

**PERBANDINGAN TEKNIK *BOOTSTRAPPING* DATA PADA
METODE *MAXIMUM LIKELIHOOD* DAN *PARTIAL LEAST
SQUARE* DALAM ANALISIS DATA *STRUCTURAL EQUATION
MODELLING***

**COMPARISON OF DATA BOOTSTRAPPING TECHNIQUES ON
MAXIMUM LIKELIHOOD AND PARTIAL LEAST SQUARE
METHODS IN STRUCTURAL EQUATION MODELING DATA
ANALYSIS**

MUH. QARDAWI HAMZAH



**PROGRAM STUDI MAGISTER STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS HASANUDDIN
MAKASSAR
2022**

**PERBANDINGAN TEKNIK *BOOTSTRAPPING* DATA PADA
METODE *MAXIMUM LIKELIHOOD* DAN *PARTIAL LEAST
SQUARE* DALAM ANALISIS DATA *STRUCTURAL EQUATION
MODELLING***

Tesis

Sebagai salah satu syarat untuk mencapai gelar magister

Program Studi Magister Statistika

Disusun dan diajukan oleh

MUH. QARDAWI HAMZAH

H062202012

Kepada

**PROGRAM STUDI MAGISTER STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS HASANUDDIN
MAKASSAR**

2022

TESIS

**PERBANDINGAN TEKNIK *BOOTSTRAPPING* DATA PADA METODE
MAXIMUM LIKELIHOOD DAN *PARTIAL LEAST SQUARE* DALAM
ANALISIS DATA *STRUCTURAL EQUATION MODELLING***

MUH. QARDAWI HAMZAH

H062202012

Telah dipertahankan di hadapan Panitia Ujian yang dibentuk dalam rangka
Penyelesaian Program Studi Magister Statistika Fakultas Matematika
dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin
pada tanggal 24 Januari 2023
dan dinyatakan telah memenuhi syarat kelulusan

Menyetujui,

Pembimbing Utama,

Pembimbing Pendamping

Dr. Dr. Georgina M. Tinungki, M.Si

Dr. Erna Tri Herdiani, S.Si., M.Si.

NIP. 19620926 198702 2 001

NIP. 19750429 200003 2 001

Ketua Program Studi
Magisten Statistika,

Dekan Fakultas Matematika dan
Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Hasanuddin,

Dr. Dr. Georgina Maria Tinungki, M.Si

Dr. Eng. Amiruddin, M.Si

NIP. 19750429 200003 2 001

NIP. 19720515 199702 1 002

**PERNYATAAN KEASLIAN TESIS
DAN PELIMPAHAN HAK CIPTA**

Dengan ini saya menyatakan bahwa, tesis berjudul *Perbandingan Teknik Bootstrapping Data Pada Metode Maximum Likelihood Dan Partial Least Square Dalam Analisis Data Structural Equation Modelling* adalah benar karya saya dengan arahan dari komisi pembimbing (Dr. Dr. Georgina Maria Tinungki, M.Si dan Dr. Erna Tri Herdiani, S.Si., M.Si). Karya ilmiah ini belum diajukan dan tidak sedang diajukan dalam bentuk apa pun kepada perguruan tinggi mana pun. Sumber informasi yang berasal atau dikutip dari karya yang diterbitkan maupun tidak diterbitkan dari penulis lain telah disebutkan dalam teks dan dicantumkan dalam Daftar Pustaka tesis ini. Sebagian dari isi tesis ini telah dipublikasikan di *Jurnal International Research Journal of Advanced Engineering and Science (IRJAES) ISSN: 2455-9024 Vol. 7 Issue 4, Oktober - 2022, Pages: 131-135* sebagai artikel dengan judul "SEM (Structural Equation Modelling) Analysis Using PLS (Partial Least Square) Method on Poverty Data in Indonesia".

Dengan ini saya melimpahkan hak cipta dari karya tulis saya berupa tesis ini kepada Universitas Hasanuddin.

Makassar, 24 Januari 2023

Yang Menyatakan,



Muh. Qardawi Hamzah

NIM. H062202012

UCAPAN TERIMA KASIH

Puji syukur kehadiran Tuhan Yang Maha Esa atas limpahan rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyusun dan menyelesaikan tesis ini. Penulis menyadari sepenuhnya bahwa apa yang dikemukakan dalam tesis ini masih jauh dari kesempurnaan yang merupakan sebagai akibat dari keterbatasan kemampuan serta berbagai kesulitan yang penulis hadapi dalam penyusunan tesis ini.

Penulis memanjatkan doa kepada Tuhan Yang Maha Esa agar memberikan rahmat-Nya kepada pihak yang banyak membantu dalam penyelesaian tesis ini. Penulis juga percaya tesis ini dapat selesai bukan hanya dengan kekuatan pikiran penulis semata akan tetapi karena bantuan dari berbagai pihak juga, baik selama proses perkuliahan bahkan sampai proses pengerjaan tesis di Program Magister Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Hasanuddin. Namun demikian, penulis dengan senang hati menerima kritik dan saran yang bersifat membangun dari pembaca karya tulis ini demi sempurnanya tesis ini.

Terima kasih yang tak terhingga kepada kedua orang tua tercinta dan saudaraku atas doa yang tak pernah putus, dukungan serta segala kebaikan mereka yang sampai kapan pun takkan pernah bisa terbalaskan atas kasih sayang yang tiada henti dalam penyelesaian tesis ini. Selanjutnya, saya ingin menyampaikan juga rasa hormat dan terima kasih kepada:

1. **Prof. Dr. Ir. Jamaluddin Jompa, M.Sc.** selaku Rektor Universitas Hasanuddin.
2. **Dr. Eng. Amiruddin, M.Si.** selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam beserta seluruh jajarannya.
3. **Dr. Nurtiti Sanusi, S.Si., M.Si.** selaku Ketua Departemen Statistika yang menjadi salah satu tim penguji tesis sekaligus memberikan ilmu, dukungan, dan motivasi serta kemudahan kepada penulis dalam berbagai hal selama menjalani Pendidikan di Departemen Statistika.

4. **Dr. Dr. Georgina Maria Tinungki, M.Si.** selaku Ketua Program Studi Magister Statistika sekaligus sebagai pembimbing utama yang telah bersabar dan bersedia meluangkan waktu untuk membimbing penulis dan memberikan masukan dalam penyelesaian tesis ini.
5. **Dr. Erna Tri Herdiani, S.Si., M.Si** selaku Pembimbing Pertama yang telah bersabar dan bersedia meluangkan banyak waktunya untuk membimbing penulis dan memberikan masukan dalam penyelesaian tesis ini.
6. **Dr. Nirwan, M.Si** dan **Dr. Anna Islamiyati, S.Si., M.Si.** selaku penguji yang telah bersedia memberikan masukan-masukan dan arahan dalam penyusunan tesis.
7. Saudara tak sedarah mahasiswa program magister statistika tahun 2022 diangkatan ketiga magister statistika.
8. Teman-teman di laboratorium statistika yaitu pak **Siswanto**, Kak **Hedi Kuswanto**, kak **Trigercia Randa**, bos **Maktisen**, kak **Ratmila**, kak **Andis**, kak **Mumun**, kak **Alimatun**, kak **Samsir** atas doa, semangat serta kebersamaannya selama ini yang banyak membantu penulis.
9. Keluarga besar **JFW Brotherhood**. Circle pertemanan yang selalu mengajak penulis untuk belajar dan berkembang.
10. Keluarga besar **MATRIX SC**. Salah satu Lembaga belajar penulis sejak 2016 sampai sekarang. Terkhusus kepada kakanda **Baharuddin, S.Pd., M.Pd.** yang selalu memberikan dukungan moril kepada penulis dan ayunda **Nur Khafifah Luthfiyah. B. S.Pd.** yang setia menemani penulis berbagi kesulitan dan kebahagiaan.

Semoga Allah SWT memberikan pahala yang berlipat ganda atas segala kebaikan yang telah diberikan kepada penulis dan semoga penulisan tesis ini bermanfaat bagi perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi, khususnya dalam dunia statistika dan data sains.

Makassar, 10 Januari 2023

Muh. Qardawi Hamzah

ABSTRAK

MUH. QARDAWI HAMZAH. **Perbandingan Teknik Bootstrapping Data Pada Metode Maximum Likelihood Dan Partial Least Square Dalam Analisis Data Structural Equation Modelling** (dibimbing oleh Dr. Dr Georgina Maria Tinungki, M.Si dan Dr. Erna Tri Herdiani, S.Si., M.Si)

Structural Equation Modelling (SEM) merupakan generasi kedua dari teknik analisis multivariat yang dibangun karena adanya keterbatasan pada teknik klasik khususnya dalam melakukan analisis dengan variabel dan model-model yang kompleks. Penelitian ini bertujuan memperoleh dan membandingkan model dengan metode *Maximum Likelihood* dan *Partial Least Square* dalam analisis data *Structural Equation Modelling*. Salah satu bidang yang sering digunakan dalam analisis *Structural Equation Modelling* (SEM) adalah kemiskinan. Banyak faktor yang mempengaruhi kemiskinan di Indonesia seperti ekonomi, kesehatan dan SDM (Sumber Daya Manusia). Setiap variabel tersebut diukur berdasarkan indikator-indikatornya. Besarnya sampel dan melibatkan variabel yang banyak sehingga menghasilkan model yang kompleks sebagai pertimbangan untuk menggunakan analisis data *Structural Equation Modelling* (SEM) dengan metode *Maximum Likelihood* dan *Partial Least Square*. Metode *Maximum Likelihood* memperoleh model $\eta_1 = 0.119 \xi + 0.466 \eta_2 - 0.904 \eta_3$, $\eta_2 = -1.064 \xi + 1.552 \eta_3$, $\eta_3 = 0.828 \xi$ dengan skor $Q^2 = 0.959$ dan metode *Partial Least Square* memperoleh model $\eta_1 = -0.011 \xi - 0.502 \eta_2 - 0.314 \eta_3$, $\eta_2 = -0.256 \xi + 0.807 \eta_3$, $\eta_3 = 0.798 \xi$ menghasilkan skor $Q^2 = 0.913$. Hasil tersebut menunjukkan bahwa metode *Maximum Likelihood* lebih baik dari pada *Partial Least Square*.

Kata kunci : *Structural Equation Modelling, Maximum Likelihood, Partial Least Square, Kemiskinan*

ABSTRACT

MUH. QARDAWI HAMZAH. **Comparison of Bootstrapping Data Techniques On Maximum Likelihood And Partial Least Square Methods In Structural Equation Modeling Data Analysis** (guided by Dr.

Dr. Georgina Maria Tinungki, M.Si and Dr. Erna Tri Herdiani, S.Si., M.Si)

Structural Equation Modeling (SEM) is the second generation of multivariate analysis techniques built due to limitations in classical techniques, especially in conducting analysis with variables and complex models. This study aims to obtain and compare models with the Maximum Likelihood and Partial Least Square methods in structural equation modeling data analysis. One of area that is often used in Structural Equation Modeling (SEM) analysis is poverty. Many factors affect poverty in Indonesia such as the economy, health and human resources. Each of these variables is measured based on its indicators. The size of the sample and involving many variables resulted in a complex model as a consideration for using Structural Equation Modeling (SEM) data analysis with the Maximum Likelihood method and Partial Least Square. The Maximum Likelihood method obtain models $\eta_1 = 0.119 \xi + 0.466 \eta_2 - 0.904 \eta_3$, $\eta_2 = -1.064 \xi + 1.552 \eta_3$, $\eta_3 = 0.828 \xi$ with a score of $Q^2 = 0.959$ and the Partial Least Square method obtain models $\eta_1 = -0.011 \xi - 0.502 \eta_2 - 0.314 \eta_3$, $\eta_2 = -0.256 \xi + 0.807 \eta_3$, $\eta_3 = 0.798 \xi$ with a score of $Q^2 = 0.913$. The results show that the Maximum Likelihood method is better than the Partial Least Square.

Keywords : Structural Equation Modelling, Maximum Likelihood, Partial Least Square, Poverty

Daftar Isi

Ucapan Terima kasih	v
Abstrak	vii
Abstract	viii
Daftar Isi	ix
Daftar Tabel	xi
Daftar Gambar	xii
BAB I	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah	5
1.3 Batasan Masalah	5
1.4 Tujuan Penelitian	5
1.5 Manfaat Penelitian	6
BAB II	7
2.1 <i>Structural Equation Modeling</i>	7
2.1.1 Variabel dalam SEM	8
2.1.2 Spesifikasi Model <i>Structure Equation Modeling</i>	8
2.1.3 Identifikasi Model	12
2.1.4 Asumsi pada SEM	12
2.1.5 Evaluasi Model Pengukuran.....	15
2.1.6 Evaluasi Model Struktural	16
2.1.7 Pendugaan Parameter	16
2.2 Estimasi Parameter Dengan <i>Maximum Likelihood</i>	17
2.3 Estimasi Parameter Dengan <i>Partial Least Square</i>	18
2.4 <i>Bootstrap</i>	18
2.5 Kemiskinan	19
2.6 Ekonomi.....	20
2.7 Sumber Daya Manusia	20
2.8 Kesehatan	21
2.9 Kerangka Konseptual.....	22
BAB III	23
3.1 Sumber Data	23
3.2 Identifikasi Variabel Penelitian	23
3.3 Tahapan Analisis Data	24

3.4 Diagram Alir	26
BAB IV	27
4. 1 Merancang Model Pengukuran dan Struktural	27
4.2 Diagram Jalur	27
4.3 Identifikasi Model	30
4.4 Uji Normalitas Multivariat	31
4.5 Estimasi Parameter	32
4.6 Evaluasi Model Pengukuran	37
4.6.1 Pengujian validitas	37
4.6.2 Pengujian Reliabilitas.....	44
4.7 Evaluasi Model Struktural	47
4.8 Model yang dihasilkan	47
4.9 Uji Signifikansi Model.....	47
4.10 Perbandingan kedua metode	49
4.10.1 Perbandingan Model Pengukuran.....	49
4.10.2 Perbandingan Model Struktural.....	49
4.11 Interpretasi Model	49
BAB V	51
Kesimpulan dan Saran	51
5.1 Kesimpulan.....	51
5.2 Saran.....	51
Daftar Pustaka	512
Lampiran	67

DAFTAR TABEL

Tabel 4.1 Nilai <i>Critical Ratio Multivariate</i>	33
Tabel 4.2a <i>convergent validity</i> ξ dengan <i>Maximum Likelihood</i>	40
Tabel 4.2b <i>convergent validity</i> ξ dengan <i>Partial Least Square</i>	40
Tabel 4.3a <i>convergent validity</i> η_2 dengan <i>Maximum Likelihood</i>	40
Tabel 4.3b <i>convergent validity</i> η_2 dengan <i>Partial Least Square</i>	41
Tabel 4.4a <i>convergent validity</i> η_3 dengan <i>Maximum Likelihood</i>	41
Tabel 4.4b <i>convergent validity</i> η_3 dengan <i>Partial Least Square</i>	41
Tabel 4.5a <i>convergent validity</i> η_1 dengan <i>Maximum Likelihood</i>	41
Tabel 4.5b <i>convergent validity</i> η_1 dengan <i>Partial Least Square</i>	42
Tabel Tabel 4.6a <i>discriminant validity</i> ξ dengan <i>Maximum Likelihood</i>	42
Tabel 4.6b <i>discriminant validity</i> ξ dengan <i>Partial Least Square</i>	42
Tabel 4.7a <i>discriminant validity</i> η_2 dengan <i>Maximum Likelihood</i>	43
Tabel 4.7b <i>discriminant validity</i> η_2 dengan <i>Partial Least Square</i>	44
Tabel 4.8a <i>discriminant validity</i> η_3 dengan <i>Maximum Likelihood</i>	44
Tabel 4.8b <i>discriminant validity</i> η_3 dengan <i>Partial Least Square</i>	45
Tabel 4.9a <i>discriminant validity</i> η_1	45
Tabel 4.9b <i>discriminant validity</i> η_1 dengan <i>Partial Least Square</i>	46
Tabel 4.10 Nilai <i>R-square</i>	49
Tabel 4.11a nilai <i>p-value</i> dengan <i>maximum likelihood</i>	50
Tabel 4.11b nilai <i>p-value</i> dengan <i>Partial Least Square</i>	50

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Diagram Lintasan Model Hybrid	11
Gambar 4.1 Diagram Jalur dengan <i>Maximum Likelihood</i>	30
Gambar 2.2 Diagram Jalur dengan PLS	30
Gambar 2.4 Model Pengembangan ADDIE	25
Gambar 3.1 Tahapan Pengembangan Model 4D	41

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Analisis regresi dan analisis jalur merupakan metode atau teknik analisis statistik yang digunakan untuk menganalisis hipotesis ada atau tidaknya pengaruh antara satu variabel dengan variabel yang lainnya, biasanya dinyatakan dalam bentuk persamaan matematik. Analisis ini juga dapat digunakan untuk melakukan ramalan pada keadaan yang akan terjadi. Namun terdapat beberapa kekurangan pada analisis regresi dan analisis jalur yaitu tidak mampu menganalisis banyak variabel, analisis data pada analisis jalur dan regresi hanya dilakukan terhadap total skor data yang mengakibatkan analisis hanya dilakukan pada tingkat variabel saja, ketidakmampuan mengurai dan menganalisis fenomena yang terjadi pada indikator dari variabelnya, sehingga hal itu menyebabkan analisis regresi dan analisis jalur hanya mampu menganalisis bagian kulit luar saja (Haryono & Wardoyo, 2015). Sebagai solusi dari kekurangan metode tersebut, maka hadirilah metode baru yang disebut *Structural Equation Modelling*.

Pada tahun 1918 seorang ahli dalam genetika terkenal bernama Sewall Wright telah mengembangkan sebuah metode dengan menggabungkan analisis jalur dan pemodelan untuk hubungan sebab akibat yang terjadi pada datanya serta cara mengevaluasi data tersebut (Sarwono, 2011). SEM (*Structural Equation Modeling*) merupakan generasi kedua dari teknik analisis multivariat yang dibangun karena adanya keterbatasan teknik klasik khususnya dalam melakukan analisis dengan variabel dan model-model yang kompleks (Sayyida & Alwiyah, 2018). SEM digunakan untuk menjelaskan berbagai hubungan statistik secara bersamaan melalui model yang dihasilkan. Model yang melibatkan banyak variabel hanya dapat diselesaikan dengan metode ini. SEM merupakan bagian dari teknik analisis multivariat yang dikembangkan untuk memperbaiki teknik

pemodelan yang sebelumnya seperti analisis regresi, analisis varians (ANOVA), analisis jalur (*path analysis*), analisis faktor. SEM bertujuan untuk memahami hubungan antara variabel yang umumnya ditunjukkan oleh berbagai ukuran atau dikenal juga dengan istilah analisis variabel (Dash & Paul, 2021).

Mulanya SEM dikembangkan berbasis kovarian atau *covariance based SEM* (CB-SEM). Landasan awal dari penggunaan CB-SEM adalah kajian teori atau menguji suatu teori yang telah dijelaskan oleh peneliti berdasar riset literatur yang telah dilakukan. Sehingga, tujuan dari CB-SEM adalah mengkonfirmasi atau menguji model yang telah dibangun berdasarkan teori yang telah ditemukan. Terdapat asumsi yang harus dipenuhi terlebih dahulu sebelum menganalisis data dengan CB-SEM. Seperti data yang digunakan harus berdistribusi normal, jumlah sampel data yang digunakan harus berjumlah besar. Jika ada asumsi yang tidak terpenuhi maka pendugaan parameter serta model yang diperoleh tidak baik serta belum mampu mewakili atau mendekati populasi yang sesungguhnya (Haryono & Wardoyo, 2015).

Sebagai solusi untuk mengatasi asumsi yang harus dipenuhi. Pada *Covariance Based SEM* (CB-SEM) maka dikembangkanlah SEM berbasis varian yang kemudian dikenal dengan istilah *Partial Least Square* (PLS). SEM berbasis varian pertama kali diperkenalkan oleh Wold (Chin, 2002). SEM berbasis varian memiliki beberapa kelebihan seperti pengujian yang dilakukan tidak membutuhkan teori yang kuat, PLS-SEM tetap bisa dijalankan tanpa harus memenuhi asumsi normalitas, serta mampu digunakan pada sampel data yang berukuran lebih kecil (Ghozali, 2014).

Pada saat ini, banyak penelitian kuantitatif menggunakan penelitian yang kompleks, yaitu model yang banyak menyertakan variabel eksogen dan endogen bahkan disertai dengan penggunaan variabel moderator dan mediator. Oleh karena itu, teknik statistik yang dapat digunakan untuk menyelesaikan permasalahan tersebut adalah dengan menggunakan *Structural Equation Modelling*. Hal ini memungkinkan untuk secara

bersamaan menguji dan memperkirakan koefisien model secara simultan dari hubungan antar variabel.

Pendugaan parameter model secara umum substansinya yaitu dugaan matriks varians-kovarians model dengan matriks varians-kovarians sampel dengan beberapa fungsi dugaan. Pendugaan parameter dilakukan dengan tujuan mendapatkan matriks varians-kovarians model yang konvergen terhadap matriks varians-kovarians populasi yang di observasi dengan matriks sisaan yang lebih kecil (Hair et al., 2010).

Berbagai macam metode pendugaan parameter yang dapat digunakan dalam SEM, umumnya metode-metode tersebut menggunakan metode iteratif. Ada dua hal yang perlu diperhatikan dalam memilih metode pendugaan parameter yang tepat yaitu, ketepatan dalam menduga data yang diamati dan kekonsistenan metode pendugaan parameter model. Metode *Maximum Likelihood* (ML) adalah suatu metode yang sangat umum digunakan pada CB-SEM untuk menduga parameter dalam SEM. Kesesuaian evaluasi model yang didapatkan dengan memperhatikan kriteria *Goodness of fit* kadang tidak terpenuhi. Salah satu penyebabnya adalah asumsi normalitas yang tidak terpenuhi. (Widjanarko et al., 2007). Selain metode *Maximum Likelihood*, *Partial Least Square* juga dapat digunakan untuk menganalisis model struktural. Analisis SEM berbasis PLS memiliki kelebihan dari pada metode *Maximum Likelihood* berbasis kovarian yaitu mampu mengatasi masalah jumlah sampel yang kecil dan data yang tidak berdistribusi normal dalam perancangan model yang tidak harus berlandaskan teori. *Bootstrap* adalah salah satu cara yang dapat digunakan sebagai solusi dari kekurangan metode pendugaan parameter. *Bootstrap* sebagai cara yang dapat digunakan untuk mendapatkan data yang mendekati sebaran normal dan mengatasi sampel kecil melalui *resampling* (Deleus & Van Hulle, 1993).

Bootstrap dapat digunakan sebagai solusi yang dihadapi dalam metode pendugaan parameter. Pada metode *maximum likelihood* yang mengasumsikan normal multivariat dengan sampel yang besar maka

pengambilan sampel ulang *bootstrap* menjadi alternatif yang layak. Pada *partial least square* tidak mengasumsikan normalitas multivariat sebagai syarat tetapi penggunaan *bootstrap* pada metode ini untuk mendapatkan standar *error* pada pengujian hipotesis. *Bootstrap* mampu memperkirakan distribusi sampling dari suatu parameter dengan pengambilan sampel secara berulang. Karena terbatasnya informasi tentang populasi, maka sampel dianggap sebagai populasi. *Bootstrap* menarik kesimpulan populasi secara ketat dari sampel yang telah ada dari pada membuat asumsi yang tidak sesuai dengan populasi (Sharma & Kim, 2013). Salah satu aplikasi penggunaan *Structural Equation Modelling* pada yaitu kemiskinan.

Banyak faktor yang mampu mempengaruhi kemiskinan diantaranya faktor kesehatan, faktor ekonomi dan faktor Sumber Daya Manusia (SDM). Ketiga faktor tersebut hanya mampu diukur menggunakan indikator-indikator yang diketahui. Faktor kesehatan memiliki beberapa indikator yaitu angka harapan hidup, imunisasi, dan jamban. Faktor Sumber Daya Manusia (SDM) memiliki indikator melek huruf, partisipasi sekolah dan penduduk tidak tamat SD. Faktor Ekonomi memiliki indikator tidak bekerja, bekerja di sektor formal, bekerja di sektor pertanian. Kemiskinan memiliki indikator penduduk miskin, indeks kedalaman kemiskinan, dan indeks keparahan kemiskinan (Otok, 2013).

Merujuk pada penelitian sebelumnya, beberapa peneliti telah mengkaji tentang *Structure Equation Modelling* (SEM), seperti yang dilakukan oleh Rahma Nuryanti dan Tulus Soebagijo pada tahun 2021 yang membahas tentang analisis struktur kemiskinan provinsi Jawa Timur selama pandemi COVID-19 dengan menggunakan metode PLS. Tujuan dari penelitian tersebut adalah menjelaskan seberapa besar pengaruh variabel kesehatan terhadap variabel pendidikan, pengaruh variabel kesehatan dan variabel pendidikan terhadap ekonomi, serta pengaruh variabel ekonomi terhadap variabel kemiskinan dengan *Finite Mixture Partial Least Square*.

Berdasarkan uraian di atas, peneliti tertarik melakukan penelitian dengan judul “**Perbandingan Teknik *Bootstrapping* Data Pada Metode**

Maximum Likelihood Dan Partial Least Square Dalam Analisis Data Structural Equation Modelling". Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data kemiskinan.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, rumusana masalah yang akan dikaji dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Bagaimana memperoleh model dengan Teknik *Bootstrapping Data* Pada Metode *Maximum Likelihood* dan *Partial Least Square* Dalam Analisis Data *Strctural Equation Modelling* ?
2. Bagaimana perbandingan model dengan Teknik *Bootstrapping Data* Pada Metode *Maximum Likelihood* dan *Partial Least Square* Dalam Analisis Data *Strctural Equation Modelling* ?

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah kajian

1. Perbandingan Teknik *bootstrap* pada metode *Maximum Likelihood* dan *Partial Least Square* dalam analisis data *Strctural Equation Modelling* menggunakan data kemiskinan tahun 2016 sampai 2020.
2. Data diasumsikan telah memenuhi persyaratan linieritas, multikolinearitas dan tidak terdapat *outlier*.

1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah di atas, maka tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Memperoleh model dengan Teknik *Bootstrapping Data* Pada Metode *Maximum Likelihood* dan *Partial Least Square* Dalam Analisis Data *Strctural Equation Modelling*.
2. Membandingkan model dengan Teknik *Bootstrapping Data* Pada Metode *Maximum Likelihood* dan *Partial Least Square* Dalam Analisis Data *Strctural Equation Modelling*.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Sebagai bahan perbandingan dalam mempelajari metode-metode statistika terutama yang berhubungan dengan SEM.
2. Sebagai referensi untuk pemerintah dalam mengambil kebijakan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1 *Structural Equation Modeling*

Structural Equation Modeling (SEM) atau dikenal dengan istilah model persamaan struktural adalah generasi kedua teknik analisis multivariat yang memungkinkan peneliti menguji hubungan antara variabel yang kompleks baik *recursive* maupun *non-recursive* untuk memperoleh gambaran yang komperhensif mengenai kesederhanaan model, yang mana SEM dapat menguji hubungan antara variabel independen dan dependen (model struktural) serta hubungan antara indikator dengan variabel (model *measurement*) secara bersama-sama (Haryono & Wardoyo, 2015). *Structural Equation Modeling* (SEM) adalah pendekatan statistik yang komperhensif untuk menguji hipotesis tentang hubungan antara variabel yang diamati dan variabel laten (Rigdon & Hoyle, 1997). *Structural Equation Modeling* (SEM) menggunakan berbagai jenis model untuk menggambarkan hubungan antar variabel-variabel yang diamati, dengan tujuan dasar yang sama untuk memberikan uji kuantitatif yang dari dihipotesiskan oleh seorang peneliti (Schumaker & Lomax, 2004). Lebih khusus, berbagai model teoritis dapat diuji dalam SEM berhipotesis bagaimana variabel yang menjelaskan variabel lain dan bagaimana variabel tersebut saling berkaitan satu sama lain.

SEM dikembangkan untuk menyempurnakan keterbatasan pada model-model analisis sebelumnya yang telah digunakan secara umum. Model-model yang dimaksud adalah analisis regresi (*regression analysis*), analisis jalur (*path analysis*), analisis factor konfirmatori (*confirmatory factor analysis*), dan analisis diskriminan (Hox & Bechger, 2015). Penggunaan ukuran sampel dalam pemodelan persamaan struktural masih sering diperdebatkan oleh para ahli statistic. Untuk model aplikasi struktural dibutuhkan sampel minimal sebanyak 200 (HOELTER, 1983), ada pula yang berpendapat bahwa sampel penelitian minimal berada di antara 100 sampai 150 (Hair et al., 2010), pendapat lain menyatakan bahwa jumlah

sampel penelitian yang harus dipenuhi dalam penelitian pemodelan persamaan struktural adalah 5 kali parameter yang akan diestimasi (Bentler P.M & Chih-Ping Chou, 1987), ada yang merekomendasikan banyaknya sampel untuk analisis model SEM yaitu antara 200 sampai 800 sampel (Chin, 2002), sampel minimal yang harus digunakan untuk estimasi persamaan pemodelan struktural yaitu minimal 100 (Byrne, 2020), banyak sampel yang harus digunakan untuk mengestimasi persamaan pemodelan struktural adalah >200 (Kline, 2006).

2.1.1 Variabel dalam SEM

Variabel dalam SEM terbagi atas dua jenis yaitu

1. Variabel Laten

Variabel laten disebut juga sebagai konstruk laten yaitu variabel yang tidak dapat diukur secara langsung seperti sikap seseorang, perasaan, motivasi, sikap, dan lain-lain. Variabel laten terbagi atas dua jenis yaitu variabel laten endogen dan variabel laten eksogen. Kedua variabel tersebut dibedakan atas keikutsertaannya ke dalam model persamaan. Variabel eksogen selalu muncul sebagai variabel bebas pada persamaan model dan variabel endogen muncul sebagai variabel terikat pada persamaan model. Notasi variabel laten eksogen adalah ξ dan variabel laten endogen adalah η (Wijanto, 2008).

2. Variabel Teramati

Variabel teramati umumnya disebut juga sebagai indikator. Variabel teramati adalah variabel yang dapat menjelaskan atau mengukur secara empiris sebuah variabel laten. Indikator pada variabel laten eksogen diberikan simbol X dan indikator pada variabel laten endogen diberikan simbol Y (Wijanto, 2008).

2.1.2 Spesifikasi Model *Structure Equation Modeling*

1. Model Struktural

Model struktural bertujuan untuk memeriksa hubungan yang mendasari atau yang menyusun antar variabel laten berdasarkan teori yang telah ada. Model struktural secara umum sebagai berikut (wijanto, 2008).

$$\eta_1 = \beta_1\eta_1 + \beta_2\eta_2 + \dots + \beta_m\eta_m + \gamma_1\xi_1 + \gamma_2\xi_2 + \dots + \gamma_n\xi_n + \zeta_1$$

$$\eta_2 = \beta_1\eta_1 + \beta_2\eta_2 + \dots + \beta_m\eta_m + \gamma_1\xi_1 + \gamma_2\xi_2 + \dots + \gamma_n\xi_n + \zeta_2$$

Model struktural memiliki tujuan untuk memprediksi hubungan yang terjadi (hubungan sebab akibat) antara variabel laten yang dibangun berdasarkan teori yang ada. Model struktural dinyatakan sebagai berikut (Matuschek et al., 2009) :

$$\eta_{mx1} = \beta_{mxn}\eta_{nx1} + \gamma_{mxn}\xi_{nx1} + \zeta_{mx1} \quad (2.1)$$

Dimana,

$$\begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \\ \vdots \\ \eta_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \beta_{11} & \beta_{12} & \dots & \beta_{1n} \\ \beta_{21} & \beta_{22} & \dots & \beta_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_{m1} & \beta_{12} & \dots & \beta_{mn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \\ \vdots \\ \eta_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} & \dots & \gamma_{1n} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} & \dots & \gamma_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \gamma_{m1} & \gamma_{12} & \dots & \gamma_{mn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \\ \vdots \\ \xi_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \zeta_1 \\ \zeta_2 \\ \vdots \\ \zeta_m \end{bmatrix}$$

Dengan :

η : vektor variabel laten endogen, berdimensi $mx1$

β : matriks koefisien η , berdimensi mxn

Γ : matriks koefisien ξ , berdimensi mxn

ξ : vektor variabel laten eksogen, berdimensi $mx1$

ζ : vektor galat pada persamaan struktural, berdimensi $mx1$

2. Model Pengukuran

Berkembangnya model pengukuran pada analisis SEM berdasar atas analisis faktor konfirmatori. Setiap variabel laten diukur oleh beberapa indikator. Analisis faktor konfirmatori bertujuan untuk memperoleh informasi atau data dari variabel laten dengan berdasarkan atas skor faktor dari indikator. Informasi yang diperoleh dari analisis faktor konfirmatori adalah valid dan reliabelnya indikator dalam mengukur variabel latennya (Azizah, 2010). Model pengukuran dinyatakan sebagai berikut (Matuschek et al., 2009) :

$$\text{Untuk variabel } Y: Y_{px1} = \Lambda_{Y_{pxm}} \eta_{mx1} + \epsilon_{px1} \quad (2.2)$$

$$\text{Untuk variabel } X: X_{qx1} = \Lambda_{X_{qxn}} \xi_{nx1} + \delta_{qx1} \quad (2.3)$$

Atau dalam bentuk :

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_{y11} & \lambda_{y12} & \dots & \lambda_{y1m} \\ \lambda_{y21} & \lambda_{y22} & \dots & \lambda_{y2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda_{yp1} & \lambda_{yp2} & \dots & \lambda_{ypm} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \\ \vdots \\ \eta_m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_p \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_{x11} & \lambda_{x12} & \dots & \lambda_{x1n} \\ \lambda_{x21} & \lambda_{x22} & \dots & \lambda_{x2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda_{xq1} & \lambda_{xq2} & \dots & \lambda_{xqn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \\ \vdots \\ \xi_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \vdots \\ \delta_q \end{bmatrix}$$

Dengan :

Y : vektor variabel indikator untuk variabel laten endogen, berdimensi $px1$

Λ_Y : matriks koefisien Y terhadap η (*loading factor*), berdimensi pxm

η : vektor variabel laten endogen, berdimensi $mx1$

ε : vektor galat pengukuran Y , berdimensi $px1$

X : vektor variabel indikator untuk variabel laten eksogen, berdimensi $qx1$

Λ_X : matriks koefisien X terhadap ξ (*loading factor*), berdimensi qxn

ξ : vektor variabel laten eksogen, berdimensi $nx1$

δ : vektor galat pengukuran X , berdimensi $qx1$

Persamaan (2.1),(2.2) dan (2.3) diasumsikan bahwa

a. $\zeta, \varepsilon, \delta$ tidak saling berkorelasi

b. $E(\zeta) = 0, E(\varepsilon) = 0, \text{ dan } E(\delta) = 0$

c. $cov(\xi) = \Phi, cov(\zeta) = \psi, cov(\varepsilon) = \theta_\varepsilon \text{ dan } cov(\delta) = \theta_\delta$

d. $E(\xi) = 0 \text{ dan } E(\eta) = 0$

e. δ tidak berkorelasi dengan ξ

f. ε tidak berkorelasi dengan η

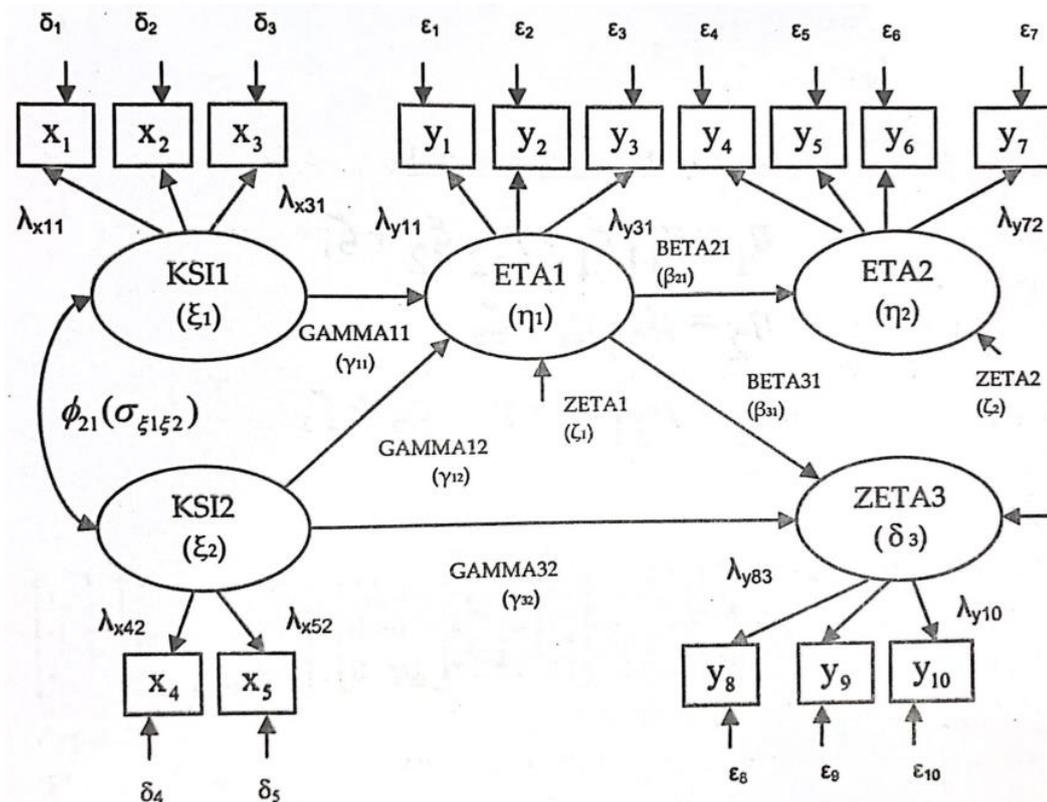
g. ζ tidak berkorelasi dengan ξ

h. β mempunyai nilai nol dalam diagonal utamanya dan di bawah diagonal utamanya atau di atas diagonal utamanya

i. $I_m - \beta$ merupakan matriks *nonsingular*

3. Model Full/Hybrid SEM

Full model atau *hybrid model* adalah gabungan dari beberapa komponen SEM sebelumnya menjadi suatu model yang lengkap. Contoh dari *full* atau *hybrid model* ditampilkan melalui gambar berikut (Wijanto, 2008).



Gambar 2.1 Diagram Lintasan Model Hybrid

Berdasarkan gambar di atas, terdapat dua jenis variabel yang dibedakan melalui perannya masing-masing terhadap persamaan. Variabel bebas yang muncul dalam persamaan disebut juga variabel eksogen. Variabel terikat atau variabel yang muncul paling sedikit satu dalam persamaan disebut sebagai variabel endogen. ξ (ksi) menandakan simbol variabel eksogen dan η menandakan simbol variabel endogen.

Elips menandakan wilayah dari variabel laten, sedangkan anak panah menunjukkan hubungan kausal. Elips dengan anak panah menuju keluar menandakan bahwa variabel laten tersebut adalah variabel eksogen. Elips

dengan anak panah masuk paling sedikit satu menandakan variabel laten tersebut adalah variabel endogen.

Variabel teramati dapat disimbolkan bujur sangkar yang dapat dinotasikan secara matematis yaitu X dan Y . *Gamma* (γ) sebagai parameter yang menunjukkan regresi antara variabel laten eksogen dan variabel laten endogen. *Beta* (β) menunjukkan regresi variabel laten endogen dengan variabel laten endogen lainnya. *Delta* (δ) menunjukkan kesalahan pengukuran pada variabel teramati X . *Epsilon* (ε) menunjukkan kesalahan pengukuran pada variabel teramati Y .

2.1.3 Identifikasi Model

Derajat bebas (db) merupakan salah satu cara yang digunakan untuk mengidentifikasi model SEM.

$$db = (p + q) \frac{p+q+1}{2} - t \quad (2.4)$$

Dengan

- t : banyaknya parameter yang diestimasi
- p : jumlah indikator dari variabel endogen
- q : jumlah indikator dari variabel eksogen

Secara garis besar ada 3 kategori identifikasi dalam persamaan simultan dengan melihat nilai db yaitu (Wijanto, 2008) :

1. *Under Identified*, nilai $db < 0$ yang berarti model tidak diidentifikasi dan parameter dalam model tidak dapat di estimasi
2. *Just identified*, nilai $db = 0$, model mampu mengestimasi semua parameter model dengan hanya satu solusi tunggal sehingga pengujian model tidak perlu dilakukan.
3. *Over identified*, nilai $db > 0$, solusi yang dihasilkan tidak tunggal dan parameter yang ada dalam model dapat diestimasi dengan data yang dikumpulkan, serta hasil estimasi dapat diuji dengan berbagai statistik uji yang ada.

2.1.4 Asumsi pada SEM

Asumsi-asumsi yang harus dipenuhi pada analisis SEM adalah

1. Linieritas

SEM mempunyai asumsi adanya hubungan linier antara variabel-variabel indikator dan variabel laten, serta antara variabel laten itu sendiri (Jonathan, 2010). Pengujian hubungan pada variabel model bisa menggunakan *fitting curve*. Pengaruh antar variabel dinyatakan linier jika (1) model linier signifikan dengan Sig. Linier $\leq \alpha$, atau (2) seluruh model yang signifikan dengan nilai Sig. $> \alpha$ maka menerapkan prinsip *parsimony* yaitu bila seluruh model signifikan atau nonsignifikan, maka model dianggap memiliki hubungan linier (Azizah, 2010).

2. Tidak Terdapat *Outlier*

Outlier disebut juga dengan istilah pencilan yaitu data yang memiliki karakteristik yang nampaknya sangat berbeda observasi lainnya dan muncul dalam nilai ekstrim (Hair et al., 2010). Evaluasi terhadap data pencilan perlu dilakukan sebab walaupun data yang dianalisis tidak terdapat *outlier* pada tingkat univariat akan tetapi bisa menjadi *outlier* Ketika telah dikombinasikan. Jarak mahalanobis dapat digunakan untuk menguji apakah terdapat *outlier multivariate*, Adapun persamaannya sebagai berikut (A. Johnson & W. Wichern, 2013)

$$d_{MD_2}^2 = (x_i - \bar{x})' \hat{S}^{-1} (x_i - \bar{x})_{nx1} \quad (2.5)$$

$d_{MD_2}^2$: Jarak mahalanobis

\bar{x}_i : vektor nilai pengamatan individu ke-i

\bar{x} : vektor rata-rata

\hat{S}^{-1} : Invers dari matriks kovarian

Asumsi outlier terpenuhi jika $d_{MD_2}^2 < \chi_{db(\alpha)}^2$ dimana $\chi_{db(\alpha)}^2$ adalah nilai kritis untuk sebaran *Chi-Square* dengan derajat bebas sebesar banyaknya indikator pada taraf nyata α .

3. Normalitas

Asumsi normalitas sangat diperlukan statistik uji yang digunakan untuk perhitungan statistika diturunkan dari sebaran normal seperti statistik uji F, T dan *chi-square* (Bluman, 2009). Untuk menghasilkan pendugaan

parameter yang bersifat tidak bias harus dilakukan uji asumsi normalitas karena analisis data multivariat menggunakan dasar pendekatan distribusi normal. Ada beberapa dampak yang akan timbul jika asumsi normalitas data tidak terpenuhi (Byrne, 2020)

- a. Nilai *Chi Square* akan meningkat.
- b. Hasil analisis yang diperoleh tidak sesuai dengan populasi yang sesungguhnya.
- c. Hasil pengujian hipotesis yang diperoleh secara statistik akan signifikan walaupun sebenarnya tidak signifikan pada statistiknya.

Sebaran normal multivariat merupakan sebaran normal pada variabel acak yang lebih 2 variabel. Fungsi kepekatan normal pada sebaran normal multivariat dilakukan dengan pendekatan matriks karena banyaknya dimensi pada variabel acak tersebut. Misalkan variabel $X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$ dimana

- μ_i : $E(X_i)$ adalah rata-rata dari X_i
 σ_i^2 : varian dari X_i
 σ_{ij} : $E[(X_i - \mu_i)(X_j - \mu_j)]$ adalah kovarian antara X_i dan X_j untuk $i, j = 1, 2, 3, \dots, n$

Matriks varian kovarian (Σ) dinyatakan sebagai berikut

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{12} & \dots & \sigma_{1i} \\ \sigma_{21} & \sigma_2^2 & \dots & \sigma_{2i} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{i1} & \sigma_{i2} & \dots & \sigma_i^2 \end{bmatrix}$$

Variabel $X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$ dapat dikatakan berdistribusi normal multivariat pada parameter μ dan Σ jika mempunyai fungsi kepekatan peluang sebagai berikut (Marriott et al., 1985) :

$$f(X) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\Sigma|^{\frac{1}{2}}} \exp \left[-\frac{1}{2} (X - \mu)' \Sigma^{-1} (X - \mu) \right] \quad (2.6)$$

Dalam hal ini $|\Sigma|$ merupakan determinan dari matriks varian kovarian Σ . Adapun pengujian normalitas multivariat dilakukan dengan hipotesis :

- H_0 : data berdistribusi normal
 H_1 : data tidak berdistribusi normal

Kriteria normal multivariat dapat dilakukan dengan menggunakan *critical ratio multivariat* dengan persamaan.

$$\text{critical ratio multivariate} = \frac{\text{kurtosis}}{\sqrt{\frac{8p(p+2)}{N}}} \quad (2.7)$$

Yang mana kurtosis dapat diperoleh dengan persamaan

$$\text{kurtosis} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(x_i - \bar{x})' \hat{\Sigma}^{-1} (x_i - \bar{x}) - \frac{p(p+2)(N-1)}{N+1}] \quad (2.8)$$

$\hat{\Sigma}^{-1}$ adalah invers dari matriks varian kovarians sampel. Dapat dinyatakan bahwa data berdistribusi normal multivariat jika nilai *critical ratio multivariate* terletak pada interval $-1.96 < c.r < 1.96$ pada $\alpha = 0.05$ (Widjanarko et al., 2007).

2.1.5 Evaluasi Model Pengukuran

Evaluasi terhadap setiap model pengukuran hubungan antara setiap variabel dengan beberapa indikator secara terpisah melalui evaluasi validitas dan reliabilitas model.

1. *Convergent Validity*

Covergen validity digunakan untuk mengukur besarnya hubungan antara variabel laten dengan variabel prediktor pada model pengukuran reflektif. Suatu korelasi bisa dikatakan memenuhi *convergen validity* jika memiliki nilai *loading faktor* ≥ 0.5 (Jaya & Sumertajaya, 2008).

$$\lambda = a\sqrt{c} \quad (2.9)$$

a : koefisien variabel

c : *eigen value*

2. *Discriminant Validity*

Discriminant validity digunakan untuk mengukur indikator reflektif berdasarkan pada *cross loading* dengan variabel laten. Nilainya dikatakan valid apabila nilai *cross loading* setiap indikator pada variabel bersangkutan lebih besar dibandingkan dengan dengan *cross loading* variabel laten lainnya. Adapun metode lain yang dapat digunakan dengan cara membandingkan *square root of average variance extracted (AVE)* setiap variabel laten dengan korelasi antara variabel laten lainnya dalam model.

Jika *AVE* variabel laten lebih besar dari korelasi dengan seluruh variabel laten dari korelasi dengan seluruh variabel laten lainnya maka dikatakan memiliki validitas diskriminan yang baik dan nilainya harus lebih besar dari 0,5 (Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, 2017). Perhitungan *AVE* dapat di selesaikan dengan rumus

$$AVE = \frac{\sum \lambda_i^2}{\sum \lambda_i^2 + \sum (1 - \lambda_i^2)} \quad (2.10)$$

Keterangan

λ_i : loading faktor

3. Composite Reliability

Composite Reliability menunjukkan sejauh mana alat ukur dapat diandalkan atau dipercaya. Sebuah model memiliki reabilitas yang baik jika $CR \geq 0,70$ (Fu & Liu, 2017) .

$$Composite Reliability = \frac{(\sum \lambda_i)^2}{(\sum \lambda_i)^2 + \sum (1 - \lambda_i^2)} \quad (2.11)$$

2.1.6 Evaluasi Model Struktural

Evaluasi model adalah suatu langkah yang perlu dilakukan untuk menilai kebaikan nilai observasi yang dihasilkan oleh model. Dengan memperhatikan nilai *R-square* variabel laten endogen.

$$Q^2 = 1 - (1 - R_1^2)(1 - R_2^2) \dots (1 - R_n^2) \quad (2.12)$$

Dimana $R_1^2, R_2^2, \dots, R_n^2$ adalah *R-square* pada variabel laten endogen pada model yang dihasilkan. Nilai Q^2 berada pada rentang $0 < Q^2 < 1$. Semakin mendekati 1 maka model yang dihasilkan semakin baik (Nasser, 2014).

2.1.7 Pendugaan Parameter

Pendugaan parameter digunakan untuk memperoleh parameter sedemikian sehingga matriks varian kovarian dari model $\Sigma(\theta)$ sedekat mungkin dengan matriks varian kovarian populasi dengan indikator Σ . Pada dasarnya hipotesis SEM menyatakan bahwa matriks varian kovarian dari populasi (Σ) sedekat mungkin atau sama dengan matriks varian kovarian yang diperoleh dari model ($\Sigma(\theta)$). Untuk mengetahui estimasi yang dilakukan mendekati sampel atau populasi maka diperlukan fungsi yang

diminimisasikan. Fungsi tersebut merupakan fungsi dari S dan $\Sigma(\theta)$ yaitu $F(\Sigma(\theta))$. Minimisasi dilakukan secara iterasi dan jika hasil estimasi $\hat{\theta}$ disubstitusikan ke $\Sigma(\theta)$ maka diperoleh matriks $\hat{\Sigma}$ dan fungsi hasilnya adalah $F(S, (\hat{\Sigma}))$ (Wijanto, 2008). Terdapat beberapa karakteristik dari $F(S, \Sigma_\theta)$ yaitu (A. Bollen, 2008):

1. $F(S, \Sigma_\theta)$ adalah skalar
2. $F(S, \Sigma_\theta) \geq 0$
3. $F(S, \Sigma_\theta) = 0$ jika dan hanya jika $S = \Sigma_\theta$
4. $F(S, \Sigma_\theta)$ adalah kontinu dalam S dan Σ_θ .

2.2 Estimasi Parameter Dengan *Maximum Likelihood*

Misalkan X_1, X_2, \dots, X_n adalah suatu sampel random berukuran n dari suatu distribusi dengan $pdf(x, \theta)$, yang bergantung pada $\theta \in \Omega, \Omega$ disebut sebagai ruang parameter. Karena X_1, X_2, \dots, X_n merupakan sampel yang random, pdf bersama dari X_1, X_2, \dots, X_n dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$f(X_1, X_2, \dots, X_n : \theta) = f(X_1 : \theta) f(X_2 : \theta) \dots f(X_n : \theta) \quad (2.13)$$

Pdf bersama dari X_1, X_2, \dots, X_n memiliki parameter θ , sehingga persamaan di atas dapat dituliskan sebagai suatu fungsi dari θ disebut $L(\theta)$ sebagai berikut

$$\begin{aligned} L(\theta) &= f(X_1, X_2, \dots, X_n : \theta) \\ &= f(X_1 : \theta) f(X_2 : \theta) \dots f(X_n : \theta) \\ &= \prod_{i=1}^n f(X_i : \theta) \end{aligned}$$

$L(\theta)$ disebut fungsi *likelihood*, selanjutnya akan dicari θ yang memaksimalkan $L(\theta)$. Untuk mempermudah perhitungan untuk mencari nilai θ , $l(\theta)$ dapat dimodifikasi ke dalam bentuk ln , karena nilai θ yang memaksimumkan $\ln L(\theta)$ sama dengan nilai θ yang memaksimumkan $L(\theta)$. Sehingga dapat dinyatakan sebagai berikut

$$\ln L(\theta) = \ln \left(\prod_{i=1}^n f(X_i : \theta) \right)$$

Nilai θ yang memaksimumkan $\ln L(\theta)$. Didapatkan dengan mendiferensiasikan $\ln L(\theta)$ terhadap θ dengan menyamakan dengan 0 kemudian memastikan bahwa turunan kedua < 0 .

$$\frac{d \ln L(\theta)}{d(\theta)} = 0$$

$$\frac{d \ln L(\theta)}{d(\theta)} < 0$$

Nilai $\theta = u(X_1, X_2, \dots, X_n)$ yang memaksimumkan $\ln L(\theta)$ disebut sebagai taksiran *maksimum likelihood* dari θ dan dinotasikan dengan $\hat{\theta}$ (Ilmma, 2009).

2.3 Estimasi Parameter Dengan *Partial Least Square*

Partial Least Square menjadi metode yang sangat kuat dari suatu analisis karena tidak memiliki ketergantungan pada skala pengukuran, ukuran sampel dan distribusi yang harus dipenuhi. *Partial Least Square* merupakan metode non parametrik yang tidak memerlukan asumsi normalitas dari data. PLS-SEM dapat digunakan pada data yang tidak berdistribusi normal karena algoritma PLS mentransformasikan data yang tidak normal melalui limit pusat. Dengan kata lain PLS-SEM dapat digunakan pada data yang tidak normal. (Sayyida & Alwiyah, 2018).

Estimasi pada model PLS dengan menggunakan metode *Least Square*. (Galistya, 2017). Algoritma PLS-SEM dikerjakan menggunakan model regresi yang dilakukan secara iterasi dua tahap. Tahap pertama yaitu estimasi skor variabel. Tahap kedua yaitu estimasi nilai *outer loading* yang dilakukan untuk setiap indikator dan *path coefficient* untuk variabel latennya (Marliana, 2019). Estimasi skor variabel laten melibatkan algoritma PLS untuk mendapatkan nilai, prosedur iterative dari algoritma PLS adalah sebagai berikut (Sanchez, 2013).

2.4 *Bootstrap*

Metode *bootstrap* adalah metode berbasis resampling data sampel dengan syarat pengembalian pada datanya, biasanya pengambilan sampel dilakukan secara berulang-ulang bahkan hingga ribuan kali (Setiawan et al.,

2016). Metode *bootstrap* menganggap bahwa sampel yang akan digunakan untuk melakukan *resampling* sebagai populasi. Hal ini mengakibatkan pengambilan pengambilan sampel dilakukan secara berulang-ulang dengan pengembalian. Hal ini dilakukan untuk memperoleh data yang mendekati sebaran normal.

Prinsip kerja *bootstrap* yaitu X adalah sampel asli yang terdiri atas $X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$ selanjutnya sebanyak B *bootstrap* diambil berukuran n dengan pengembalian pada X . Diperoleh sekumpulan data *bootstrap* $X_1^*, X_2^*, X_3^*, \dots, X_B^*$. Tanda $*$ menandakan bahwa data tersebut merupakan hasil *bootstrap* dan B menunjukkan banyaknya jumlah pengambilan (Efron & Tibshirani, 1993). Berikut langkah-langkah *bootstrap* pada SEM (Deleus & Van Hulle, 1993).

1. Melakukan *resampling* data pada variabel X dan Y berukuran n dari populasi sehinggakan di peroleh X^*, Y^*
 2. Membentuk matriks korelasi atau kovarian S^* dari masing-masing sampel pada *bootstrap* X^*, Y^*
 3. Melakukan pendugaan parameter
 4. Menghitung $\hat{F}^*(1), \hat{F}^*(2), \hat{F}^*(3), \dots, \hat{F}^*(B)$ yang diperoleh dari menghitung nilai pendugaan pada masing-masing sampel *bootstrap*
- Pendugaan parameter dengan metode *bootstrap* sebagai berikut (Efron & Tibshirani, 1993)

$$\hat{\theta}^*(.) = \frac{\sum_{b=1}^B \hat{\theta}^*(b)}{B} \quad (2.14)$$

$\hat{\theta}^*(.)$: Pendugaan parameter dengan *bootstrap*

$\hat{\theta}^*(b)$: Pendugaan parameter dari metode ML pada *bootstrap* ke b

B : Banyaknya *resampling bootstrap* dengan sampel n

2.5 Kemiskinan

menurut Badan Pusat Statistik (BPS) kemiskinan dapat diukur dengan 3 indikator yaitu

1. Presentase penduduk miskin (*Headcount Index-P₀*), yaitu presentase penduduk miskin yang berada di bawah garis kemiskinan. Indikator ini

secara sederhana mengukur proporsi penduduk yang dikategorikan miskin.

2. Indeks kedalaman kemiskinan (*Poverty Gap Index-P₁*), yaitu urutan rata-rata kesenjangan pengeluaran masing-masing penduduk miskin terhadap garis kemiskinan.
3. Indeks keparahan kemiskinan (*Poverty Severity Index-P₂*) memberikan informasi tentang penyebaran pengeluaran antara penduduk miskin.

2.6 Ekonomi

1. Presentase rumah tangga dengan status kepemilikan rumah bukan milik sendiri dan tidak memiliki rumah lain selain yang ditempati adalah pendekatan untuk mengukur *backlog* perumahan dari perspektif kepemilikan. Presentase rumah tangga dengan status kepemilikan rumah bukan milik sendiri dan tidak memiliki rumah lain selain yang ditempati merupakan perbandingan jumlah rumah tangga dengan status kepemilikan bangunan tempat tinggal bukan milik sendiri dan tidak memiliki rumah lain selain yang ditempati terhadap jumlah rumah tangga.
2. Rumah tangga yang status kepemilikan rumah kontrak atau sewa, merupakan pengeluaran sewa bulanan yang harus dikeluarkan untuk tempat tinggal.
3. Pengeluaran perbulan non makanan, merupakan pengeluaran untuk konsumsi barang bukan makanan selama 1 bulan yang lalu baik itu dari pembelian, produksi ataupun pemberian.
4. Tenaga kerja informal di sektor pertanian, mereka yang status pekerjaannya di sektor pertanian berusaha sendiri, berusaha dibantu buruh tidak tetap atau buruh tidak dibayar, pekerja bebas, pekerja keluarga yang tidak dibayar

2.7 Sumber Daya Manusia

1. Indeks pembangunan manusia, merupakan acuan untuk mengukur capaian pembangunan manusia berbasis sejumlah komponen dasar kualitas hidup.

2. Rata-rata lama sekolah, merupakan jumlah tahun yang digunakan oleh penduduk untuk menjalankan pendidikan formal
3. Angka melek huruf, merupakan penduduk usia 15 tahun ke atas yang memiliki kemampuan membaca dan menulis huruf latin dan huruf lainnya, tanpa harus memahami apa yang dibaca atau ditulisnya.
4. Angka partisipasi sekolah, merupakan proporsi dari semua anak yang masih sekolah pada suatu kelompok umur tertentu terhadap penduduk dengan kelompok umur yang sesuai

2.8 Kesehatan

1. Angka harapan hidup, merupakan rata-rata tahun hidup yang masih akan dijalani seseorang yang telah berhasil mencapai usia tertentu pada tahun tertentu.
2. Rumah dengan luas lantai $< 8 m^2$, merupakan luas lantai yang di tempati dan dimanfaatkan untuk keperluan setiap hari. Bagian-bagian yang tidak dimanfaatkan untuk keperluan setiap hari tidak dimasukkan dalam kategori indikator ini seperti kandang ternak.
3. Presentase rumah tangga yang penerangannya bukan listrik.
4. Presentase rumah tangga dengan luas lantai rumah bukan tanah.
5. Presentase rumah tangga yang proses kelahiran terakhirnya ditolong oleh tenaga kesehatan terlatih
6. Sanitasi layak, merupakan fasilitas sanitasi yang memenuhi syarat kesehatan, antara lain kloset menggunakan leher angsa, tempat pembuangan akhir tinja sistem terpusat/ sistem pengolahan air limbah atau menggunakan septik tank

2.9 Kerangka Konseptual

