah model pengukuran variabel laten divalidasi melalui *confirmatory factor analysis*.

2.3 Confirmatory Factor Analysis (CFA)

CFA adalah teknik statistika yang digunakan untuk mengevaluasi kecocokan struktur faktor yang diusulkan dengan serangkaian variabel yang diamati. Ini umumnya digunakan dalam ilmu sosial dan perilaku untuk menguji hipotesis tentang hubungan yang mendasari antara variabel dan untuk menentukan jumlah dan sifat faktor laten yang dianggap dipengaruhi oleh variabel yang diamati. Sedangkan menurut Alavi et al. (2020) CFA digunakan untuk mengkonfirmasi teori model menggunakan data empiris dan merupakan elemen multivariat yang lebih luas yaitu SEM.

CFA adalah jenis pemodelan SEM dan melibatkan penentuan model yang mencakup variabel yang diamati dan laten. Kemudian memperkirakan model menggunakan estimasi kemungkinan maksimum. Model dievaluasi berdasarkan

kecocokan antara data yang diamati dan nilai prediksi berdasarkan model. Menurut Hair Jr. et al. (2017) CFA dapat menguji unidimensi, validitas, dan reliabilitas konstruksi laten (faktor). Oleh karena itu, CFA harus dilakukan terlebih dahulu untuk semua faktor sebelum membangun hubungan di antara variabel.

2.4 Konsep Dasar Matriks

Matriks dilambangkan dengan huruf besar A, B, C, \dots , dan seterusnya. Menurut Usman & Warsono (2001) matriks didefinisikan sebagai susunan angka-angka dalam bentuk empat persegi panjang, dengan anggota-anggotanya berupa skalar.

2.4.1 Definisi Matriks

Suatu $r \times s$ matriks A adalah tatanan angka-angka atau elemen dalam bentuk empat persegi dengan banyaknya baris r dan banyaknya kolom s . Suatu $r \times 1$ vektor Y adalah suatu matriks dengan r baris dan satu kolom. Suatu matriks A mempunyai unsur yang dilambangkan dengan a_{rs} yang dilambangkan dengan:

$$A = [a_{rs}].$$

2.4.2 Definisi Transpose Matriks

Dikatakan transpose matriks, jika terdapat suatu matriks A berukuran $r \times s$, maka transpos A dilambangkan dengan A' yaitu dengan pembentukan melalui penukaran baris dengan kolom sehingga menjadi $s \times r$.

2.4.3 Definisi Invers Matriks

A dikatakan mempunyai invers, dilambangkan dengan A^{-1} , jika $AA^{-1} = A^{-1}A = I$. Jika suatu matriks mempunyai invers, maka dapat dikatakan matriks tersebut nonsingular, tetapi jika tidak mempunyai invers maka matriks tersebut singular.

2.4.3.1 Teorema Matriks Invers bersifat Unik

Misalkan invers dari suatu matriks nonsingular A adalah B dan C , yaitu $AB = BA = I$ dan $AC = CA = I$, maka akan ditunjukkan bahwa $B = C$.

$$B = BI = BAC = (BA)C = IC = C.$$

Jadi, apabila matriks mempunyai invers, maka inversnya adalah unik.

2.4.3.2 Teorema Invers Matriks Nonsingular

Jika A dan B adalah nonsingular matriks dan AB mempunyai invers, maka inversnya adalah $(AB)^{-1} = B^{-1}A^{-1}$. Diketahui bahwa $AB(AB)^{-1} = I$ tetapi juga,

$$\begin{aligned} ABB^{-1}A^{-1} &= A(BB^{-1})A^{-1} \\ &= AIA^{-1} \\ &= AA^{-1} \\ &= I \end{aligned} \quad \dots\dots (a)$$

karena invers dari suatu matriks bersifat unik, maka hal tersebut dapat dibuktikan dengan menggunakan Teorema 2.4.3.1, yaitu $AB = BA = I$, sehingga dapat ditulis,

$$\begin{aligned} B^{-1}A^{-1}AB &= B^{-1}(A^{-1}A)B \\ &= B^{-1}IB \\ &= B^{-1}B \\ &= I. \end{aligned} \quad \dots\dots (b)$$

2.5 Kronecker Products

Misalkan \mathbb{F} menjadi bidang, sebagaimana dengan \mathbb{R} atau \mathbb{C} . Untuk sembarang matriks $A = [a_{ij}] \in \mathbb{F}^{m \times n}$ dan $B \in \mathbb{F}^{p \times q}$ maka *kroncker product* dari A dan B dilambangkan sebagai $(A \otimes B)$ yang didefinisikan (Zhang & Ding, 2013):

$$\begin{aligned} A \otimes B &= [a_{ij}B] \\ &= \begin{bmatrix} a_{11}B & a_{12}B & \dots & a_{1n}B \\ a_{21}B & a_{22}B & \dots & a_{2n}B \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1}B & a_{m2}B & \dots & a_{mn}B \end{bmatrix} \in \mathbb{F}^{(mp) \times (nq)}. \end{aligned}$$

Kemudian misalkan A^T menunjukkan transpose dari matriks A . Sedangkan I_m adalah matriks identitas dengan ordo $m \times m$. Dasar berikut sifat-sifat jelasnya:

- 1) $I_m \otimes A = \text{diag}[A, A, \dots, A]$
- 2) $(A \otimes B)^T = A^T \otimes B^T$
- 3) $A(B \otimes C) = (A \otimes B) \otimes C = A \otimes B \otimes C$.

Adapun beberapa aturan *mix product*, diantaranya yaitu (Brewer, 1979):

- 1) $(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})^{-1} = \mathbf{A}^{-1} \otimes \mathbf{B}^{-1}$
- 2) $\text{trace}(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B}) = \text{trace}(\mathbf{A}) \cdot \text{trace}(\mathbf{B})$
- 3) $(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})(\mathbf{C} \otimes \mathbf{D}) = (\mathbf{AC}) \otimes (\mathbf{BD})$.

Berdasarkan aturan *mix product*, maka terdapat teorema sebagai berikut (Zhang & Ding, 2013):

2.5.1 Teorema Mix Product

Misalkan $\mathbf{A} \in \mathbb{F}^{m \times n}$ dan $\mathbf{B} \in \mathbb{F}^{p \times q}$, maka:

$$\mathbf{A} \otimes \mathbf{B} = (\mathbf{A} \otimes \mathbf{I}_p) (\mathbf{I}_n \otimes \mathbf{B}) = (\mathbf{I}_m \otimes \mathbf{B}) (\mathbf{A} \otimes \mathbf{I}_q)$$

Bukti:

$$\begin{aligned} \mathbf{A} \otimes \mathbf{B} &= \begin{bmatrix} a_{11}\mathbf{B} & a_{12}\mathbf{B} & \cdots & a_{1n}\mathbf{B} \\ a_{21}\mathbf{B} & a_{22}\mathbf{B} & \cdots & a_{2n}\mathbf{B} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1}\mathbf{B} & a_{m2}\mathbf{B} & \cdots & a_{mn}\mathbf{B} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} a_{11}\mathbf{I}_p & a_{12}\mathbf{I}_p & \cdots & a_{1n}\mathbf{I}_p \\ a_{21}\mathbf{I}_p & a_{22}\mathbf{I}_p & \cdots & a_{2n}\mathbf{I}_p \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1}\mathbf{I}_p & a_{m2}\mathbf{I}_p & \cdots & a_{mn}\mathbf{I}_p \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{B} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \mathbf{B} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \mathbf{B} \end{bmatrix} \\ &= (\mathbf{A} \otimes \mathbf{I}_p) (\mathbf{I}_n \otimes \mathbf{B}) \dots \dots \dots \text{(a)} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{A} \otimes \mathbf{B} &= \begin{bmatrix} a_{11}\mathbf{B} & a_{12}\mathbf{B} & \cdots & a_{1n}\mathbf{B} \\ a_{21}\mathbf{B} & a_{22}\mathbf{B} & \cdots & a_{2n}\mathbf{B} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1}\mathbf{B} & a_{m2}\mathbf{B} & \cdots & a_{mn}\mathbf{B} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \mathbf{B} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \mathbf{B} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \mathbf{B} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{11}\mathbf{I}_q & a_{12}\mathbf{I}_q & \cdots & a_{1n}\mathbf{I}_q \\ a_{21}\mathbf{I}_q & a_{22}\mathbf{I}_q & \cdots & a_{2n}\mathbf{I}_q \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1}\mathbf{I}_q & a_{m2}\mathbf{I}_q & \cdots & a_{mn}\mathbf{I}_q \end{bmatrix} \\ &= (\mathbf{I}_m \otimes \mathbf{B})(\mathbf{A} \otimes \mathbf{I}_q) \dots \dots \dots \text{(b)} \end{aligned}$$

2.5.2 Corollary Mix Product

Berdasarkan teorema 2.5.1 maka terbentuk *corollary* sebagai berikut:

Misalkan $\mathbf{A} \in \mathbb{F}^{m \times m}$ dan $\mathbf{B} \in \mathbb{F}^{n \times n}$, maka:

$$\mathbf{A} \otimes \mathbf{B} = (\mathbf{A} \otimes \mathbf{I}_n) (\mathbf{I}_m \otimes \mathbf{B}) = (\mathbf{I}_m \otimes \mathbf{B}) (\mathbf{A} \otimes \mathbf{I}_n).$$

Hal ini berarti $(\mathbf{I}_m \otimes \mathbf{B})$ dan $(\mathbf{A} \otimes \mathbf{I}_n)$ komutatif untuk matriks persegi \mathbf{A} dan \mathbf{B} .

2.5.3 Supervektor

Fungsi bernilai vektor penting dari matriks didefinisikan oleh Neudecker (1969), jika dalam a_{ij} dari \mathbf{A} , \mathbf{A}_i , \mathbf{A}_j akan menunjukkan baris ke- i dan kolom ke- j berturut-turut. Jika \mathbf{A} berordo $m \times n$ maka kita definisikan vektor kolom \mathbf{A} . Apabila ditulis ke dalam bentuk super vektor yaitu:

$$\text{vec}(\mathbf{A}) = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{.1} \\ \vdots \\ \mathbf{A}_{.n} \end{bmatrix}.$$

Secara khusus, jika \mathbf{y} adalah vektor kolom, maka $\text{vec}(\mathbf{y}) = \text{vec}(\mathbf{y}^T) = \mathbf{y}$. Berikut adalah teorema yang menghubungkan $\text{vec}(\mathbf{A})$ dan *Kronecker product*.

$$\begin{aligned} \text{vec}(\mathbf{A}\mathbf{B}) &= (\mathbf{I} \otimes \mathbf{A})\text{vec}(\mathbf{B}) = (\mathbf{B}^T \otimes \mathbf{I})\text{vec}(\mathbf{A}) = (\mathbf{B}^T \otimes \mathbf{A})\text{vec}(\mathbf{I}) \\ &= \sum_i \mathbf{B}^T_{.i} \otimes \mathbf{A}_{.i}. \end{aligned}$$

2.6 Generalized Vec-Trick

Menurut Airola & Pahikkala (2018) algoritma *generalized vec-trick* digunakan untuk menghitung *kronecker products*, di mana submatriks dari matriks *kronecker products* ($\mathbf{M} \otimes \mathbf{N}$) dikalikan dengan vektor. Misal $[n]$, di mana $n \in \mathbb{N}$ menyatakan himpunan indeks $\{1, \dots, n\}$. Kemudian $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{a \times b}$ menyatakan sebuah matriks $a \times b$, dan $A_{i,j}$ elemen ke- i, j . Vektorisasi \mathbf{A} dilambakan dengan $\text{vec}(\mathbf{A})$ yang merupakan vektor kolom $ab \times 1$ yang diperoleh dengan menyusun semua kolom \mathbf{A} secara berurutan mulai dari kolom pertama. $(\mathbf{A} \otimes \mathbf{C})$ menunjukkan *kronecker products* dari \mathbf{A} dan \mathbf{C} , dengan $\mathbf{a} \in \mathbb{R}^c$ menunjukkan vektor kolom berukuran $c \times 1$, dan dengan a_i elemen ke- i . Ada beberapa penelitian dalam literatur *machine learning* yang melibatkan system persamaan linear. *Kronecker products* telah dipercepat dengan yang disebut “*vec-trick*” atau yang lebih dikenal sebagai lemma kolom Roth dalam aljabar hasil *kronecker* berikut (Roth, 1934):

Lemma 1. Kolom Roth; “*Vec Trick*”. Misalkan $\mathbf{M} \in \mathbb{R}^{a \times b}$, $\mathbf{Q} \in \mathbb{R}^{b \times c}$, dan $\mathbf{N} \in \mathbb{R}^{c \times d}$ adalah matriks, maka

$$\text{vec}(\mathbf{MQN}) = (\mathbf{N}^T \otimes \mathbf{M})\text{vec}(\mathbf{Q}). \quad (2.6)$$

Persamaan (2.6) akan mempermudah proses perhitungan untuk mengatasi perhitungan langsung dari *kroncker product* yang besar.

2.7 SEM

SEM pertama kali ditemukan oleh seorang ilmuwan bernama Joreskog tahun 1970. Teknik ini merupakan kombinasi dari analisis faktor dan analisis jalur, digunakan untuk menganalisis hubungan struktural antara variabel terukur dan konstruksi laten (Khairi & Susanti, 2021; Sharma et al., 2021). Secara konseptual SEM dapat digunakan untuk menjawab pertanyaan penelitian yang mencakup observasi langsung atau tidak langsung dari satu atau lebih variabel bebas atau variabel terikat. Namun, tujuan utama SEM adalah untuk menentukan dan validitas model kausal yang diusulkan. Oleh karena itu, SEM merupakan teknik konfirmasi (Setiawan et al., 2021). Sedangkan menurut Silalayi et al. (2018) SEM adalah teknik multivariat yang menguji secara simultan rangkaian hubungan keterantungan dari model yang dihipotesiskan.

Menurut Bollen (1989), istilah yang sering digunakan dalam metode SEM adalah sebagai berikut:

1. Variabel indikator

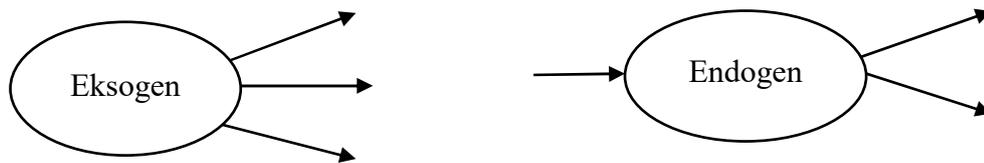
Variabel yang diamati (konstruksi atau faktor) ini digunakan untuk mendefinisikan atau mengukur atau menafsirkan variabel. Pada SEM ketika hanya memeriksa variabel indikator, maka model tersebut disebut *path analysis* laten. Apabila disajikan ke dalam bentuk diagram, variabel indikator berbentuk persegi seperti pada gambar 1.



Gambar 1. Variabel Indikator

2. Variabel Laten

Variabel laten merupakan variabel yang tidak dapat diamati atau tidak diukur secara langsung. Biasanya didasarkan pada sejumlah faktor yang diukur melalui survei, tes, dan lainnya. Variabel laten terbagi menjadi dua, yaitu variabel laten eksogen dan variabel laten endogen. Variabel laten eksogen tidak terpengaruh oleh variabel lain dalam model. Sementara variabel yang dipengaruhi oleh variabel lain disebut variabel laten endogen. Variabel laten biasanya ditunjukkan dalam bentuk elips seperti pada gambar 2.



Gambar 2. Variabel Laten Eksogen dan Endogen

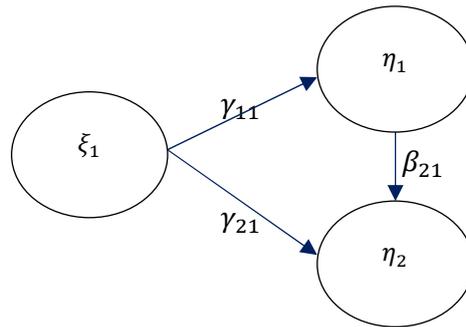
2.8 Model-model dalam SEM

Secara umum, terdapat dua model yang diterapkan di dalam SEM, yaitu:

2.8.1 Model Struktural

Model struktural merupakan salah satu fitur unik di dalam SEM. Model struktural dalam SEM adalah sebuah pendekatan yang digunakan untuk menggambarkan hubungan kausal antara variabel laten dan indikator (Bollen, 1989). Persamaan model struktural dapat terdiri dari satu atau lebih persamaan yang masing-masing menggambarkan hubungan antara satu atau lebih variabel laten dengan satu atau lebih variabel indikator.

Kuncinya terletak pada menganalisis himpunan hubungan antara variabel yang saling terhubung secara bersamaan alih-alih memeriksanya secara terpisah, biasanya dilakukan dalam teknik multivariat. Menurut Thakkar (2013) selalu disarankan untuk terlebih dahulu menguji kecocokan dan kesesuaian validitas struktur model yang diusulkan, dan kemudian menguji model struktural. Tujuan dari model ini adalah untuk menentukan hubungan struktural antara konstruksi. Ini membantu dalam menyelidiki hipotesis yang mendasari dengan menyelidiki hubungan ketergantungan antara konstruksi. Berikut adalah bentuk diagram jalur dari model struktural yang disajikan pada gambar 3.



Gambar 3. Diagram Jalur Model Struktural

Dalam bentuk umum model persamaan struktural didefinisikan sebagai, misalkan vektor acak $\boldsymbol{\eta}^T = (\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_m)$ sebagai variabel laten endogen dan $\boldsymbol{\xi}^T = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$ merupakan variabel laten eksogen membangun persamaan simultan yang terdiri dari persamaan linear yang saling terkait seperti pada persamaan (2.1):

$$\boldsymbol{\eta} = \mathbf{B}\boldsymbol{\eta} + \boldsymbol{\Gamma}\boldsymbol{\xi} + \boldsymbol{\zeta}, \quad (2.1)$$

Pada persamaan (2.1) terdapat \mathbf{B} dan $\boldsymbol{\Gamma}$ yang menunjukkan matriks koefisien dari model struktural. Kemudian untuk vektor galat dalam persamaan struktural yaitu $\boldsymbol{\zeta} = (\zeta_1, \zeta_2, \dots, \zeta_m)$. Adanya matriks koefisien dari \mathbf{B} menunjukkan pengaruh antar variabel $\boldsymbol{\eta}$, sedangkan pengaruh langsung antara variabel laten $\boldsymbol{\xi}$ dengan variabel $\boldsymbol{\eta}$ ditunjukkan dengan matriks koefisien $\boldsymbol{\Gamma}$. Diasumsikan $(\mathbf{I} - \mathbf{B})$ merupakan nonsingular, dan $\boldsymbol{\eta}$ tidak berkorelasi dengan $\boldsymbol{\zeta}$ (Karl G Jöreskog, 1993).

Bentuk model struktural (2.1) didapatkan dengan uraian sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\eta} &= \mathbf{B}\boldsymbol{\eta} + \boldsymbol{\Gamma}\boldsymbol{\xi} + \boldsymbol{\zeta} \\ \boldsymbol{\eta} - \mathbf{B}\boldsymbol{\eta} &= \boldsymbol{\Gamma}\boldsymbol{\xi} + \boldsymbol{\zeta} \\ (\mathbf{I} - \mathbf{B})\boldsymbol{\eta} &= \boldsymbol{\Gamma}\boldsymbol{\xi} + \boldsymbol{\zeta} \\ \boldsymbol{\eta} &= (\mathbf{I} - \mathbf{B})^{-1} (\boldsymbol{\Gamma}\boldsymbol{\xi} + \boldsymbol{\zeta}), \end{aligned}$$

dengan:

\mathbf{B} : matriks koefisien dari variabel laten endogen dengan ordo $m \times m$

$\boldsymbol{\Gamma}$: matriks koefisien dari variabel laten eksogen ordo $m \times n$

$\boldsymbol{\eta}$: vektor variabel laten endogen berordo $m \times 1$

$\boldsymbol{\xi}$: vektor variabel laten eksogen berordo $n \times 1$

$\boldsymbol{\zeta}$: vektor sisaan acak hubungan antara $\boldsymbol{\eta}$ dan $\boldsymbol{\xi}$ berukuran $m \times 1$

Terdapat beberapa asumsi yang harus terpenuhi dalam model struktural, yaitu $E(\boldsymbol{\eta}) = 0$, $E(\boldsymbol{\xi}) = 0$, $E(\boldsymbol{\zeta}) = 0$, $\boldsymbol{\zeta}$ tidak ada korelasi dengan $\boldsymbol{\xi}$.

Matriks kovarian $\boldsymbol{\Sigma}$ dapat dinyatakan dalam parameter model $\boldsymbol{\theta}$, yaitu (Bollen, 1989):

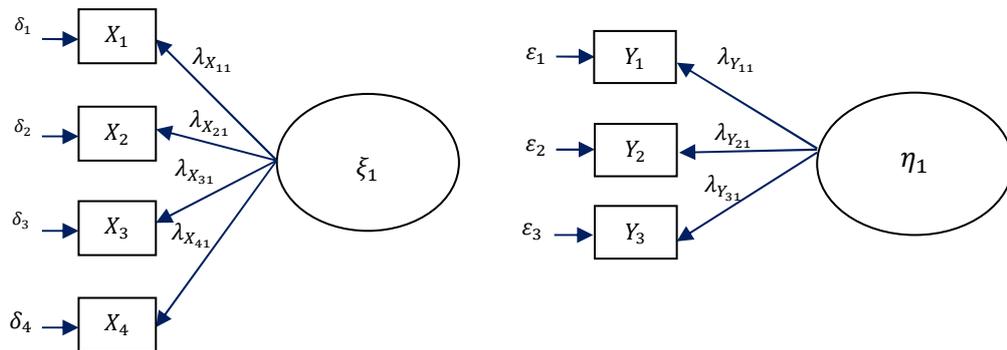
$$\begin{aligned}\boldsymbol{\Sigma} &= \boldsymbol{\Sigma}_{\boldsymbol{\theta}} \\ &= \begin{pmatrix} \boldsymbol{\Lambda}_y(\mathbf{I} - \mathbf{B})^{-1}(\boldsymbol{\Gamma}\boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\Gamma}^T + \boldsymbol{\Psi})[(\mathbf{I} - \mathbf{B})^{-1}]^T\boldsymbol{\Lambda}_y^T\boldsymbol{\Theta}_{\varepsilon} & \boldsymbol{\Lambda}_y(\mathbf{I} - \mathbf{B})^{-1}\boldsymbol{\Gamma}\boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\Lambda}_x^T \\ \boldsymbol{\Lambda}_x(\mathbf{I} - \mathbf{B})^{-1}\boldsymbol{\Gamma}\boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\Lambda}_y^T & \boldsymbol{\Lambda}_x\boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\Lambda}_x^T + \boldsymbol{\Theta}_{\delta} \end{pmatrix},\end{aligned}$$

di mana $\boldsymbol{\Phi}$ dan $\boldsymbol{\Psi}$ menunjukkan matriks kovarians dari $\boldsymbol{\xi}$, $\boldsymbol{\zeta}$, $\boldsymbol{\Theta}_{\delta}$, $\boldsymbol{\Theta}_{\varepsilon}$ diagonal matriks yang menunjukkan varian dari $\boldsymbol{\delta}$, $\boldsymbol{\varepsilon}$, sedangkan ada delapan parameter dalam SEM (Klopp & Klößner, 2021).

$$\boldsymbol{\theta} = (\boldsymbol{\Lambda}_x, \boldsymbol{\Lambda}_y, \boldsymbol{\Gamma}, \mathbf{B}, \boldsymbol{\Phi}, \boldsymbol{\Psi}, \boldsymbol{\Theta}_{\delta}, \boldsymbol{\Theta}_{\varepsilon}).$$

2.8.2 Model Pengukuran

Model pengukuran SEM merupakan replika dari analisis faktor. Mewakili faktor-faktor untuk memeriksa kekuatan dari hubungan setiap variabel laten. Menurut Kang & Ahn (2021) model pengukuran dalam analisis SEM adalah sebuah model yang digunakan untuk menggambarkan hubungan antara variabel laten yang diukur oleh satu atau lebih variabel indikator. Dalam diagram jalur model pengukuran ditunjukkan seperti pada gambar 4, mengacu pada panah satu arah hipotesis bahwa ada hubungan sebab akibat antara variabel.



Gambar 4. Diagram Jalur Model Pengukuran

Menurut Bollen (1989) variabel indikator dari variabel laten endogen disimbolkan dengan vektor $\boldsymbol{\eta}$ dan untuk variabel indikator variabel laten eksogen

dilambangkan dengan ξ tidak diukur secara langsung. Namun kedua variabel tersebut diukur melalui indikatornya yaitu variabel $\mathbf{Y}^T = (y_1, y_2, \dots, y_p)$ dan $\mathbf{X}^T = (x_1, x_2, \dots, x_q)$ yang diukur dengan model pengukuran, dinyatakan sebagai berikut.

$$\mathbf{X} = \Lambda_X \xi + \delta$$

$$\mathbf{Y} = \Lambda_Y \eta + \varepsilon,$$

di mana,

\mathbf{Y} : vektor variabel indikator untuk variabel laten endogen $p \times 1$

\mathbf{X} : vektor variabel indikator untuk variabel laten eksogen $q \times 1$

ε : vektor galat dari pengukuran dari \mathbf{Y} dengan ordo $p \times 1$

δ : vektor galat dari pengukuran \mathbf{X} berordo $q \times 1$

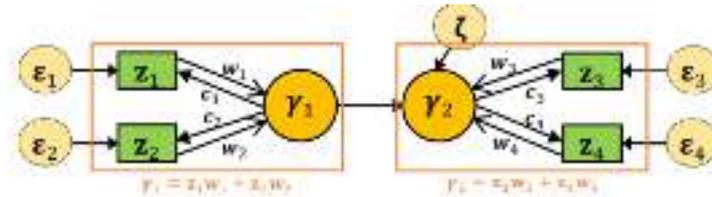
Λ_X : matriks koefisien antara \mathbf{X} dan ξ yang berordo $q \times n$

Λ_Y : matriks koefisien antara \mathbf{Y} dan η berordo $p \times m$.

Terdapat beberapa asumsi yang harus terpenuhi dalam model pengukuran, yaitu $E(\eta) = 0$, $E(\xi) = 0$, $E(\varepsilon) = 0$, $E(\delta) = 0$, ε tidak ada korelasi dengan η , ξ , dan δ ; δ tidak ada korelasi dengan η , ξ , dan ε .

2.9 GSCA

GSCA adalah pendekatan berbasis komponen untuk SEM, di mana variabel laten didekati oleh komposit tertimbang dari indikator. GSCA memodelkan hubungan timbal balik antara variabel yang diamati dengan variabel laten secara terpadu, sehingga dapat memperkirakan parameter dengan meminimalkan fungsi optimasi kuadrat terkecil tunggal. GSCA melakukannya tidak memerlukan asumsi normalitas multivariat dari variabel yang diamati untuk estimasi parameter (Hwang et al., 2017). GSCA adalah SEM berbasis varians model yang dikembangkan untuk melengkapi kelemahan PLS (Supandi, 2020). Spesifikasi dari model GSCA diilustrasikan ke dalam bentuk diagram jalur seperti pada gambar 5.



Gambar 5. Spesifikasi Model GSCA

GSCA memiliki tiga submodel yaitu model struktural, model pengukuran, dan *weight relation* model.

2.9.1 Model Struktural

Model struktural menggambarkan hubungan yang ada diantara variabel-variabel laten (Hwang & Takane, 2014). Model struktural dapat ditulis sebagai berikut (Hwang, 2009):

$$\gamma_i = \mathbf{B}'\gamma_i + \zeta_i, \quad (2.2)$$

persamaan model struktural (2.2) dapat ditulis dalam bentuk matriks:

$$\begin{bmatrix} \gamma_1 \\ \gamma_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ b & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \gamma_1 \\ \gamma_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \zeta_1 \\ \zeta_2 \end{bmatrix}$$

Keterangan:

γ_i = Variabel laten (berukuran $t \times 1$)

ζ_i = Residual variabel laten (berukuran $t \times 1$)

\mathbf{B} = Koefisien jalur (berukuran $t \times t$)

t = Banyaknya variabel laten

2.9.2 Model Pengukuran

Adanya model pengukuran adalah untuk menentukan hubungan antara variabel indikator dengan variabel laten. Suatu indikator dianggap reflektif jika dipengaruhi oleh variabel laten yang sesuai, sedangkan dianggap formatif jika membentuk variabel latennya. Dalam analisis GSCA, model pengukuran ditentukan hanya jika ada indikator reflektif karena indikator formatif ditangani oleh submodel yang berbeda model relasi berbobot (Hwang & Takane, 2014).

Model pengukuran secara umum dapat ditulis sebagai berikut (Hwang, 2009):

$$\mathbf{z}_i = \mathbf{C}'\boldsymbol{\gamma}_i + \boldsymbol{\varepsilon}_i. \quad (2.3)$$

Persamaan (2.3) dapat kita nyatakan dalam notasi matriks, sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ z_3 \\ z_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_1 & 0 & 0 & 0 \\ c_2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & c_3 & 0 & 0 \\ 0 & c_4 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \gamma_1 \\ \gamma_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_3 \\ \varepsilon_4 \end{bmatrix}$$

Keterangan:

\mathbf{z}_i = variabel indikator (berukuran $j \times 1$)

$\boldsymbol{\gamma}_i$ = variabel laten (berukuran $t \times 1$)

\mathbf{C} = *loading* antara variabel laten dengan indikatornya (berukuran $t \times j$)

$\boldsymbol{\varepsilon}_i$ = residual variabel indikator (berukuran $j \times 1$)

t = banyaknya variabel laten

j = banyaknya variabel indikator.

2.9.3 Model Relasi Berbobot (*Weight Relation Model*)

Seperti namanya, GSCA mendefinisikan variabel laten sebagai komponen atau komposit berbobot indikator. Model hubungan berbobot digunakan secara eksplisit menyatakan hubungan antara indikator dan variabel laten (Hwang & Takane, 2014). Model relasi berbobot secara umum dapat ditulis sebagai berikut (Hwang, 2009):

$$\boldsymbol{\gamma}_i = \mathbf{W}'\mathbf{z}_i, \quad (2.4)$$

persamaan (2.4) dapat kita nyatakan dalam notasi matriks, sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} \gamma_1 \\ \gamma_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_1 & w_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & w_3 & w_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ z_3 \\ z_4 \end{bmatrix}.$$

Keterangan:

$\boldsymbol{\gamma}_i$ = variabel laten (berukuran $t \times 1$)

\mathbf{z}_i = variabel indikator (berukuran $j \times 1$)

\mathbf{W} = *component weight* dari variabel indikator (berukuran $j \times t$)

t = banyaknya variabel laten

j = banyaknya variabel indikator.

Dalam GSCA, ketiga submodel digabungkan menjadi satu model umum. Secara khusus, ketiga submodel (2.2), (2.3), (2.4) diintegrasikan ke dalam persamaan tunggal, sebagai berikut:

$$\mathbf{V}'\mathbf{z}_j = \mathbf{A}'\mathbf{W}'\mathbf{z}_j + \mathbf{E},$$

dengan $\mathbf{V} = \begin{bmatrix} \mathbf{I} \\ \mathbf{W}' \end{bmatrix}$, $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{C}' \\ \mathbf{B}' \end{bmatrix}$, dan $\mathbf{E} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\varepsilon}_j \\ \boldsymbol{\zeta}_j \end{bmatrix}$.

2.10 Algoritma ALS

Menurut Schlittgen (2018) ALS adalah sebuah algoritma yang sering digunakan untuk menyelesaikan masalah optimisasi yang terkait dengan matriks. Algoritma ini sering digunakan dalam konteks yang lebih luar dari SEM dan GSCA, yaitu dalam penyelesaian masalah seperti komputasi matriks faktorisasi dari penyelesaian sistem linear. Secara umum tujuan dari SEM-GSCA adalah untuk mengidentifikasi hubungan struktural yang mendasari sekumpulan data multivariat. Metode ini sering digunakan dalam bidang sosial dan psikologi untuk menguji hipotesis tentang hubungan antara variabel.

Persamaan (2.6) tidak dapat diselesaikan secara langsung karena \mathbf{V} , \mathbf{W} , dan \mathbf{A} dapat terdiri dari elemen nol atau *fixed*. Sebagai gantinya, Hwang dan Takane mengembangkan algoritma ALS (De Leeuw et al., 1976) untuk meminimalkan persamaan (2.6). Dalam SEM-GSCA, ALS digunakan untuk menyelesaikan masalah optimisasi yang terkait dengan estimasi parameter model. Algoritma ALS mengiterasi proses ini dengan memperbarui nilai parameter secara bergantian, sehingga diberi nama ALS. Secara teknis, proses optimisasi SEM-GSCA dengan menggunakan ALS dapat dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut (Hwang & Takane, 2004):

1. Memperbaharui *loadings* atau koefisien jalur di \mathbf{A} untuk \mathbf{V} dan \mathbf{W} tetap
2. Memperbaharui \mathbf{V} dan \mathbf{W} dengan koefisien jalur \mathbf{A} tetap
3. Menentukan matriks parameter $\boldsymbol{\Theta}$ yang merupakan matriks estimasi parameter model SEM-GSCA.
4. Iterasi proses optimisasi dengan *update* nilai $\boldsymbol{\Theta}$ secara bergantian sesuai dengan persamaan-persamaan yang sesuai dengan algoritma ALS.

5. Mengulangi langkah 4 sampai proses optimisasi konvergen pada nilai Θ yang optimal.

2.11 Evaluasi Model GSCA

Evaluasi model pada analisis GSCA terdiri dari 3 tahap, yaitu evaluasi pada model pengukuran (*outer model*), model struktural (*inner model*), dan evaluasi *overall goodness of fit model* (Pratiwi, Debatara, & Martha, 2021).

2.11.1 Evaluasi Model Pengukuran

2.11.1.1 Validitas Konvergen

Validitas konvergen dalam SEM-GSCA digunakan untuk mengevaluasi model pengukuran. Validitas konvergen adalah jenis validitas yang berkaitan dengan prinsip bahwa mengukur suatu variabel harus memiliki korelasi yang tinggi sehingga digunakan untuk mengukur besarnya hubungan antara variabel laten dan variabel indikator dalam model pengukuran reflektif (Ardi & Isnayanti, 2020). Menurut Hair Jr et al. (2018) korelasi dikatakan memenuhi validitas konvergen jika memiliki *loading factor* atau koefisien korelasi $\lambda \geq 0,5$.

2.11.1.2 Reliabilitas Konvergen

Sedangkan untuk menilai kesesuaian pengukuran model yang digunakan untuk SEM akhir, kekuatan pengukuran model dibangun dengan melakukan reliabilitas menggunakan *Composite Reliability* (CR) dan *Average Variance Extracted* (AVE). Variabel laten dapat dikatakan memiliki reliabilitas yang sangat baik jika CR lebih signifikan dari 0,7 (Hair Jr et al., 2018; Dolo et al., 2011). CR dapat ditentukan dengan menggunakan formulasi berikut:

$$CR = \frac{(\sum_{j=1}^n c_{ij})^2}{(\sum_{j=1}^n c_{ij})^2 + \sum_{j=1}^n e_i}$$

di mana c_{ij} adalah *loading factor* dan e_i adalah nilai eror dari pengukuran ke- i dengan $e_i = 1 - c_{ij}^2$. Selain dari nilai CR, juga dapat diuji berdasarkan nilai AVE. Suatu variabel dikatakan reliabel jika nilai AVE lebih besar atau sama dengan 0,50 (Supandi, 2020). AVE dapat dihitung berdasarkan formula berikut:

$$AVE = \frac{\sum_{j=1}^n c_i^2}{\sum_{j=1}^n c_{ij}^2 + \sum_{j=1}^n e_i}$$

2.11.2 Evaluasi Model Struktural

2.11.2.1 Uji Signifikansi Parameter

Evaluasi model struktural bertujuan untuk mengetahui keakuratan model struktural sedang dibentuk. Se jauh mana pengaruh hubungan antara variabel laten ditentukan dengan se jauh mana koefisien jalur yang diperkirakan. SEM-GSCA merupakan pendekatan bebas distribusi, namun sebagai *trade-off* tidak dapat memperkirakan kesalahan standar atau interval kepercayaan dari estimasi parameternya berdasarkan perkiraan asimtotik (teori normal). Sebaliknya, dapat menggunakan metode *bootstrap* untuk mendapatkan kesalahan standar dan selang kepercayaan non parametrik (Efron, 1984).

Kesalahan standar *bootstrap* dan interval kepercayaan dapat digunakan untuk menguji signifikansi statistik dari estimasi parameter. Misalnya, statistik *t bootstrap* yang juga disebut *Critical Ratio* (CRb), dapat dihitung dengan membagi estimasi parameter dengan kesalahan standar *bootstrap*. Jika *bootstrap t value* sama dengan atau lebih besar dari nilai kritis *t* distribusi, estimasi parameter dipertimbangkan secara statistik signifikan pada tingkat $\alpha = 0,05$ (Jung et al., 2019).

Oleh karena itu, model struktural dievaluasi dengan melihat nilai koefisien parameter dan signifikan koefisien parameter tersebut melalui nilai CRb. Parameter dianggap signifikan apabila nilai $|CRb| > 2$ (Hwang et al., 2007). Pengujian nilai koefisien parameter sebagai berikut:

a. Hipotesis

$H_0: b_i = 0$, yaitu koefisien parameter γ_i tidak signifikan

$H_1: b_i \neq 0$, yaitu koefisien parameter γ_i signifikan

b. Statistik Uji

$$CRb = \frac{b_i}{SE(b_i)} = \frac{b_i}{\sqrt{\frac{\sum_{j=1}^B (b_i - \bar{b}_i)^2}{B - 1}}} \quad (2.5)$$

dengan,

b_i = koefisien parameter dari variabel laten ke- i

$SE(b_i)$ = standar eror untuk koefisien parameter

\bar{b}_i = rata-rata estimasi parameter untuk B pengulangan

B = banyaknya pengulangan

c. Kriteria Uji

Tolak H_0 jika nilai $|CRb| > 2$ dengan tingkat kesalahan $\alpha = 0,05$ berarti koefisien parameter signifikan (Hwang et al., 2007) .

2.11.2.2 Nilai *R-Square* (R^2)

Evaluasi model struktural bertujuan untuk mengetahui keakuratan model struktural sedang dibentuk. Sejauh mana pengaruh hubungan antara variabel laten ditentukan dengan sejauh mana koefisien jalur yang diperkirakan, menggunakan nilai R^2 . Pada metode GSCA R^2 diartikan sama dengan kuadrat dari korelasi yang menjelaskan proporsi varian variabel endogen yang dijelaskan oleh model (Hwang & Takane, 2014).

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^T e_t^2}{n}$$

2.11.3 Evaluasi Keseluruhan Kecocokan Model (*Overall goodness of fit*)

Ukuran kecocokan model secara keseluruhan mewakili nilai tunggal yang meringkas perbedaan antara model dan data. Ukuran ini dapat berguna dalam mengevaluasi seberapa cocok model dengan data secara keseluruhan dan dalam membandingkan model ke model alternatif (Bollen, 1989). GSCA memperkirakan parameter dengan meminimalkan secara konsisten memungkinkan adanya ukuran kecocokan, seperti FIT, AFIT, dan GFI.

2.11.3.1 FIT

FIT menunjukkan proporsi total varian dari semua indikator dan variabel laten yang dijelaskan oleh spesifikasi model. Menurut Hwang & Takane (2004) dan Purwanto (2021) rentang nilai FIT berkisar dari 0 sampai dengan 1. Semakin besar nilai FIT maka semakin besar pula varian dalam variabel diperhitungkan

oleh spesifikasi model. Karakteristik dan interpretasi FIT sebanding dengan koefisien determinasi atau R^2 untuk semua indikator dan variabel laten. Hanya saja nilai FIT digunakan untuk menjelaskan ketidakcocokan antara model dan data secara keseluruhan. Pengukuran FIT merupakan fungsi dari jumlah residu kuadrat antara model dan data. Berdasarkan persamaan (2.6) diperoleh formulasi FIT sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 FIT &= 1 - \frac{SS(\mathbf{ZV} - \mathbf{ZWA})}{SS(\mathbf{ZV})} \\
 &= 1 - \frac{SS(\mathbf{E})}{N \cdot T} \\
 &= \frac{N \cdot T - SS(\mathbf{E})}{N \cdot T} \\
 &= \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left(1 - \frac{e_t^2}{N}\right) \\
 &= \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T R_t^2,
 \end{aligned}$$

di mana R_t^2 adalah nilai R^2 dari setiap indikator atau variabel laten (Henseler, 2012). Nilai FIT dipengaruhi oleh kompleksitas model, yaitu semakin banyak parameter maka semakin besar nilai FIT.

2.11.3.2 *Adjusted* FIT (AFIT)

Menurut Hwang *et al.* (2007) nilai FIT sangat sensitif terhadap kompleksitas model sehingga perlu juga mempertimbangkan kemungkinan nilai AFIT. Nilai AFIT digunakan untuk membandingkan model. Berikut diberikan formula dari AFIT:

$$AFIT = 1 - (1 - FIT) \frac{d_0}{d_1},$$

di mana d_0 adalah besaran derajat bebas untuk model NJ ($\mathbf{W} = \mathbf{0}, \mathbf{A} = \mathbf{0}$) dan $d_1 = NJ - \delta$ derajat bebas untuk model yang diuji, di mana δ adalah jumlah parameter bebas. Ukuran ini sebanding dengan disesuaikan R^2 dalam regresi linear. Seperti *Adjusted R²*, tidak dapat ditafsirkan dengan cara yang sama seperti FIT yaitu menjelaskan proporsi dari total varians. Model yang memaksimalkan AFIT dapat dikatakan sebagai paling banyak sesuai di antara model yang diuji.

2.11.3.3 GFI

GFI menunjukkan tingkat kecocokan estimasi model. Menurut Hair Jr et al. (2018) nilai GFI yang dianggap baik berkisar antara 0,9 hingga 1,0. Nilai GFI di bawah 0,9 dianggap tidak baik dan dianggap buruk jika berkisar di bawah 0,8. Namun ketentuan ini tidak bersifat mutlak dan tergantung pada kontes penelitian dan kebutuhan khusus dari peneliti. Model tersebut dikatakan baik tidak selalu dilihat berdasarkan nilai GFI, karena nilai GFI juga dipengaruhi oleh jumlah observasi yang cukup besar, maka nilai GFI yang diperoleh akan semakin tinggi. Meskipun model tersebut mungkin tidak lebih baik dari model lain yang memiliki jumlah observasi yang lebih sedikit.

Menurut Cho et al. (2020) misalkan \mathbf{S} dan $\hat{\Sigma}$ menunjukkan matriks kovarian sampel dan matriks kovarian model, kemudian misalkan s_{ij} dan $\hat{\sigma}_{ij}$ masing-masing menunjukkan kovarian yang diamati dalam \mathbf{S} dan $\hat{\Sigma}$, sehingga diperoleh:

$$GFI = 1 - \frac{\text{trace}([\mathbf{S} - \hat{\Sigma}]^2)}{\text{trace}(\mathbf{S}^2)}.$$

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan pada semester genap tahun ajaran 2022/2023 dan dilakukan di Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA), Universitas Lampung.

3.2 Data Penelitian

Penelitian ini menggunakan data sekunder dari BPS dan Kemenkes RI tahun 2021. Sampel yang digunakan yaitu sebanyak 34 provinsi di Indonesia. Semua variabel yang digunakan *fixed*, artinya telah dilakukan pengujian variabel indikator yang baik dalam menggambarkan secara sistematis suatu konstruk (faktor) menggunakan CFA. Variabel yang digunakan yaitu 5 variabel laten dan 13 variabel indikator, seperti tertera pada Tabel 1.

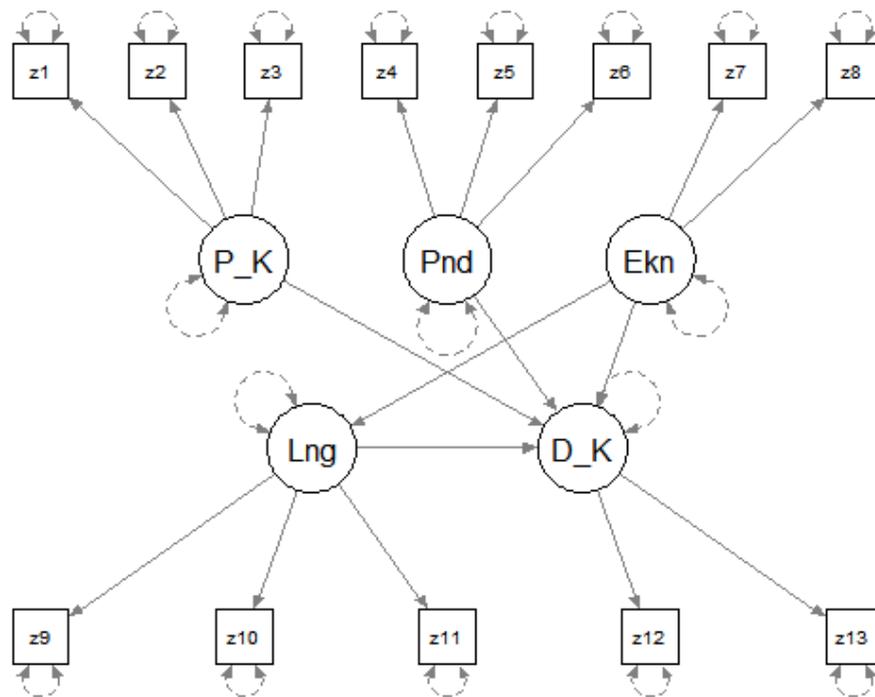
Tabel 1. Variabel Penelitian

Variabel Laten	Variabel Indikator
Pelayanan Kesehatan (γ_1)	Persentase Perempuan Usia 15-49 Tahun yang Proses Kelahiran Terakhirnya Ditolong oleh Tenaga Kesehatan Kompeten z_1
	Persentase Puskesmas dengan Kecukupan Dokter Umum z_2
	Persentase Puskesmas dengan Ketersediaan Obat Esensial z_3
	Persentase Tingkat Penyelesaian Pendidikan Menurut Jenjang Pendidikan Sekolah Dasar z_4
Pendidikan (γ_2)	Persentase Tingkat Penyelesaian Pendidikan Menurut Jenjang Pendidikan Sekolah z_5

	Menengah Pertama	
	Persentase Tingkat Penyelesaian Pendidikan Menurut Jenjang Pendidikan Sekolah Menengah Atas	z_6
Ekonomi (γ_3)	Persentase Tenaga Kerja Informal bidang Sektor Pertanian	z_7
	Persentase Jumlah Penduduk ≥ 15 tahun yang bekerja	z_8
Lingkungan (γ_4)	Persentase Rumah Tangga yang Tinggal di Rumah Layak Huni	z_9
	Persentase Rumah Tangga yang mempunyai Akses terhadap Sanitasi Layak	z_{10}
	Persentase Rumah Tangga dengan Tipe Daerah dan Sumber Air Minum Layak	z_{11}
Derajat Kesehatan (γ_5)	Angka Semua Kasus Tuberkulosis Per 100.000 Penduduk Menurut Provinsi	z_{12}
	Persentase Gizi Buruk pada Balita 0-59 Bulan Menurut Provinsi	z_{13}

Sumber: BPS dan Kemenkes RI. (2021)

Berdasarkan teori dan hasil penelitian yang relevan, terdapat hubungan antara variabel laten secara langsung dan tidak langsung, sehingga dapat dirancang model konseptual dalam bentuk grafik lintasan sebagai berikut:



Gambar 6. Diagram Jalur secara Konseptual (Pratiwi et al., 2021).

3.3 Metode Penelitian

Langkah-langkah dalam melakukan penelitian ini, yaitu.

3.3.1 Mengkaji SEM-GSCA dengan ALS

Menguraikan perhitungan GSCA dengan aljabar matriks sesuai dengan algoritma ALS. Secara khusus, ketiga submodel (2.2), (2.3), (2.4) diintegrasikan ke dalam persamaan tunggal dalam notasi matriks, sebagai berikut:

$$\mathbf{V}'\mathbf{z}_i = \mathbf{A}'\mathbf{W}'\mathbf{z}_i + \mathbf{E}.$$

Parameter yang tidak diketahui dari SEM-GSCA yaitu *loading* faktor, bobot indikator dan koefisien parameter yang terkandung dalam matriks \mathbf{A} , \mathbf{V} , dan \mathbf{W} , sehingga diperkirakan sedemikian rupa agar jumlah kuadrat dari semua residual \mathbf{E} atas N sekecil mungkin menggunakan algoritma ALS sebagai berikut:

- 1) Memperbaharui \mathbf{A} untuk \mathbf{V} dan \mathbf{W} tetap.
- 2) Memperbaharui \mathbf{V} dan \mathbf{W} untuk \mathbf{A} tetap.
- 3) Menentukan matriks parameter $\boldsymbol{\theta}$ yang merupakan matriks estimasi parameter model SEM-GSCA.

- 4) Iterasi proses optimisasi dengan *update* nilai θ secara bergantian sesuai dengan persamaan-persamaan yang sesuai dengan algoritma ALS.
- 5) Mengulangi langkah 4 sampai proses optimisasi konvergen pada nilai θ yang optimal.

3.3.2 Penerapan SEM-GSCA pada Data

Terdapat beberapa langkah dalam menerapkan SEM-GSCA pada data, yaitu:

1. Spesifikasi Model

Menentukan model struktural dan model pengukuran yang digunakan untuk melakukan pengujian. Dalam penelitian ini terdiri dari 5 variabel laten yaitu Pelayanan Kesehatan (γ_1), Pendidikan (γ_2), Ekonomi (γ_3), Lingkungan (γ_4), Derajat Kesehatan (γ_5) dan 13 variabel indikator yaitu z_i , di mana $i = 1, 2, \dots, 13$ seperti yang disajikan pada gambar 6.

2. Konversi Diagram Jalur

Mengkonversi hubungan-hubungan antara variabel laten dengan variabel indikator ke dalam diagram jalur.

3. Estimasi Parameter

Penelitian ini menggunakan metode GSCA, estimasi parameter dilakukan dengan algoritma ALS dengan bantuan program *R-Studio 4.2.1*.

4. Evaluasi model pengukuran

Evaluasi model pengukuran dilakukan dengan pengujian *loading factor* untuk menguji validitas variabel. Korelasi dikatakan memenuhi validitas konvergen jika memiliki loading factor atau koefisien korelasi $\lambda \geq 0,5$. Kemudian melakukan pengujian CR dan AVE untuk menguji reliabilitas variabel. Variabel laten dapat dikatakan memiliki reliabilitas yang sangat baik jika CR lebih signifikan dari 0,7

5. Evaluasi Model Struktural

Evaluasi model struktural uji signifikansi parameter CRb dan menggunakan R-Square (R^2). Misalnya, statistik *t* bootstrap yang juga disebut *Critical Ratio* (CRb), dapat dihitung dengan membagi estimasi parameter dengan kesalahan *standar bootstrap*. Jika bootstrap *t* value sama dengan atau lebih besar dari nilai kritis *t* distribusi, estimasi parameter dipertimbangkan secara statistik signifikan pada tingkat $\alpha = 0,05$. Parameter dianggap signifikan apabila nilai $|CRb| > 2$.

6. Evaluasi Model Fit secara Keseluruhan

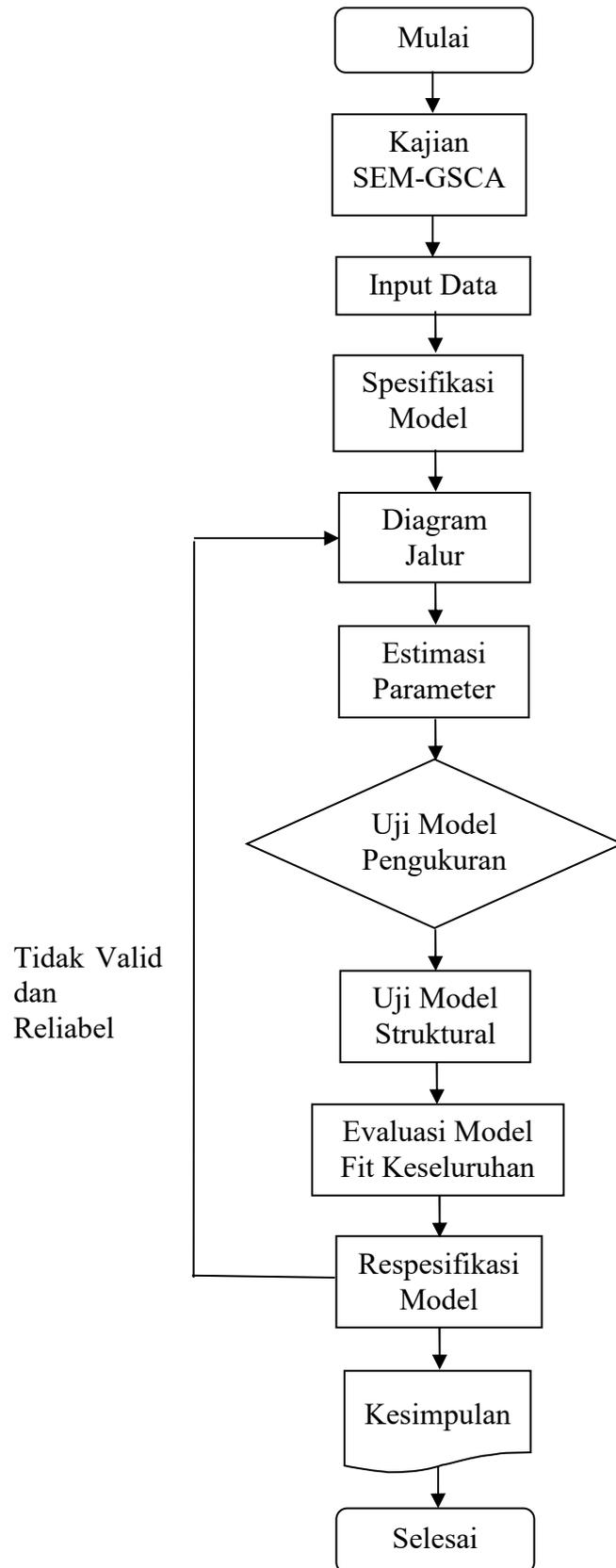
Evaluasi dilakukan setelah model pengukuran dan model struktural signifikan. Nilai FIT, AFIT, dan GFI menjadi acuan dalam mengevaluasi model secara keseluruhan. Rentang nilai FIT berkisar dari 0 sampai dengan 1. Sedangkan nilai GFI yang dianggap baik berkisar antara 0,9 hingga 1,0. Nilai GFI di bawah 0,9 dianggap tidak baik dan dianggap buruk jika berkisar di bawah 0,8.

7. Respesifikasi Model

Tahap ini dapat juga disebut modifikasi yang berkaitan dengan respesifikasi model berdasarkan hasil uji kecocokan pada tahap sebelumnya.

8. Kesimpulan dan Selesai

Langkah-langkah tersebut dapat dijabarkan lebih jelas melalui diagram alir yang terbentuk sebagai berikut:



Gambar 7. Diagram Alir Penelitian

V. SIMPULAN DAN SARAN

5.1 Simpulan

Berdasarkan kajian dan analisis pada penelitian yang telah dilakukan diperoleh simpulan sebagai berikut.

1. Hasil kajian SEM-GSCA dengan ALS yaitu:
 - a. memperbaharui *loadings* atau koefisien jalur di \mathbf{A} untuk \mathbf{V} dan \mathbf{W} tetap. Estimasi *least square* dari \mathbf{a} diperoleh untuk \mathbf{W} dan \mathbf{V} tetap sebagai berikut:

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

- b. memperbaharui \mathbf{V} dan \mathbf{W} dengan koefisien jalur \mathbf{A} tetap. Estimasi *least squares* dari $\boldsymbol{\eta}_k$ dengan diasumsikan bahwa $\mathbf{\Pi}'\mathbf{\Pi}$ non-singular dapat ditulis sebagai berikut:

$$\hat{\boldsymbol{\eta}}_k = (\mathbf{\Pi}'\mathbf{\Pi})^{-1} \mathbf{\Pi}' \text{vec}(\mathbf{Z}\mathbf{\Delta}).$$

2. Hasil Penerapan SEM-GSCA pada data yaitu:

- a. model pengukuran

$$z_1 = 0,89\gamma_1 + 0,03 \quad z_8 = 0,89\gamma_3 + 0,07$$

$$z_2 = 0,87\gamma_1 + 0,03 \quad z_9 = 0,77\gamma_4 + 0,33$$

$$z_3 = 0,72\gamma_1 + 0,14 \quad z_{10} = 0,80\gamma_5 + 0,31$$

$$z_4 = 0,95\gamma_2 + 0,04 \quad z_{11} = 0,87\gamma_5 + 0,10$$

$$z_5 = 0,93\gamma_2 + 0,02 \quad z_{12} = 0,84\gamma_5 + 0,08$$

$$z_6 = 0,88\gamma_2 + 0,02 \quad z_{13} = 0,77\gamma_6 + 0,3$$

$$z_7 = 0,81\gamma_3 + 0,11$$

b. model relasi berbobot

$$\gamma_1 = 0,45z_1 + 0,39z_2 + 0,33z_3$$

$$\gamma_2 = 0,56z_4 + 0,22z_5 + 0,28z_6$$

$$\gamma_3 = 0,49z_7 + 0,66z_8$$

$$\gamma_4 = 0,32z_9 + 0,40z_{10} + 0,48z_{11}$$

$$\gamma_5 = 0,66z_{12} + 0,56z_{13}$$

c. model struktural

$$\gamma_4 = -0,26\gamma_3 + \zeta_1$$

$$\gamma_5 = -0,32\gamma_1 - 0,85\gamma_2 - 0,45\gamma_3 + 0,31\gamma_4 + \zeta_2$$

Namun hasil uji signifikansi parameter, untuk model $\gamma_4 = -0,26\gamma_3 + \zeta_1$ menunjukkan variabel ekonomi tidak berpengaruh secara signifikan terhadap variabel laten lingkungan. Sedangkan hubungan antar variabel laten lainnya yang sesuai dengan model saling berpengaruh secara signifikan.

3. Evaluasi kecocokan model secara keseluruhan berdasarkan nilai FIT menunjukkan bahwa model mampu menjelaskan sekitar 55,59% variasi dari data dan nilai AFIT sebesar 52,24%. Sedangkan untuk GFI diperoleh nilai sebesar 0,9756 atau 97,56% menunjukkan model secara keseluruhan memiliki tingkat kecocokan yang baik.

5.2 Saran

Adapun saran untuk penelitian selanjutnya adalah:

1. apabila akan meneliti tentang kajian SEM-GSCA dengan ALS dapat dilakukan dengan simulasi menggunakan software *matlab*.
2. dapat dibandingkan penggunaan SEM berbasis varian antara PLS dan GSCA untuk menentukan hasil estimasi model terbaik di antara kedua metode tersebut.
3. dalam mengevaluasi kecocokan model secara keseluruhan SEM-GSCA dapat menggunakan ukuran model kecocokan lainnya, seperti *Root Mean Square Error of Approximation* (RMSEA), *Standardized Root Mean Square Residual* (SRMR) dan *Adjust Goodness of Fit Index* (AGFI).

DAFTAR PUSTAKA

- Airola, A., & Pahikkala, T. (2018). Fast kronecker product kernel methods via generalized vec trick. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 29(8), 3374–3387. <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2017.2727545>
- Alavi, M., Visentin, D. C., Thapa, D. K., Hunt, G. E., Watson, R., & Cleary, M. (2020). Chi-square for model fit in confirmatory factor analysis. *Journal of Advanced Nursing*, 76(9), 2209–2211. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/jan.14399>
- Albahri, A. S., Alnoor, A., Zaidan, A. A., Albahri, O. S., Hameed, H., Zaidan, B. B., Yass, A. A. (2022). Hybrid artificial neural network and structural equation modelling techniques: a survey. *Complex and Intelligent Systems*, 8(2), 1781–1801. <https://doi.org/10.1007/s40747-021-00503-w>
- Ardi, N., & Isnayanti. (2020). Structural Equation Modelling-Partial Least Square to Determine the Correlation of Factors Affecting Poverty in Indonesian Provinces. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 846(1), 1–13. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/846/1/012054>
- Bollen, K. A. (1989). *Structural equations with latent variables* (Vol. 210). John Wiley & Sons.
- Brewer, J. W. (1979). Correction to “kronecker products and matrix calculus in system theory.” *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, 26(5), 360. <https://doi.org/10.1109/TCS.1979.1084638>
- Cho, G., & Choi, J. Y. (2020). An empirical comparison of generalized structured component analysis and partial least squares path modeling under variance-based structural equation models. *Behaviormetrika*, 47(1), 243–272. <https://doi.org/10.1007/s41237-019-00098-0>
- Cho, G., Hwang, H., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2020). Cutoff criteria for overall model fit indexes in generalized structured component analysis. *Journal of Marketing Analytics*, 8(4), 189–202.

- Cho, G., Kim, S., Lee, J., Hwang, H., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2022). A comparative study of the predictive power of component-based approaches to structural equation modeling. *European Journal of Marketing*.
- Dash, G., & Paul, J. (2021). CB-SEM vs PLS-SEM methods for research in social sciences and technology forecasting. *Technological Forecasting and Social Change*, 173, 121092. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121092>
- 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(4), 471–503. doi: 10.1007/BF02296971
- Doloi, H., Iyer, K. C., & Sawhney, A. (2011). Structural equation model for assessing impacts of contractor's performance on project success. *International Journal of Project Management*, 29(6), 687–695. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2010.05.007>
- Efron Bradley. (1984). Better bootstrap confidence intervals. *Journal of the American Statistical Association*, 2(397), 171–185. <https://doi.org/10.1080/01621459.1987.10478410>
- Fornell, C., & Bookstein, F. L. (1982). Two Structural Equation Models: LISREL and PLS Applied to Consumer Exit-Voice Theory: *Journal of Marketing Research*, 19(4), 440–452. <https://doi.org/10.2307/3151718>
- Hair Jr., J. F., & Alamer, A. (2022). Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) in second language and education research: Guidelines using an applied example. *Research Methods in Applied Linguistics*, 1(3), 100027. <https://doi.org/10.1016/j.rmal.2022.100027>
- Hair Jr., J. F., Howard, M. C., & Nitzl, C. (2020). Assessing measurement model quality in PLS-SEM using confirmatory composite analysis. *Journal of Business Research*, 109(November 2019), 101–110. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.11.069>
- Hair Jr., J. F., Matthews, L. M., Matthews, R. L., & Sarstedt, M. (2017). PLS-SEM or CB-SEM: updated guidelines on which method to use. *International Journal of Multivariate Data Analysis*, 1(2), 107. <https://doi.org/10.1504/ijmda.2017.10008574>

- Hair Jr., J. F., Sarstedt, M., Hopkins, L., & Kuppelwieser, V. G. (2014). Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM): An emerging tool in business research. *European Business Review*, 26(2), 106–121. <https://doi.org/https://doi.org/10.1108/EBR-10-2013-0128>
- Hair Jr, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., Anderson, R. E., Black, W. C., & Anderson, R. E. (2018). *Multivariate Data Analysis*. <https://doi.org/10.1002/9781119409137.ch4>
- Hair Jr, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., Sarstedt, M., Danks, N. P., & Ray, S. (2021). *Partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) using R: A workbook*. Springer Nature.
- Henseler, J. (2012). Why generalized structured component analysis is not universally preferable to structural equation modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 40(3), 402–413. <https://doi.org/10.1007/s11747-011-0298-6>
- Huang, W., Roscoe, R. D., Craig, S. D., & Johnson-Glenberg, M. C. (2022). Extending the Cognitive-Affective Theory of Learning with Media in Virtual Reality Learning: A Structural Equation Modeling Approach. *Journal of Educational Computing Research*, 60(4), 807–842. <https://doi.org/10.1177/07356331211053630>
- Hwang, H. (2009). Regularized generalized structured component analysis. *Psychometrika*, 74(3), 517–530.
- Hwang, H., DeSarbo, W. S., & Takane, Y. (2007). Fuzzy clusterwise generalized structured component analysis. *Psychometrika*, 72(2), 181–198. <https://doi.org/10.1007/s11336-005-1314-x>
- Hwang, H., Ho, M.-H. R., & Lee, J. (2010). *Generalized Structured Component Analysis With Latent*. 228–242.
- Hwang, H., & Takane, Y. (2004). Generalized structured component analysis. *Psychometrika*, 69(1), 81–99. <https://doi.org/10.1007/BF02295841>
- Hwang, H., & Takane, Y. (2014). Generalized structured component analysis: A component-based approach to structural equation modeling. In *Generalized Structured Component Analysis: A Component-Based Approach to Structural Equation Modeling*. <https://doi.org/10.1201/b17872>

- Hwang, H., Takane, Y., & Jung, K. (2017). Generalized structured component analysis with uniqueness terms for accommodating measurement error. *Frontiers in Psychology*, 8(DEC). <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2017.02137>
- Hwang, H., Takane, Y., & Malhotra, N. (2007). Multilevel generalized structured component analysis. *Behaviormetrika*, 34(2), 95–109.
- Jöreskog, J. F. H., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., Sarstedt, M., & Thiele, K. O. (2017). Mirror, mirror on the wall: a comparative evaluation of composite-based structural equation modeling methods. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 45(5), 616–632. <https://doi.org/10.1007/s11747-017-0517-x>
- Jöreskog, K. G. (1978). Structural analysis of covariance and correlation matrices. *Psychometrika*, 43(4), 443–447.
- Jöreskog, Karl G. (1993). Testing structural equation models. *Sage Focus Editions*, 154, 294.
- Jung, K., Lee, J., Gupta, V., & Cho, G. (2019). Comparison of Bootstrap Confidence Interval Methods for GSCA Using a Monte Carlo Simulation. *Frontiers in Psychology*, 10, 24–25. doi: 10.3389/fpsyg.2019.02215
- Kang, H., & Ahn, J.-W. (2021). Model Setting and Interpretation of Results in Research Using Structural Equation Modeling: A Checklist with Guiding Questions for Reporting. *Asian Nursing Research*, 15(3), 157–162. <https://doi.org/10.1016/j.anr.2021.06.001>
- Kelcey, B., Cox, K., & Dong, N. (2021). Croon's bias-corrected factor score path analysis for small-to moderate-sample multilevel structural equation models. *Organizational Research Methods*, 24(1), 55–77.
- Kemenkes RI. (2021). *Profil Kesehatan Indonesia*. Jakarta.
- Khairi, M. I., & Susanti, D. (2021). *Study on Structural Equation Modeling for Analyzing Data*. 1(3), 52–60.
- Klopp, E., & Klößner, S. (2021). The Impact of Scaling Methods on the Properties and Interpretation of Parameter Estimates in Structural Equation Models with Latent Variables. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 28(2), 182–206. <https://doi.org/10.1080/10705511.2020.1796673>

- Lohmöller, J.-B. (1989). *Latent variable path modeling with partial least squares*. Springer Science & Business Media.
- Mai, Y., Zhang, Z., & Wen, Z. (2018). Comparing Exploratory Structural Equation Modeling and Existing Approaches for Multiple Regression with Latent Variables. *Structural Equation Modeling*, 25(5), 737–749. <https://doi.org/10.1080/10705511.2018.1444993>
- Marcoulides, K. M., & Yuan, K.-H. (2017). New ways to evaluate goodness of fit: A note on using equivalence testing to assess structural equation models. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 24(1), 148–153.
- Neudecker, H. (1969). Some Theorems on Matrix Differentiation with Special Reference to Kronecker Matrix Products. *Journal of the American Statistical Association*, 64(327), 953–963.
- Pratiwi, F. A., Debatara, N. N., & Martha, S. (2021). Analisis Derajat Kesehatan di Kalimantan Barat Dengan Generalized Structured Component Analysis. *Bimaster: Buletin Ilmiah Matematika, Statistika Dan Terapannya*, 10(2), 277–286.
- Purwanto, T. A. (2021). Algorithms Error in The VisualGSCA Program. *Jurnal Varian*, 4(2), 125–132. <https://doi.org/10.30812/varian.v4i2.1096>
- Robert, Z. R., Rizki, A., Susetyo, B., & Amir, S. (2022). Analysis of Covid-19 Risk Perception Survey Result Using Generalized Structured Component Analysis: Analisis Hasil Survei Persepsi Risiko Covid-19 Menggunakan Generalized Structured Component Analysis. *Indonesian Journal of Statistics and Its Applications*, 6(2), 336–347.
- Roth, W. E. (1934). On direct product matrices. *Bulletin of the American Mathematical Society*, 40(6), 461–468. <https://doi.org/10.1090/S0002-9904-1934-05899-3>
- Sarstedt, M., Hair, J. F., Pick, M., Liengard, B. D., Radomir, L., & Ringle, C. M. (2022). Progress in partial least squares structural equation modeling use in marketing research in the last decade. *Psychology and Marketing*, 39(5), 1035–1064. <https://doi.org/10.1002/mar.21640>
- Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2020). Structural Equation Models: From Paths to Networks (Westland 2019). *Psychometrika*, 85(3), 841–844.

<https://doi.org/10.1007/s11336-020-09719-0>

- Schlittgen, R. (2018). Estimation of generalized structured component analysis models with alternating least squares. *Computational Statistics*, 33(1), 527–548. <https://doi.org/10.1007/s00180-017-0723-5>
- Setiawan, E., Pratiwi, A., Herawati, N., Nisa, K., & Faisol, A. (2021). A Structural Equation Modeling of Factors Affecting Student Motivation in Thesis Preparation. *Journal of Physics: Conference Series*, 1751(1), 012030. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1751/1/012030>
- Sharma, V., Ramachandran, M., Chinnasamy, S., & Saravanan, V. (2021). A Review on Structural Equation Modeling and Its Classification. *REST Journal on Emerging Trends in Modelling and Manufacturing*, 7(4), 135–142.
- Shrestha, N. (2021). Factor Analysis as a Tool for Survey Analysis. *American Journal of Applied Mathematics and Statistics*, 9(1), 4–11. <https://doi.org/10.12691/ajams-9-1-2>
- Silalaiy, K., Ratanaolarn, T., & Thaveesuk, M. (2018). The Sustainable Leadership for Vocational Schools in Thailand: A Structural Equation Model Khukrit Silalaiy Thanin Ratanaolarn Malai Thaveesuk. *Mediterranean Journal of Social Sciences*, 9(3), 79–89. <https://doi.org/10.2478/mjss-2018-0050>
- Supandi, E. D. (2020). Structural Equation Modeling With Generalized Structured Component Analysis on the Relationship Between Renumeration and Motivation on Employee Performance At Uin Sunan Kalijaga Yogyakarta. *Media Statistika*, 13(2), 136–148. <https://doi.org/10.14710/medstat.13.2.136-148>
- Thakkar, J. J. (2013). *Structural Equation Modelling (R Programming)*. Singapore: Springer Nature Singapore Pte Ltd.
- Timm, N. H. (2002). *Applied Multivariate Analysis*. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag New York.
- Usman, M., & Warsono. (2001). *Teori Model Linear dn Aplikasinya*. Bandar Lampung.

- Wold, H. (1982). Soft modeling: the basic design and some extensions. *Systems under Indirect Observation*, 2, 343.
- Xiong, B., Skitmore, M., & Xia, B. (2015). A critical review of structural equation modeling applications in construction research. *Automation in Construction*, 49, 59–70.
- Zhang, H., & Ding, F. (2013). On the kronecker products and their applications. *Journal of Applied Mathematics*, 2013, 1-8. doi: 10.1155/2013/296185