



**ANALISIS *STRUCTURAL EQUATION MODELING*
DENGAN *RESPONSE-BASED UNITS*
SEGMENTATION PARTIAL LEAST SQUARE
(REBUS-PLS)**

TESIS

Oleh

Andy Kurniawan
131820101013

PROGRAM PASCA SARJANA MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS JEMBER

2018



**ANALISIS *STRUCTURAL EQUATION MODELING*
DENGAN *RESPONSE-BASED UNITS*
SEGMENTATION PARTIAL LEAST SQUARE
(REBUS-PLS)**

TESIS

diajukan guna melengkapi tugas dan memenuhi salah satu syarat
untuk menyelesaikan Program Studi Matematika (S2) dan mencapai
gelar Magister Sarjana Sains

Oleh

Andy Kurniawan

131820101013

**PROGRAM PASCA SARJANA MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS JEMBER**

2018

PERSEMBAHAN

Tesis ini saya persembahkan untuk:

1. Ayahanda dan Ibundaku, Bapak H. Buddy Djuni Arko, SH dan Ibu Hj. Dra. Anisatus Syarifah serta Bapak Drs. Yahya Kusuma, MM., dan Ibu Dra. Hari Asmini atas doa yang tiada henti, perjuangan serta pengorbanan untukku yang tak dapat terbalas oleh apapun, semoga Allah selalu melimpahkan kasih sayang serta lindunganNYA kepada panjenengan semua,
2. Istri tercintaku, Reni Kusumaningputri atas segala kesabaran mendampingiku melaksanakan tugas dan kewajiban selama ini,
3. Muhammad Habiby Ziya Ayni dan Putrichia Hayyu Mahardian, semoga perjuangan ini kelak menjadi semangatmu meraih cita-cita tertinggi dan terbaikmu,
4. Adik-adikku : M.Sobirin, Yuan Arvitasari, M. Kholilur Rohman, Mirza Rahmadani, Sutrisno dan Dian Hari Putri,
5. Para guru sejak taman kanak-kanak sampai dengan perguruan tinggi yang telah mendidik dengan penuh kesabaran,
6. Almamaterku tercinta Universitas Jember yang telah memberikan banyak pengetahuan, pengalaman dan sebuah makna kehidupan.

MOTTO

"Allah SWT akan memberikan keutamaan orang-orang yang beriman diantaramu dan orang-orang yang menuntut ilmu beberapa derajat"
(QS. Al Mujadalah ayat 11)*)

"Barangsiapa belum merasakan pahitnya menuntut ilmu walau sebentar,
maka ia akan merasakan hinanya kebodohan sepanjang hidupnya"
(Abu Abdullah Muhammad bin Idris Asy-Syafi'i)

*)Departemen Agama Republik Indonesia. 1998. Al Quran dan Terjemahannya.

PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Andy Kurniawan

NIM : 131820101013

menyatakan dengan sesungguhnya bahwa tesis yang berjudul: "Analisis Structural Equation Modeling Dengan *Response-Based Units Segmentation Partial Least Square* (REBUS-PLS)" adalah benar-benar hasil karya sendiri, kecuali jika dalam pengutipan substansi disebutkan sumbernya, dan belum diajukan pada instansi manapun, serta bukan karya jiplakan. Saya bertanggung jawab atas keabsahan dan kebenaran isinya sesuai dengan sikap ilmiah yang harus dijunjung tinggi.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya, tanpa adanya tekanan dan paksaan dari pihak manapun serta bersedia mendapat sanksi akademik jika ternyata di kemudian hari pernyataan ini tidak benar.

Jember, Mei 2018

Yang menyatakan,

Andy Kurniawan

NIM. 131820101013

TESIS

ANALISIS STRUCTURAL EQUATION MODELING DENGAN
*RESPONSE-BASED UNITS SEGMENTATION PARTIAL LEAST
SQUARE (REBUS-PLS)*

Oleh

Andy Kurniawan
NIM 131820101013

Pembimbing

Dosen Pembimbing Utama : Prof. Drs. I Made Tirta, M.Sc, Ph.D

Dosen Pembimbing Anggota : Dian Anggraeni, S.Si., M.Si

PENGESAHAN

Tesis berjudul ” ANALISIS STRUCTURAL EQUATION MODELING DENGAN
RESPONSE-BASED UNITS SEGMENTATION PARTIAL LEAST SQUARE
(REBUS-PLS)” telah diuji dan disahkan pada:

hari, tanggal :

tempat : Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas
Jember

Tim Penguji

Ketua,

Sekretaris,

Prof. Drs. I Made Tirta, M.Sc., Ph.D
NIP. 19591220 198503 1 002

Dian Anggraeni, S.Si., M.Si
NIP. 19820216 200604 2 002

Penguji I,

Penguji II,

Dr. Alfian Futuhul Hadi, S.Si, M.Si
NIP. 19740719 200012 1 001

Kusbudiono, S.Si, M.Si
NIP. 19770430 200501 1 001

Mengesahkan

Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Jember,

Drs. Sujito, Ph.D.

NIP. 19610204 198711 1 001

RINGKASAN

Analisis Structural Equation Modeling Dengan Response-Based Units Segmentation Partial Least Square (REBUS-PLS); Andy Kurniawan, 1318 20101013; 2018: 68 halaman; Jurusan Matematika; Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Jember.

SEM (*Structural Equation Modeling*) merupakan salah satu analisis statistik yang dapat digunakan untuk menganalisis secara simultan model pengukuran dan hubungan kausal antar peubah laten. SEM merupakan model pendekatan model struktural, analisis faktor dan analisis jalur. Salah satu pendekatan untuk pendugaan parameter dalam SEM menggunakan PLSPM (*Partial Least Square Path Modeling*). PLSPM merupakan salah satu teknik dalam SEM untuk menganalisa hubungan keterkaitan antara peubah laten endogen dengan peubah bebasnya berdasarkan keragaman (*variance-based*). Penggunaan analisis PLSPM lebih longgar dalam penerapan asumsi jumlah sampel dan distribusinya serta dapat dilakukan pada indikator yang bersifat reflektif maupun formatif. Dalam pendugaan parameter PLS (*Partial Least Square*) dilakukan estimasi bobot, estimasi koefisien lintasan serta estimasi konstanta regresi dan intersep. Evaluasi model PLS dilakukan baik untuk model pengukuran maupun model struktural.

Permasalahan terjadi ketika adanya keragaman atau segmentasi tidak teramati pada peubah laten. Hal ini dapat dilakukan menggunakan analisa REBUS-PLS. Dengan REBUS-PLS memungkinkan mendapatkan klasifikasi unit yang lebih homogen dengan mempertimbangkan performa model struktural dan pengukuran. Selain itu dapat mengoptimalkan kapasitas prediktif dari model yang terdeteksi di tiap kelas tanpa membutuhkan asumsi distribusi baik peubah laten dan indikatornya. Pengelompokan menjadi segmen kelas yang homogen dalam REBUS-PLS didasarkan pada konsep jarak (*closeness measure*) yang didefinisikan menggunakan komponen GoF (*Goodness of Fit*). Evaluasi kebaikan model dalam REBUS-PLS menggunakan GQI (*Grup Quality Index*). REBUS-PLS hanya dapat diberlakukan pada indikator yang bersifat reflektif.

Pada penelitian ini digunakan data penelitian sebelumnya yaitu oleh Afifah

& Sunaryo (2013) tentang model Struktural Kemiskinan di Propinsi Jawa Tengah yang menggunakan data dari SUSENAS (Survei Sosial Ekonomi Nasional) dan SAKERNAS (Survei Angkatan Kerja Nasional) BPS 2011. Keragaman tidak teramati pada data dapat dilihat dengan adanya nilai R^2 dan GoF yang rendah. Analisis PLSPM yang diterapkan pada klaster yang terbentuk dari penggunaan analisis klaster biasa pada skor peubah laten tidak mendapatkan hasil yang lebih baik dari model global PLSPM. Hal ini terlihat pada kualitas model pengukuran (validitas dan reliabilitas indikator) dan model struktural yang tidak lebih baik dari model awal PLSPM. Dengan menggunakan REBUS-PLS, melalui pemilihan 2 segmen kelas diperoleh model yang lebih homogen dengan indikator yang valid dan reliabel. Serta kualitas model lokal yang terbentuk lebih baik dari model global yang ditunjukkan nilai $GQI > GoF$ model global.

PRAKATA

Puji syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT atas segala rahmat dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis ini dengan baik. Penulisan tesis ini tidak lepas dari bantuan berbagai pihak, oleh karena itu penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih yang tiada terhingga kepada:

1. Prof. Drs. I Made Tirta, M.Sc, Ph.D., selaku Dosen Pembimbing Utama dan Ibu Dian Anggraeni, S.Si., M.Si., selaku Pembimbing Anggota yang telah meluangkan waktu dan pikiran serta perhatiannya guna memberikan bimbingan dan pengarahan demi terselesaikannya penulisan tesis ini;
2. Dr. Alfian Futuhul Hadi, S.Si, M.Si. selaku Dosen Penguji I dan Kusbudiono, S.Si, M.Si., selaku Dosen Penguji II yang telah memberikan kritik dan saran demi kebaikan tesis ini;
3. Seluruh dosen Program Studi Matematika yang telah memberikan ilmu dan membimbing dengan penuh kesabaran;
4. Ilham Saifudin, dek Mohammad Zulfi yang membantu menyempurnakan penulisan tesis ini dan seluruh teman-teman *Maistir na Matamaitice 2013* yang selalu memberikan dorongan semangat serta motivasi;
5. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu per satu.

Penulis juga menerima segala kritik dan saran dari semua pihak demi kesempurnaan tesis ini. Akhirnya penulis berharap, semoga tulisan ini dapat bermanfaat.

Jember, Mei 2018

Andy Kurniawan

DAFTAR ISI

HALAMAN PERSEMBAHAN	iii
HALAMAN MOTTO	iv
HALAMAN PERNYATAAN	v
HALAMAN PEMBIMBINGAN TESIS	vi
HALAMAN PENGESAHAN	vii
RINGKASAN	viii
PRAKATA	x
DAFTAR ISI	xii
DAFTAR GAMBAR	xiii
DAFTAR TABEL	xv
1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan	4
1.4 Manfaat	4
2 TINJAUAN PUSTAKA	5
2.1 Konsep Dasar SEM	5
2.2 PLS-PM	8
2.2.1 Konsep PLS-PM	8
2.2.2 Spesifikasi Model PLS	9
2.3 Estimasi Parameter PLS	12
2.4 Evaluasi Model PLS	14
2.5 Validasi	17
2.6 Segmentasi Model Data	18
2.7 Struktur Grup Dalam Analisis PLS-PM	20
2.8 Algoritma REBUS-PLS	22
3 METODE PENELITIAN	24
3.1 Sumber Data Penelitian	24
3.2 Identifikasi Peubah	24

3.3	Model Struktural	27
3.4	Langkah-Langkah Analisis	28
3.5	Metode Analisis Data	29
4	HASIL DAN PEMBAHASAN	31
4.1	Model Global <i>Partial Least Square</i> (PLS)	31
4.1.1	Merancang Model Struktural	32
4.1.2	Konstruksi Model Struktural dan Model Pengukuran	32
4.1.3	Diagram Jalur	36
4.1.4	Uji Hipotesis	38
4.1.5	Uji Kebaikan Model	40
4.2	Penerapan Analisis Klaster Pada Skor Peubah Laten	42
4.3	Implementasi REBUS-PLS	47
4.3.1	Memilih 2 Lokal Model/Segmen Kelas	48
4.3.2	Memilih 3 Lokal Model/Segmen Kelas	54
4.4	Kualitas Model REBUS	61
5	KESIMPULAN	66
5.1	Kesimpulan	66
5.2	Saran	67
	DAFTAR PUSTAKA	68

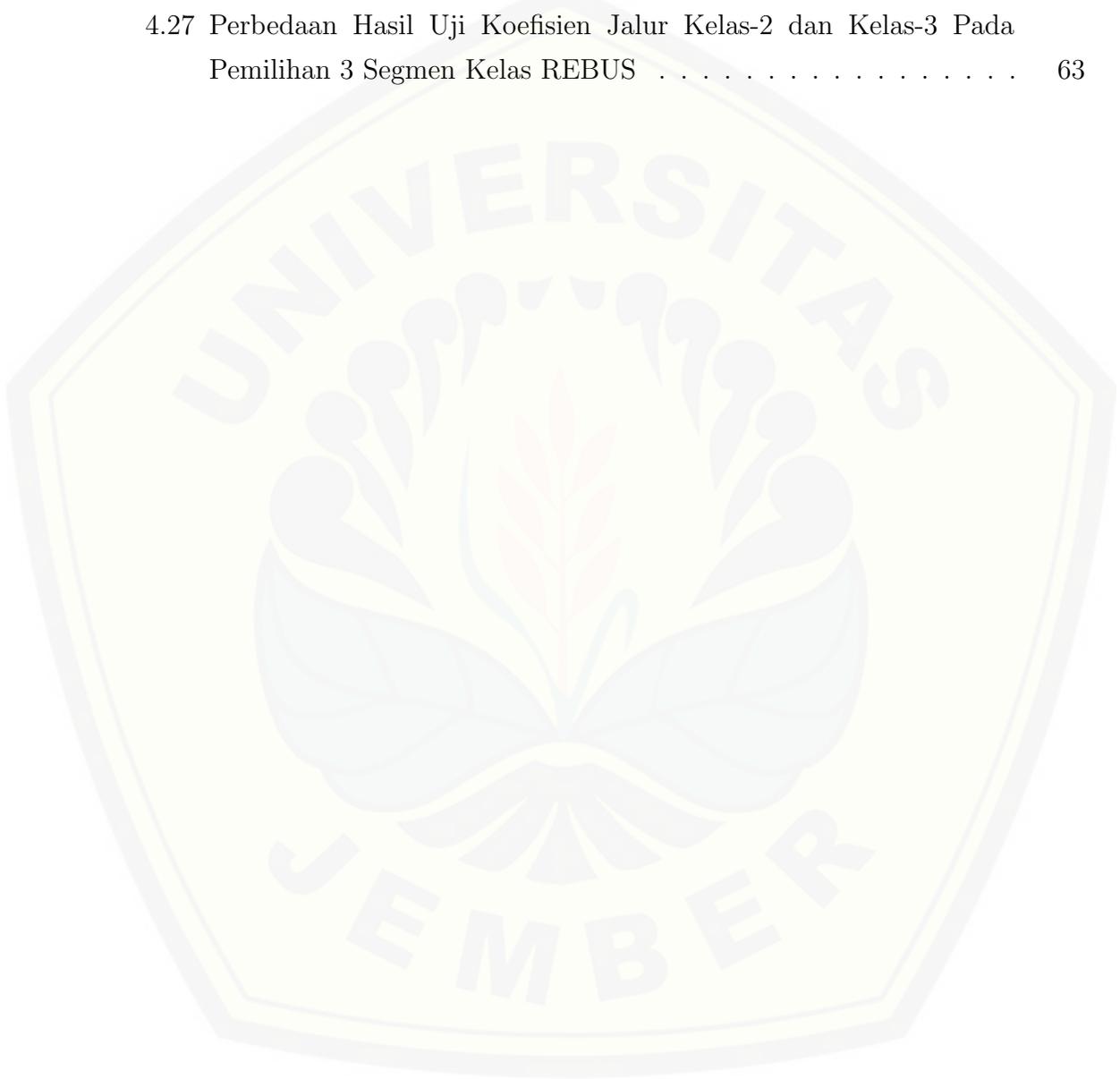
DAFTAR GAMBAR

2.1	Model Struktural dan Model Pengukuran dengan Indikator Reflektif dan Formatif	10
2.2	Contoh Model Lintasan	13
2.3	Metodologi Taksonomi dari Pendekatan Kelas Laten Untuk Mengidentifikasi Heterogenitas Tidak Teramati pada PLS-PM (Ringle <i>et al</i> , 2010)	22
3.1	Model Struktural dari Model Kemiskinan	28
3.2	Skema Diagram Alur Penelitian	30
4.1	Diagram Batang <i>Loadings</i>	35
4.2	Struktur PLS-PM	37
4.3	Bobot Indikator dari Peubah Laten yang Bersesuaian Setelah Reduksi Indikator	38
4.4	Dendogram Klaster Hirarki	42
4.5	Dendogram Residual Model Pengukuran dan Model Struktural	49
4.6	Diagram Lintasan Dari Global dan Lokal Model Yang Terbentuk	52
4.7	Diagram Lintasan 3 Lokal Model Yang Terbentuk Menggunakan REBUS-PLS	55
4.8	Perbandingan Diagram Batang Loading Untuk 2 Lokal Model	64
4.9	Perbandingan Diagram Batang Loading Untuk 3 Lokal Model	65

DAFTAR TABEL

4.1	Nilai <i>Loading</i> dan <i>Crossloadings</i>	34
4.2	Nilai <i>Loading</i> dan <i>Cross loadings</i> Setelah Reduksi Indikator Y_7 .	35
4.3	Nilai <i>Cronbach Alpha</i> Setelah Reduksi Indikator	36
4.4	Estimasi Parameter PLS dan Kesimpulan Uji Hipotesis	39
4.5	Validasi Koefisien Jalur dengan Bootstrap	40
4.6	Indikator Uji Kebaikan Model	40
4.7	Anggota Klaster Yang Terbentuk	43
4.8	Centroid Dari Tiap Klaster Yang Terbentuk Dari Klaster Hirarki	43
4.9	Nilai <i>Loading</i> dan <i>Crossloadings</i> Klaster-1	44
4.10	Indikator Uji Kebaikan Model Klaster-1	44
4.11	Nilai <i>Loading</i> dan <i>Crossloadings</i> Klaster-2	45
4.12	Indikator Uji Kebaikan Model Klaster-2	45
4.13	Nilai <i>Loading</i> dan <i>Crossloadings</i> Klaster-3	46
4.14	Indikator Uji Kebaikan Model Klaster-3	46
4.15	Anggota Segmen Kelas REBUS-PLS Yang Terbentuk	48
4.16	Hasil Output Model Pengukuran untuk 2 Lokal Model yang Ter- bentuk Menggunakan REBUS-PLS	50
4.17	Nilai <i>CronbachAlpha</i> 2 Kelas REBUS-PLS Yang Terbentuk . . .	51
4.18	Hasil Output Model Struktural untuk Global Model dan 2 Lokal Model yang Terbentuk Menggunakan REBUS-PLS	51
4.19	Anggota 3 Segmen Kelas REBUS-PLS Yang Terbentuk	55
4.20	Hasil Output Model Pengukuran 3 Lokal Model yang Terbentuk Menggunakan REBUS-PLS	56
4.21	Nilai <i>CronbachAlpha</i> 3 Kelas REBUS-PLS Yang Terbentuk . . .	57
4.22	Hasil Output Model Struktural 3 Lokal Model yang Terbentuk Menggunakan REBUS-PLS	57
4.23	Perbandingan Kualitas Model Global Dan Lokal Model REBUS .	61
4.24	Perbedaan Hasil Uji Koefisien Jalur Kelas-1 dan Kelas-2 Pada Pemilihan 2 Segmen Kelas REBUS	62

4.25 Perbedaan Hasil Uji Koefisien Jalur Kelas-1 dan Kelas-2 Pada Pemilihan 3 Segmen Kelas REBUS	62
4.26 Perbedaan Hasil Uji Koefisien Jalur Kelas-1 dan Kelas-3 Pada Pemilihan 3 Segmen Kelas REBUS	63
4.27 Perbedaan Hasil Uji Koefisien Jalur Kelas-2 dan Kelas-3 Pada Pemilihan 3 Segmen Kelas REBUS	63



BAB 1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Peningkatan ketertarikan lintas disiplin ilmu di bidang sosial pada *structural equation modeling* (SEM) akhir-akhir ini sangat pesat. Hal tersebut dibuktikan dengan banyaknya penelitian di bidang sosial dengan menggunakan analisis SEM. Seperti dalam bidang manajemen yaitu untuk mempelajari efek-efek yang berpengaruh terhadap harga condominium di Xi'an, China (Wang *et al*, 2007). Demikian juga penelitian di bidang pendidikan yaitu evaluasi model pengajaran pada siswa (Bolzano *et al*, 2011). Penelitian - penelitian tersebut atau penelitian sosial lainnya dilakukan dengan menggunakan penyelesaian SEM dikarenakan metode tersebut sangat komprehensif dalam menghitung dan menguji teori yang ada dengan data empiris (aspek konfirmatori) dan juga memberikan peluang adanya pengembangan teori (aspek eksploratori). Serta dapat digunakan berulang-ulang untuk aplikasi dengan data yang sama dalam hal untuk memperluas hubungan yang potensial antara peubah yang diinginkan baik peubah yang teramati atau peubah laten (Hersberger *et al*, 2003).

Terdapat 2 (dua) metode pendekatan dalam SEM yaitu CB-SEM (*covariance based-SEM*) dan *component based-SEM* atau sering disebut juga *variance-based*. CB-SEM lebih digunakan untuk menguji suatu fenomena dengan teori yang sudah ada (*confirmatory*). Sedangkan salah satu pendekatan teknik *variance-based* adalah menggunakan PLS-PM (*partial least square path modeling*) yang dikembangkan oleh Herman Wold pada tahun 1975. PLS-PM lebih ditekankan pada eksplorasi dari model yang ada sehingga didesain untuk tujuan prediksi.

Dalam estimasi menggunakan PLS-PM, prinsip dasar yang digunakan pada data diasumsikan lebih kurang adalah homogen dalam keseluruhan unit-unit himpunan observasi. Hal tersebut berimplikasi bahwa perlakuan terhadap data mengabaikan adanya struktur grup dan seluruh unit diasumsikan dapat direpresentasikan dengan baik oleh model estimasi secara tunggal pada keseluruhan sampel

yang disebut *global model*. Jika homogenitas dalam model struktural yang diasumsikan tidak berlaku dalam model data, maka akan diperoleh kesimpulan yang tidak benar/tidak lengkap (*misleading results*). Permasalahan yang terjadi adalah ketika asumsi tersebut tidak dapat diterapkan pada keseluruhan kasus, sehingga diharapkan adanya suatu solusi atas adanya keberagaman tersebut. Keberagaman dalam data yang dimaksud disebut juga heterogenitas. Terdapat 2 (dua) jenis heterogenitas yang dapat berpengaruh pada data yaitu : heterogenitas yang teramati dan heterogenitas tidak teramati (Trinchera *et al*, 2008).

Heterogenitas teramati pada data adalah adanya informasi awal berkenaan dengan kondisi observasi awal, seperti gender, ras, usia, dan lain-lain. Sebaliknya, heterogenitas yang tidak teramati mengindikasikan bahwa pada observasi tidak diketahui petunjuk yang jelas tentang adanya jumlah kelas-kelas yang mungkin dari observasi tersebut dapat dikelompokkan. Sehingga, seorang peneliti tidak dapat langsung membagi observasi-observasi yang ada dimasukkan dalam suatu grup, walaupun asumsi yang diberlakukan diandaikan bahwa data terdiri dari kelas-kelas yang berbeda. Karena kondisi awal observasi seorang peneliti tidak mengetahui sebelumnya bahwa suatu observasi harus masuk pada kelas yang dimaksud.

Langkah termudah untuk melihat adanya indikasi terbentuknya kelas pada data adalah menggunakan analisis klaster pada skor peubah laten. Namun analisis klaster tidak dapat menentukan hubungan kausalitas di antara peubah laten. Dengan kata lain, analisis klaster tersebut hanya digunakan sebagai alat bantu untuk mengetahui bahwa dari data terdapat indikasi keragaman yang tidak teramati.

Jika komposisi kelas-kelas diketahui, tujuan dari analisis adalah untuk mencari perbedaan dalam perilaku unit-unit kelas yang telah ada dengan mengestimasi melalui model-model lokal dari kelas tersebut dan penyelesaian ini disebut juga dengan pendekatan analisis multigrup. Namun kelemahan dari prosedur ini adalah, tidak memungkinkan adanya kemampuan untuk memprediksi dari model-model lokal. Selain itu, grup-grup yang didapatkan dimungkinkan tidak bersifat homogen baik model struktural maupun pengukurannya. Sedangkan untuk hete-

rogenitas yang tidak teramati, diidentifikasi kelas-kelas dari unit yang memiliki perilaku yang sama melalui kriteria yang bersifat homogen. Salah satu metode untuk mengatasi heterogenitas tidak teramati adalah menggunakan REBUS-PLS yang diperkenalkan oleh Esposito Vinzi *et al* pada tahun 2010.(Trinchera *et al*, 2008)

Implementasi dalam penelitian mengenai PLS-PM dan observasi heterogenitas yang berhubungan dengan struktur kemiskinan telah dilakukan sebelumnya, salah satu contohnya adalah : Pemodelan Kemiskinan di Jawa Timur Tahun 2011 dengan SEM-PLS oleh Anuraga & Otok (2013), observasi heterogenitas data dilakukan oleh Afifah & Sunaryo (2013) dalam Analisis SEM dengan FIMIX-PLS Studi Kasus Struktur Model Kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah tahun 2011. Secara umum dari penelitian yang telah dilakukan tersebut diperoleh informasi bahwa struktur kemiskinan tidak hanya dipengaruhi oleh satu faktor laten saja yaitu ekonomi, namun dipengaruhi beberapa faktor laten seperti pendidikan, kesehatan, SDM dan kesehatan atau bersifat multidimensional.

Atas dasar tersebut maka dalam penelitian ini akan diangkat topik mengenai Analisis *Structural Equation Modeling* (SEM) dengan REBUS-PLS. Data yang akan digunakan untuk penerapan metode tersebut adalah dari penelitian sebelumnya yaitu penelitian Afifah & Sunaryo (2013) tentang studi kasus Struktur Model Kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah Tahun 2011. Adapun analisis data akan menggunakan *software* R 3.2.2 dengan paket analisis *plspm* yang menyediakan fungsi untuk melakukan analisis REBUS. Fungsi yang tersedia tersebut adalah `rebus.pls()`.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, rumusan masalah yang akan didapatkan solusi pada penelitian ini adalah sebagai berikut :

- a. Bagaimana cara mendeteksi adanya keragaman yang tidak teramati pada data dengan menggunakan analisis PLSPM ?
- b. Bagaimana analisis kluster dalam PLSPM mengelompokkan data yang memiliki karakteristik sama ?

- c. Bagaimana aplikasi REBUS-PLS dalam mendeteksi dan memodelkan adanya keragaman tidak teramati pada data ?

1.3 Tujuan

Adapun tujuan dilakukannya penelitian ini adalah sebagai berikut ini.

- a. Mendeteksi karakteristik yang menunjukkan adanya keragaman tidak teramati pada data,
- b. Mendeteksi dan menerapkan hasil aplikasi analisis kluster dalam pengelompokan data pada PLSPM untuk tiap kelompok,
- c. Mendeteksi dan memodelkan data yang memiliki keragaman tidak teramati dengan REBUS-PLS.

1.4 Manfaat

Adapun manfaat yang diharapkan diperoleh dalam penelitian ini adalah :

- a. Mengetahui implementasi REBUS-PLS pada struktur data yang memiliki keragaman tidak teramati,
- b. Memberikan alternatif dalam penyelesaian PLSPM dengan karakteristik data yang memiliki keragaman tidak teramati menggunakan aplikasi REBUS-PLS.

BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Konsep Dasar SEM

Struktural model diaplikasikan pertama kali di bidang sosial oleh Bollen dan Jöreskog sekitar tahun 1970-an. Kemudian dilanjutkan dengan beberapa penerapan aplikasi secara luas di bidang marketing, riset bisnis sekitar tahun 1980-an sampai dengan hari ini. Pengembangan paket analisis SEM pun telah dilakukan seperti AMOS, EQS, LISREL, Mplus dan lain-lain.

SEM memiliki keterkaitan dengan analisis jalur (*path analysis*) dan analisis regresi (Mattjik & Sumertajaya, 2011). Dalam banyak literatur telah dijelaskan dengan jelas mengenai konsep dasar SEM. Salah satunya dinyatakan oleh Ullman (2006), menyatakan bahwa SEM adalah kumpulan teknik pengujian dalam statistika peubah banyak (*multivariate*) pada suatu model hubungan (*path*) sebab akibat antara satu atau lebih peubah bebas dan peubah tak bebas baik diskrit maupun kontinyu yang diuji. Kedua peubah tersebut, baik bebas maupun tak bebas dapat diukur dengan peubah yang teramati maupun tidak teramati (laten). SEM berkenaan dengan peubah terukur dan peubah laten. Peubah terukur adalah peubah yang dapat diamati secara langsung dan dapat diukur. Peubah terukur dikenal juga sebagai peubah amatan, indikator atau peubah manifes. Peubah laten adalah peubah yang tidak dapat diamati secara langsung dan harus disimpulkan dari peubah terukur. Peubah laten diimplikasikan oleh *covariance* dari 2 (dua) atau lebih peubah terukur. Peubah laten dikenal sebagai faktor, konstruk atau peubah yang tidak dapat diamati. Ketika peubah di dalam model lintasan adalah peubah laten yang pengukurannya dihasilkan dari pengukuran himpunan indikator amatan, analisis jalur disebut juga SEM.

Dikenal 2 pendekatan untuk estimasi parameter dalam SEM yaitu *covariance based-SEM* (CB-SEM) dan *component based-SEM* atau dikenal juga dengan *variance based-SEM*. CB-SEM dikembangkan oleh Karl Jöreskog sedangkan pendekatan kedua dikembangkan oleh Herman Wold. Salah satu metode dalam *vari-*

ance based-SEM adalah *partial least square path modeling* (PLS-PM).

Pendekatan CB-SEM adalah metode yang menggunakan *maximum likelihood* untuk meminimalkan perbedaan antara matriks kovarian yang dibentuk dari sampel data dengan matriks kovarian yang dibentuk dari prediksi model. Persyaratan asumsi yang harus dipenuhi dalam penggunaan CB-SEM adalah data berukuran relatif besar, berdistribusi multivariat normal serta indikator penelitian hanya dimungkinkan bersifat reflektif. Mengenai ukuran sampel yang diasumsikan relatif besar, Jaya & Sumertajaya (2008), menyatakan bahwa ukuran sampel minimal $10 \times$ banyaknya indikator atau lebih dari 100 pengamatan. Jika data tidak memenuhi asumsi multivariat normal, maka harus digunakan *bootstrap maximum likelihood* atau menggunakan *weighed least square* (WLS). Dalam pemanfaatannya, CB-SEM lebih digunakan untuk menguji suatu fenomena dengan teori yang sudah ada (*confirmatory*).

Sedangkan *component based-SEM*, estimasi peubah laten memainkan peranan utama. Tujuan dari *component based-SEM* adalah untuk mengestimasi dari peubah-peubah laten sedemikian hingga peubah-peubah laten tersebut adalah yang paling berkorelasi satu dengan yang lainnya berdasarkan struktur diagram jalur dan yang paling representatif dari tiap blok peubah amatan yang berkaitan (Trinchera *et al.*, 2010). Salah satu pendekatan teknik *component based-SEM* adalah menggunakan *partial least square* atau disebut pula PLS-PM (*Partial Least Squares Path Modeling*). Dibandingkan dengan CB-SEM, asumsi yang digunakan PLS-PM lebih longgar, dikarenakan tidak mempersyaratkan data berukuran besar, tidak membutuhkan asumsi kenormalan. Dalam penggunaannya PLS-PM mendasarkan pada eksplorasi dari model yang ada (*exploratory*) sehingga didesain untuk tujuan prediksi. Model dalam PLS meliputi tiga tahap estimasi, yaitu *weight estimate* untuk menciptakan skor peubah laten, estimasi jalur yang menghubungkan antar peubah laten dan estimasi *loading* antara peubah laten dengan indikatornya, serta *means* dan parameter lokasi (nilai konstanta regresi dan intersep) untuk indikator dan peubah laten.

Komponen dasar SEM dapat dibedakan menjadi beberapa hal di bawah ini (Mattjik & Sumertajaya, 2011).

a. Peubah laten dan peubah amatan/manifes/indikator,

Peubah laten adalah konsep abstrak dalam struktur data. Peubah tersebut hanya dapat diamati secara tidak langsung berdasar efeknya yang diamati secara langsung (observasi). Sebagai contoh : kecerdasan, perilaku orang, dan lain-lain. Terdapat 2 macam peubah laten yaitu :

- 1). Peubah eksogen (dilambangkan dengan ξ /Ksi), yaitu peubah bebas dari model struktur data,
- 2). Peubah endogen (dilambangkan dengan η /Eta), yaitu peubah terikat pada model.

Sedangkan peubah amatan adalah peubah yang dilakukan pengukuran secara langsung.

b. Model struktural dan model pengukuran,

- 1). Model struktural yaitu model yang menjelaskan prediksi/hipotesis hubungan antara peubah penyebab (eksogen) terhadap peubah akibat (endogen). Dengan kata lain, memperhitungkan keterkaitan hubungan diantara peubah laten,
- 2). Model pengukuran yaitu model yang memperhitungkan keterkaitan hubungan antara peubah laten dan peubah amatan/indikator yang berse-suaian. Keakuratan pengukuran bergantung dari validitas dan reliabilitas kesalahan/*error*.

c. Kesalahan struktural dan kesalahan pengukuran

- 1). Kesalahan struktural, disebabkan peubah bebas tidak dapat memprediksi secara sempurna peubah terikat. Kesalahan ini diasumsikan tidak berko-relasi dengan peubah eksogen dari model dan dinotasikan dengan ζ /Zeta,
- 2). Kesalahan pengukuran disebabkan oleh indikator-indikator yang tidak se-cara sempurna mengukur peubah laten terkait. Komponen kesalahan yang berkaitan dengan peubah teramati X dinotasikan dengan δ /Delta. Sedang-kan yang berkaitan dengan peubah terikat Y dinotasikan dengan ε /Epsilon.

Formulasi model pengukuran bergantung pada arah hubungan antara peubah laten dan peubah manifes yang berkaitan. Pemilihan model pengukuran tersebut hanya dapat diketahui dari tujuan penelitian, teori/literatur dan bukti empiris. Terdapat 3 tipe model pengukuran yang selama ini dikenal yaitu : (Fornel & Bookstein, 1982)

- a. model reflektif/mode A,
- b. model formatif/mode B,
- c. model MIMIC (campuran dari kedua model sebelumnya)/mode C.

Dari ketiga model pengukuran tersebut, asumsi PLS-PM lebih longgar dalam pemilihan model, yaitu indikator tidak harus bersifat selektif namun dapat juga berbentuk formatif/keduanya. Berbeda dengan asumsi yang ada pada CB-SEM mengharuskan bersifat reflektif.

2.2 PLS-PM

2.2.1 Konsep PLS-PM

PLS-PM adalah pendekatan hubungan sebab akibat yang bertujuan untuk memaksimalkan keragaman dari peubah laten endogen. PLS-PM tidak memper-syaratkan kondisi distribusi serta jumlah ukuran sampel. Selain itu, PLS-PM dapat digunakan untuk kepentingan prediksi/pengembangan teori (*eksploratory*) dan bukan untuk uji teori (*confirmatory*). (Hair *et al*, 2011)

Trinchera & Russolillo (2010) menyatakan bahwa PLS-PM disebut metode estimasi *component based* karena yang memiliki peranan penting dalam estimasi tersebut adalah peubah-peubah laten dalam model. Tujuan dari metode *component based* adalah memberikan suatu nilai estimasi $\hat{\xi}$ untuk setiap peubah-peubah laten (ξ) sedemikian hingga estimasi dari peubah-peubah laten tersebut adalah yang paling berkorelasi satu dengan yang lainnya dan yang paling mewakili tiap blok dari peubah amatan/manifes. Teknik ini dianggap sebagai generalisasi dari analisis komponen utama pada data multi-tabel yang terhubung satu dengan yang lainnya.

2.2.2 Spesifikasi Model PLS

PLS-PM merupakan alternatif prosedur estimasi pada CB-SEM. PLS-PM adalah algoritma iteratif yang secara terpisah mengestimasi beberapa blok dari model pengukuran dan langkah kedua mengestimasi koefisien model struktural. Secara umum hubungan (*path*) sebab-akibat peubah-peubah laten terdiri dari 3 hubungan :

a. Model Pengukuran (*Outer Model*),

Outer model yaitu spesifikasi hubungan antara peubah laten/konstruksi dengan peubah manifes/indikatornya. Model indikator yang dapat terjadi dalam PLS-PM yaitu model indikator reflektif dan model indikator formatif.

Model indikator reflektif dapat ditulis persamaan umum seperti pada persamaan 2.1 dan persamaan 2.2.

$$\mathbf{x} = \Lambda_{\mathbf{x}}\xi + \delta \quad (2.1)$$

$$\mathbf{y} = \Lambda_{\mathbf{y}}\eta + \varepsilon \quad (2.2)$$

dengan \mathbf{x} dan \mathbf{y} adalah indikator untuk peubah laten eksogen (ξ) dan endogen (η). Sedangkan $\Lambda_{\mathbf{x}}$ dan $\Lambda_{\mathbf{y}}$ merupakan matriks *loading* yang menggambarkan seperti koefisien regresi sederhana yang menghubungkan peubah laten dan indikatornya. Residual yang diukur dengan δ dan ε dapat diinterpretasikan sebagai kesalahan pengukuran.

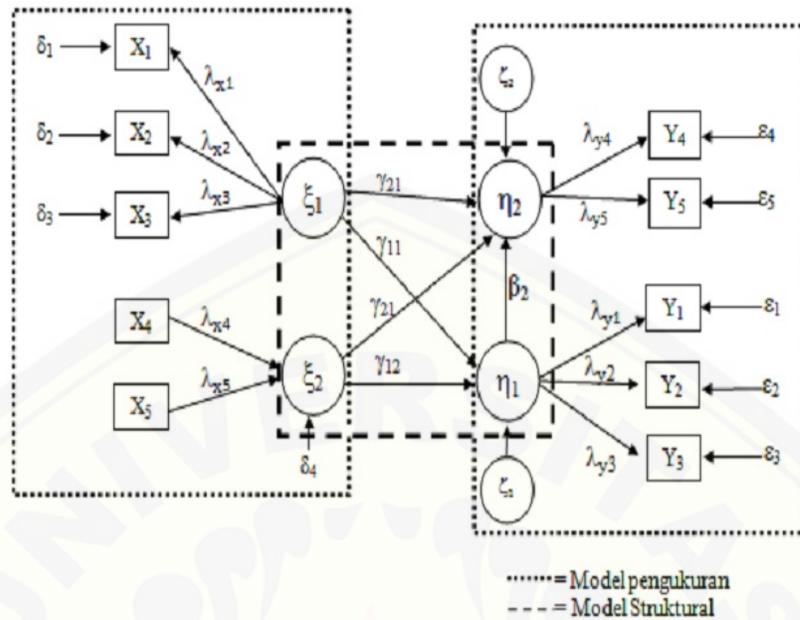
Model indikator formatif dapat ditulis persamaan umumnya seperti pada persamaan 2.3 dan persamaan 2.4.

$$\xi = \Pi_{\xi}\mathbf{X}_i + \delta \quad (2.3)$$

$$\eta = \Pi_{\eta}\mathbf{Y}_i + \varepsilon \quad (2.4)$$

dengan Π_{ξ} dan Π_{η} adalah seperti koefisien regresi berganda dari peubah laten terhadap indikator. Sedangkan δ dan ε adalah residual dari regresi.

Sebagai contoh ilustrasi, diberikan suatu model pengukuran dan model struktural-



Gambar 2.1 Model Struktural dan Model Pengukuran dengan Indikator Reflektif dan Formatif

ral seperti pada Gambar 2.1. Pada Gambar 2.1, terdapat 10 indikator amatan ($x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, y_1, y_2, y_3, y_4, y_5$), 2 peubah laten eksogen (ξ_1, ξ_2) dan 2 peubah laten endogen (η_1, η_2). Peubah laten eksogen ξ_1 diukur oleh amatan yang bersifat reflektif, sedangkan peubah laten eksogen ξ_2 diukur oleh amatan yang bersifat formatif. Kesalahan pengukuran yang berkaitan dengan indikator amatan \mathbf{X} adalah $\delta_1, \delta_2, \delta_3, \delta_4$. Sedangkan kesalahan pengukuran berkaitan dengan peubah terikat \mathbf{Y} , adalah $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3, \varepsilon_4$. Kesalahan struktural diukur melalui ζ_1, ζ_2 .

Outer model pada Gambar 2.1 di atas dapat dijelaskan sebagai berikut ini. x_1, x_2, x_3 merupakan amatan yang bersifat reflektif terhadap ξ_1 dapat dijabarkan sesuai dengan persamaan 2.5, 2.6 dan 2.7 di bawah ini.

$$x_1 = \lambda_{x1}\xi_1 + \delta_1 \quad (2.5)$$

$$x_2 = \lambda_{x2}\xi_1 + \delta_2 \quad (2.6)$$

$$x_3 = \lambda_{x3}\xi_1 + \delta_3 \quad (2.7)$$

Sedangkan untuk peubah laten eksogen 2 (ξ_2) (formatif), persamaannya dapat dijabarkan sesuai dengan persamaan 2.8.

$$\xi_2 = \lambda_4 x_4 + \lambda_5 x_5 + \delta_4 \quad (2.8)$$

Untuk 2 peubah laten endogen (η_1 dan η_2) yang merupakan pengukuran bersifat reflektif, persamaannya dapat dilihat pada persamaan 2.9, 2.10, 2.11, 2.12, 2.13.

$$y_1 = \lambda_{y1} \eta_1 + \varepsilon_1 \quad (2.9)$$

$$y_2 = \lambda_{y2} \eta_1 + \varepsilon_2 \quad (2.10)$$

$$y_3 = \lambda_{y3} \eta_1 + \varepsilon_3 \quad (2.11)$$

$$y_4 = \lambda_{y4} \eta_2 + \varepsilon_4 \quad (2.12)$$

$$y_5 = \lambda_{y5} \eta_2 + \varepsilon_5 \quad (2.13)$$

b. Model Struktural (*Inner Model*),

Inner model disebut juga spesifikasi hubungan antar peubah laten yang menggambarkan hubungan antar peubah laten berdasarkan teori substantif penelitian. Tanpa kehilangan sifat umumnya diasumsikan bahwa peubah laten dan indikator diskala rata-rata sama dengan nol dan unit ragam sama dengan 1, sehingga parameter konstanta dapat dihilangkan dari model. Model persamaannya dapat ditulis seperti pada persamaan 2.14.

$$\eta = \beta \eta + \Gamma \xi + \zeta \quad (2.14)$$

dengan η menggambarkan vektor peubah endogen (terikat), ξ peubah laten eksogen dan ζ adalah vektor residual (*unexplained variance*). Oleh karena PLS didesain untuk model rekursif, maka hubungan antar peubah laten dapat dispesifikkan seperti pada persamaan 2.15.

$$\eta_j = \sum_i \beta_{ji} \eta_i + \sum_b \gamma_{jb} \xi_b + \zeta_j \quad (2.15)$$

dengan γ_{jb} (dalam bentuk vektor dilambangkan Γ) adalah koefisien jalur yang menghubungkan peubah laten endogen (η) dan eksogen (ξ). Sedangkan β_{ji} (dalam matriks dilambangkan dengan β) adalah koefisien jalur yang menghubungkan antar peubah laten endogen dan peubah laten endogen untuk *range* indeks i dan b . Parameter ζ_j adalah peubah *inner residual*.

Inner model pada Gambar 2, dapat dijabarkan dalam persamaan 2.16 dan 2.17.

$$\eta_1 = \gamma_{11}\xi_1 + \gamma_{12}\xi_2 + \zeta_1 \quad (2.16)$$

$$\eta_2 = \beta_2\eta_1 + \gamma_{21}\xi_1 + \gamma_{22}\xi_2 + \zeta_2 \quad (2.17)$$

c. Bobot Penghubung (*weight relation*)

Bobot penghubung merupakan estimasi nilai kasus peubah laten yang dapat dinyatakan dalam bentuk persamaan seperti pada persamaan 2.18 dan 2.19.

$$\xi_b = \sum_{kb} w_{kb} x_{kb} \quad (2.18)$$

$$\eta_{ki} = \sum_{ki} w_{ki} y_{ki} \quad (2.19)$$

dengan w_{kb} dan w_{ki} adalah bobot k yang digunakan untuk estimasi peubah laten ξ_b dan η_i .

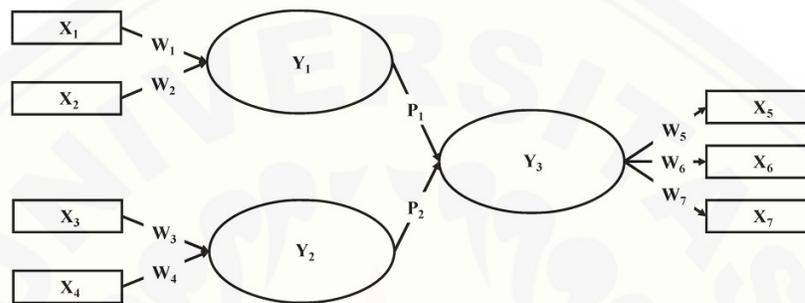
2.3 Estimasi Parameter PLS

Metode yang digunakan dalam pendugaan parameter (estimasi) di dalam PLS adalah metode kuadrat terkecil (*least square methods*). Proses penghitungan dilakukan dengan cara iterasi, dan proses iterasi akan berhenti jika telah tercapai kondisi konvergen. Pendugaan parameter di dalam PLS meliputi 3 hal, yaitu :

- a. estimasi bobot (*weight estimate*), digunakan untuk menciptakan skor peubah laten,
- b. estimasi lintasan (*path estimate*), yang menghubungkan antar peubah laten dan estimasi loading antara peubah laten dengan indikatornya,

- c. rata-rata dan lokasi parameter (nilai konstanta regresi dan intersep), untuk indikator dan peubah laten.

Menurut Hair *et al* (2011), terdapat 2 tahap estimasi parameter pada algoritma PLS yaitu estimasi skor peubah laten dan estimasi koefisien (*outer weights*, loading, hubungan model struktural/koefisien lintasan). Estimasi skor peubah laten dilakukan melalui prosedur 4 langkah sebagai berikut :



Gambar 2.2 Contoh Model Lintasan

- menghitung *outer approximation*/model pengukuran dari skor peubah laten sebagai kombinasi linier dari nilai-nilai keseluruhan indikator yang terstandarisasi dan bersesuaian dengan peubah latennya. Sebagai contoh dapat dilihat pada Gambar 2.2, nilai dari X₁ dan X₂ digunakan untuk menghitung nilai skor untuk peubah laten Y₁. Iterasi selanjutnya menggunakan koefisien estimasi dari lintasan-lintasan (sebagai contoh W₁ & W₂ untuk Y₁, dengan W merupakan *outer weight*/koefisien loading) antara peubah laten dan indikator dari langkah selanjutnya,
- menghitung bobot untuk hubungan model struktural (P₁ & P₂),
- bobot model pengukuran dari nilai peubah laten (Y₁, Y₂, Y₃) dihitung sebagai kombinasi linier dari bobot terluar peubah laten yang berdekatan (dari langkah-1) menggunakan bobot yang telah ditentukan pada langkah ke-2,
- estimasi bobot model pengukuran W₁ sampai W₇

Keempat langkah di atas diulang hingga perubahan jumlah dari bobot terluar antara kedua iterasi cukup rendah. Jika langkah keempat dari tahap pertama

algoritma PLS telah memenuhi kondisi konvergen, hasil bobot terluar tersebut digunakan untuk menghitung nilai peubah laten pada tahap kedua. Nilai peubah laten yang dihasilkan, digunakan untuk menjalankan regresi kuadrat terkecil untuk menentukan estimasi hubungan model struktural (koefisien lintasan dan loading) serta rata-rata dan parameter lokasi (konstanta regresi dan intersep).

2.4 Evaluasi Model PLS

Evaluasi dalam model PLS terdapat 2 tahap yaitu :

a. Evaluasi terhadap model pengukuran (*outer model*),

Evaluasi terhadap model pengukuran dibedakan menjadi 2 yaitu untuk pengukuran yang bersifat reflektif dan formatif. Berikut ini adalah kriteria yang dapat digunakan untuk melakukan evaluasi pada model pengukuran yang bersifat reflektif. (Sanchez, 2013)

1). Unidimensionalitas dari indikator,

Indikator yang bersifat reflektif diasumsikan bahwa peubah laten adalah penyebab dari indikator-indikator yang bersesuaian. Unidimensionalitas berimplikasi bahwa indikator reflektif harus berada pada bidang geometri satu dimensi, karena secara prakteknya indikator-indikator tersebut mengindikasikan peubah laten yang sama. Dalam PLS-PM terdapat 3 indeks yang digunakan untuk melakukan pengecekan unidimensionalitas, yaitu :

(a). Cronbach's alpha,

Dirumuskan sebagai berikut : (Götz *et al*, 2010)

$$\alpha = \left(\frac{N}{N-1} \right) \times \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^N \sigma_i^2}{\sigma_i^2} \right) \quad (2.20)$$

Terdapat beberapa pendapat mengenai ukuran mengenai ukuran indeks Cronbach's alpha yang menyatakan bahwa suatu blok dinyatakan homogen. Namun nilai yang umum dijadikan pedoman batas nilai indeks dinyatakan cukup di atas 0,5.

(b). Dillon-Goldstein's rho,

Dikenal juga sebagai rumus dari *composite reliability* yang menandakan bahwa suatu blok dianggap homogen jika indeks bernilai lebih dari 0.7. Dirumuskan sebagai berikut :

$$\rho_c = \frac{(\sum_{i=1}^k \lambda_i)^2}{(\sum_{i=1}^k \lambda_i)^2 + \sum_{i=1}^k (1 - \lambda_i^2)} \quad (2.21)$$

(c). Eigenvalue-1 dari matriks korelasi indikator.

Suatu blok dianggap sebagai unidimensional jika eigenvalue-1 dari matriks korelasinya lebih besar dari 1, sedangkan blok yang lain lebih kecil.

2). Loading dan Komunalitas,

Loading adalah korelasi antara peubah laten dan indikatornya. Pedoman nilai loading yang disarankan adalah lebih besar dari 0.6. Sedangkan komunalitas adalah nilai korelasi yang dikuadratkan. Komunalitas merepresentasikan jumlah keragaman yang dijelaskan oleh peubah laten. (Sanchez, 2013)

3). *Cross Loadings*.

Cross loadings adalah nilai-nilai korelasi dari indikator dengan peubah laten yang tersisa. Ide dasar mengetahui *cross loading* adalah untuk melakukan verifikasi bahwa keragaman antara suatu peubah laten dan indikatornya adalah lebih besar daripada keragaman dengan peubah laten lainnya. Dengan kata lain, tidak ada indikator yang memiliki korelasi lebih tinggi pada peubah laten lainnya dibandingkan indikator tersebut pada peubah laten yang diukur. Cara untuk membaca *cross loadings* adalah dengan melihat matriks keseluruhan blok dengan blok secara diagonal. Tiap bagian diagonal tersebut adalah nilai loading dari tiap blok dengan peubah latennya. Nilai loading dari salah satu bagian tersebut harus lebih besar dari tiap loading pada baris tersebut.

b. Evaluasi terhadap model struktural (*inner model*)

Evaluasi terhadap model struktural dapat dilakukan dengan melihat beberapa indeks sebagai berikut ini. (Sanchez, 2013)

- 1). Koefisien Determinasi R^2 ,
 R^2 mengindikasikan jumlah dari keragaman pada peubah laten endogen yang dapat dijelaskan oleh peubah laten independen.
- 2). Indeks Redundansi,
 Indeks ini menghitung persentase keragaman dari indikator dalam blok endogen yang diprediksi dari peubah laten independen yang berhubungan pada peubah laten endogen. Dengan kata lain, redundansi merefleksikan kemampuan dari suatu himpunan peubah laten bebas untuk menjelaskan keragaman pada peubah laten tak bebas.
- 3). *Goodness-of-Fit* (GoF),
 Indeks GoF adalah suatu ukuran semu kecocokan (*pseudo goodness of fit*) kualitas model baik model pengukuran dan model struktural. GoF dihitung sebagai rata-rata geometris dari rata-rata komunalitas dan rata-rata nilai R^2 . Dikarenakan ukuran yang digunakan menggunakan komunalitas, maka indeks GoF lebih aplikatif untuk indikator yang bersifat reflektif dibandingkan dengan indikator formatif.

$$GoF = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^J \sum_{q=1}^{p_j} Cor^2(\mathbf{x}_{qj}, \hat{\xi})}{\sum_{j=1}^J p_j} \times \frac{R^2(\hat{\xi}_{j^*}, \{\hat{\xi}_j \text{'s explaining } \hat{\xi}_{j^*}\})}{J^*}} \quad (2.22)$$

dengan J adalah jumlah peubah laten dalam model; J^* adalah jumlah dari peubah laten endogen dalam model; j^* mengindikasikan blok endogen awal; $Cor^2(\mathbf{x}_{qj}, \hat{\xi})$ adalah korelasi antara peubah manifes ke- q dari blok ke- j dan peubah laten yang berkaitan; $R^2(\hat{\xi}_{j^*}, \{\hat{\xi}_j \text{'s explaining } \hat{\xi}_{j^*}\})$ adalah nilai R^2 dari regresi yang menghubungkan peubah laten endogen ke- j^* ke peubah laten eksplanatorinya. (Vinzi *et al*, 2008)

Perkalian sisi kiri persamaan 2.22 merupakan indeks yang mengukur kemampuan prediksi dari model pengukuran yang disebut juga indeks komunalitas. Sedangkan perkalian sisi kanan adalah rata-rata koefisien determinasi R^2 , yang merupakan indeks yang mengukur kemampuan prediksi dari

model struktural. Persamaan 2.22 dapat ditulis juga sebagai berikut :

$$GoF = \sqrt{\frac{1}{P} \sum_{q=1}^Q \sum_{p=1}^{P_q} \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^N e_{ipq}^2}{\sum_{i=1}^N (x_{ipq} - \bar{x}_{pq})^2}\right)} \times \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^N f_{ij}^2}{\sum_{i=1}^N (\xi_{ij} - \bar{\xi}_j)^2}\right) \quad (2.23)$$

Jika lebih dari 1 kelas dimasukkan dalam perhitungan, GoF yang ditulis seperti pada persamaan 2.23 dapat diformulasikan ulang menjadi *Group Quality Index* (GQI). Dalam hal terdapat sebanyak K -kelas, GQI dapat diekspresikan dengan persamaan 2.24 dibawah ini.

$$GQI = \sqrt{\sum_{k=1}^K \frac{n_k}{N} \left[\frac{1}{P} \sum_{q=1}^Q \sum_{p=1}^{P_q} \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^{n_k} e_{ipqk}^2}{\sum_{i=1}^{n_k} (x_{ipqk} - \bar{x}_{pqk})^2}\right) \right]} \times \sqrt{\sum_{i=1}^K \frac{n_k}{N} \left[\frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^{n_k} f_{ijk}^2}{\sum_{i=1}^{n_k} (\xi_{ijk} - \bar{\xi}_{jk})^2}\right) \right]} \quad (2.24)$$

Jika lokal model menunjukkan kualitas lebih baik daripada global model, maka GQI akan lebih besar dari pada GoF yang dihitung dari global model. Peningkatan dari GQI dari global model dapat dihitung menggunakan rumus sebagai berikut :

$$GQI_{improvement} = \frac{GQI_k - GQI_1}{GQI_1} \quad (2.25)$$

dengan GQI_1 adalah GQI yang dihitung dari keseluruhan data (GoF global model), dan GQI_k adalah dihitung dari partisi yang terdeteksi dari unit-unit pada K -kelas laten.

2.5 Validasi

PLS-PM tidak didasarkan pada asumsi distribusi, sehingga tingkat signifikansi untuk estimasi parameter menggunakan teori distribusi normal tidak dapat digunakan. Untuk memperoleh informasi tentang keragaman estimasi parameter maka digunakan prosedur resampling seperti bootstrapping yang

telah ada pada paket `plspm`.

Bootstrapping adalah pendekatan nonparametrik untuk mengestimasi ketepatan dari estimasi parameter PLS. Secara umum, prosedur bootstrap dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut : (Efron & Tibshirani, 1993)

- a. sampel sebanyak B dibentuk secara berurut untuk mendapatkan estimasi sebanyak B untuk setiap parameter pada model PLS,
- b. tiap sampel diperoleh melalui sampling dengan pengembalian dari data awal dengan ukuran sampel sama dengan jumlah pada data awal,
- c. mengevaluasikan tiap sampel bootstrap dengan suatu fungsi rata-rata dari statistik sampel bootstrap yang diperoleh dari data awal,
- d. menghitung kesalahan baku dalam sampel bootstrap dengan simpangan baku dari pengulangan eksperimen dasar pada B sampel bootstrap dari data awal, yaitu :

$$se_{BS} = \left\{ \frac{\sum_{b=1}^B [s(\mathbf{x})^{*b} - \mathbf{s}(\cdot)]^2}{B - 1} \right\}^{1/2} \quad (2.26)$$

dengan $s(\cdot) = \frac{\sum_{b=1}^B s(\mathbf{x}^{*b})}{B}$, merupakan rata-rata dari statistik sampel bootstrap.

2.6 Segmentasi Model Data

Untuk melihat adanya indikasi kelas atau segmentasi yang terbentuk pada data dapat digunakan teknik klustering. Teknik klustering adalah proses penggunaan algoritma untuk mengidentifikasi seberapa berbeda data amatan yang ada dan membentuk segmen baru berdasarkan keterkaitan data tersebut. Solusi untuk membentuk segmen data menggunakan teknik kluster tersebut dengan menentukan partisi yang memenuhi kriteria yang optimal. Kriteria optimal didefinisikan oleh fungsi f yang mencerminkan kesamaan dari berbagai partisi atau pengelompokan.

Diasumsikan terdapat n obyek amatan, dan kategori m dalam setiap obyek amatan, maka akan dilakukan partisi obyek-obyek amatan tersebut di dalam ruang

dimensi m ke dalam sejumlah kluster sebanyak K . Pengelompokan ini diperoleh dengan meminimalkan kesamaan di dalam kluster dan memaksimalkan ketidaksamaan antar kluster. Secara matematis permasalahan tersebut dapat diformulasikan sebagai optimasi permasalahan sebagai berikut ini. (Akume *et al*, 2002)

Dipilih $K \in \mathbb{N}$,

$$\min f(C) \quad (2.27)$$

dengan ketentuan $C = (C_1, \dots, C_k)$, $C_1 \cup \dots \cup C_k = \Pi$, dan $\Pi = \{x_1, \dots, x_n\}$ adalah himpunan dari obyek amatan yang dikelompokkan pada K kluster yang saling terpisah sebanyak C_k .

Sedangkan untuk mengukur ketidaksamaan diantara obyek amatan dapat digunakan jarak euclid yang didefinisikan sebagai berikut :

$$d_{ik} = \sqrt{\sum_{k=1}^m (x_{ij} - x_{kj})^2}, 0 \leq i, k \leq n. \quad (2.28)$$

Pada analisis kluster terdapat 3 ukuran untuk mengukur kesamaan antar obyek yaitu ukuran asosiasi, ukuran korelasi dan ukuran kedekatan. Proses pembentukan kluster dapat dilakukan dengan 2 metode yang dapat disebutkan sebagai berikut ini.

1. **metode hirarki**, suatu metode yang membentuk tingkatan tertentu seperti pada struktur pohon karena proses pengelompokannya dilakukan secara bertingkat/bertahap. Hasil pengelompokannya disajikan dalam bentuk dendogram. Dendogram adalah representasi visual dari langkah-langkah dalam analisis kluster yang menunjukkan bagaimana kluster terbentuk dan nilai koefisien jarak pada setiap langkah. Terdapat 2 tipe dasar yaitu *anglo – merative* (pemusatan) dan *divisive* (penyebaran). Tipe pemusatan memiliki metode yang cukup terkenal yaitu : *single linkage*, *complete linkage*, *average linkage*, *ward's method*, *centroid method*.
2. **metode non hirarki**, metode ini sering disebut metode *K – Means*. terdiri dari 3 tipe yaitu *sequential threshold*, *parallel threshold* dan *optimizing partitioning*.

Untuk penerapan dalam REBUS, analisis kluster dipergunakan untuk mengelompokkan data yang terindikasi memiliki keragaman data tidak teramati. Sehingga dikelompokkan sesuai karakter yang sama berdasarkan metode hirarki dan pemusatan data menggunakan metode *ward*, kemudian dianalisis per klaster yang terbentuk menggunakan PLSPM.

2.7 Struktur Grup Dalam Analisis PLS-PM

Prinsip dasar ketika melakukan estimasi menggunakan PLS-PM adalah data diasumsikan lebih kurang adalah homogen dalam keseluruhan unit-unit observasi. Hal tersebut berimplikasi bahwa perlakuan terhadap data mengabaikan adanya struktur grup dan seluruh unit diasumsikan dapat direpresentasikan dengan baik oleh model estimasi yang tunggal pada keseluruhan model yang disebut model global. Jika homogenitas dalam model struktural yang diasumsikan tidak berlaku dalam data, maka akan diperoleh kesimpulan yang tidak benar/tidak lengkap (*misleading results*). Permasalahan yang terjadi adalah ketika asumsi struktur data yang homogen tersebut tidak dapat diterapkan pada keseluruhan kasus, sehingga diharapkan adanya suatu solusi atas adanya heterogenitas dalam data.

Terdapat 2 jenis heterogenitas yang dapat memberikan pengaruh pada data yaitu heterogenitas yang teramati dan heterogenitas tidak teramati. Heterogenitas teramati mengindikasikan adanya kelas-kelas data yang telah terbentuk sebelum dilakukan analisis, seperti contohnya gender, ras, tingkat pendapatan. Sedangkan heterogenitas tidak teramati berarti tidak ada informasi awal yang tersedia baik dari jumlah kelas maupun komposisi dalam kelas tersebut.

Jika komposisi kelas-kelas diketahui, tujuan dari analisis adalah untuk mencari perbedaan dalam perilaku unit-unit kelas yang telah ada dengan dengan mengestimasi melalui model-model lokal dari kelas tersebut. Dalam PLS-PM, hal ini berarti mempelajari efek dari peubah yang diukur secara langsung. Penyelesaian ini disebut juga dengan pendekatan analisis multigrup. Langkah awal analisis ini adalah dengan estimasi model global dan kemudian unit-unit yang ada dimasukkan kedalam kelas-kelas berdasarkan informasi awal atau peubah eksternal, dan kemudian dilakukan estimasi model lokal yang terbentuk. Model-model tersebut kemudian dibandingkan baik koefisien strukturalnya dan indeks keco-

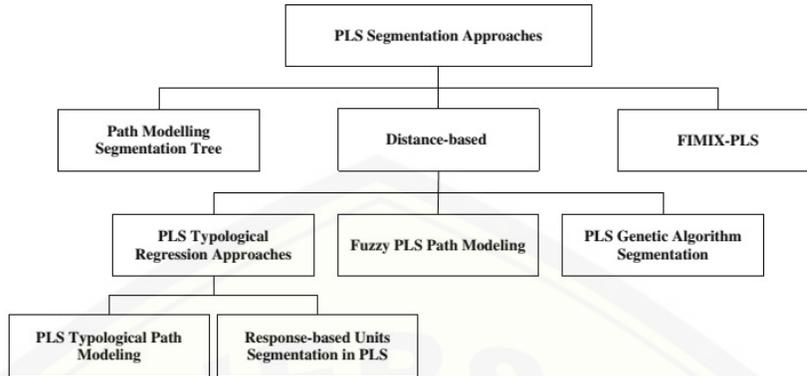
cokan model (*Goodness of Fit*) untuk mengidentifikasi perbedaan diantara kelas-kelas yang ada. Namun kelemahan dari prosedur ini adalah, prosedur ini tidak memungkinkan adanya kemampuan untuk memprediksi dari model-model lokal. Selain itu, grup-grup yang didapatkan dimungkinkan tidak bersifat homogen baik model struktural maupun pengukurannya. (Trincherá *et al*, 2008)

Sedangkan untuk heterogenitas yang tidak teramati, diidentifikasi kelas-kelas dari unit yang memiliki perilaku yang sama melalui kriteria yang bersifat homogen. Dari beberapa literatur dapat dilihat perkembangan teori menggunakan PLS-PM untuk mengatasi permasalahan heterogenitas tidak teramati. Diantaranya adalah dengan penggunaan FIMIX-PLS oleh Hahn *et al* pada 2002, *Path Modeling Segmentation Tree* (algoritma PATHMOX) yang dikembangkan oleh Aluja & Sánchez di tahun 2006, serta metode berbasis jarak (*distance measure-based method*) seperti PLS-TPM oleh Squillacciotti pada tahun 2010 dan REBUS-PLS oleh Esposito Vinzi *et al* pada tahun 2010. (Becker *et al*, 2013)

Untuk kepentingan penelitian ini, difokuskan pada penggunaan REBUS-PLS. Adapun tujuan dari REBUS-PLS untuk mendeteksi sumber-sumber heterogenitas dalam struktural model maupun model terluar untuk keseluruhan peubah eksogen dan endogen. Sumber-sumber heterogenitas tersebut diperoleh melalui jarak suatu unit amatan dalam model. Dalam REBUS-PLS, jarak suatu unit dalam model didefinisikan dengan memperhatikan bentuk model yang terbentuk berdasarkan pada *residual* pada model struktural dan model pengukuran untuk keseluruhan peubah laten. Secara spesifik didefinisikan sebagai jumlah kuadrat dari sisaan atau disebut juga *closeness measure* (CM). (Trincherá *et al*, 2008)

REBUS-PLS dapat dianggap sebagai pengembangan dari PLS-TPM yang bertujuan untuk mengatasi beberapa kelemahan utama yaitu kebutuhan untuk mengidentifikasi peubah laten dan menyediakan segmentasi berdasarkan pada *inner model* (Vinzi *et al*, 2010).

Mengikuti struktur dari GoF, indeks CM didasarkan pada residual dari model komunalitas dan model struktural. Indeks CM didefinisikan sebagai berikut : (Vinzi *et al*, 2008)



Gambar 2.3 Metodologi Taksonomi dari Pendekatan Kelas Laten Untuk Mengidentifikasi Heterogenitas Tidak Teramati pada PLS-PM (Ringle *et al*, 2010)

$$\begin{aligned}
 CM_{iq} = & \sqrt{\left(\frac{\sum_{j=1}^J \sum_{q=1}^{p_j} [e^2_{iqjg} / \text{Com}(\hat{\xi}_{jg}, \mathbf{x}_{qj})]}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^J \sum_{q=1}^{p_j} [e^2_{iqjg} / \text{Com}(\hat{\xi}_{jg}, \mathbf{x}_{qj})]} \right)} \\
 & \times \sqrt{\left(\frac{\sum_{j^*=1}^{J^*} [f^2_{ij^*g} / R^2(\hat{\xi}_{j^*}, \{\hat{\xi}_j \text{'s explaining } \hat{\xi}_{j^*}\})]}{\sum_{i=1}^N \sum_{j^*=1}^{J^*} [f^2_{ij^*g} / R^2(\hat{\xi}_{j^*}, \{\hat{\xi}_j \text{'s explaining } \hat{\xi}_{j^*}\})]} \right)} \quad (2.29)
 \end{aligned}$$

Dengan $\text{Com}(\hat{\xi}_{jg}, \mathbf{x}_{qj})$ adalah indeks komunalitas untuk peubah ke- q dari blok ke- j pada kelas laten ke- g ; e_{iqjg} adalah residu model pengukuran untuk unit ke- i pada kelas laten ke- g yang berkaitan dengan peubah manifes ke- q pada blok ke- j ; f_{ij^*g} residu model struktural untuk unit ke- i pada kelas laten ke- g yang berkaitan dengan blok endogen ke- j^* ; n_g adalah jumlah unit dari kelas laten ke- g ; m_g adalah jumlah dari dimensi.

2.8 Algoritma REBUS-PLS

Algoritma REBUS-PLS dilakukan dalam tahap iterasi sebagai berikut ini.

- a. mengestimasi global PLS-Model,
- b. menghitung komunalitas dan struktural residual dari seluruh unit dari global

model, menggunakan rumus sebagai berikut :

$$\text{komunalitas}(e_{iqjg}) = x_{iqj} - \hat{x}_{iqjg} \quad (2.30)$$

$$\text{struktural residual}(f_{ij*g}) = \hat{\xi}_{ij*g} - y_{ij*g} \quad (2.31)$$

- c. mengklasifikasi secara hirarkikal pada residual yang dihitung pada langkah ke-2,
- d. memilih jumlah kelas-kelas (G) berdasarkan dendogram yang diperoleh pada langkah ke-3,
- e. memasukkan tiap unit pada tiap kelas berdasarkan hasil kluster analisis,
- f. mengestimasi lokal model yang terbentuk sebanyak G,
- g. menghitung *closeness measure* (CM) untuk tiap observasi yang bergantung pada tiap lokal model berdasarkan persamaan 2.29,
- h. memasukkan tiap unit yang terbentuk ke lokal model yang terdekat, Jika terbentuk kestabilan dari unit-unit pada lokal model, maka menuju langkah berikutnya, jika tidak mengulang ke langkah ke-6.
- i. mendeskripsikan kelas-kelas yang terbentuk berdasarkan perbedaan diantara lokal model yang terbentuk.

BAB 3. METODE PENELITIAN

3.1 Sumber Data Penelitian

Data yang akan digunakan pada penelitian ini adalah dari penelitian sebelumnya yaitu penelitian Afifah & Sunaryo (2013) tentang studi kasus Struktur Model Kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah Tahun 2011 yang berasal dari pendataan Survei Ekonomi Nasional (Susenas) dan Survei Angkatan Kerja Nasional (Sakernas) tahun 2011 BPS Provinsi Jawa Tengah.

3.2 Identifikasi Peubah

Peubah yang akan digunakan dalam penelitian ini terdiri atas 5 peubah laten yang masing-masing akan diukur dengan indikator-indikator yang dibangun berdasarkan teori konseptual, penelitian sebelumnya dan *review* literatur dengan unit observasi sebanyak 35 kabupaten kota di wilayah Provinsi Jawa Tengah. Peubah yang digunakan adalah :

1.) Kualitas Pendidikan (ξ_1)

a.) X_1 Angka Partisipasi Sekolah (APS)

Proporsi dari semua anak yang masih sekolah pada suatu kelompok umur tertentu terhadap penduduk dengan kelompok umur yang sesuai. APS yang tinggi menunjukkan terbukanya peluang yang lebih besar dalam mengakses pendidikan secara umum. Pada kelompok umur mana peluang tersebut terjadi dapat dilihat dari besarnya APS pada setiap kelompok umur.

b.) X_2 Rata-rata lama Sekolah (RLS)

Jumlah tahun belajar usia 15 tahun ke atas yang telah diselesaikan dalam pendidikan formal (tidak termasuk tahun yang mengulang). Hal ini digunakan untuk melihat kualitas penduduk dalam hal mengenyam pendidikan. Tingginya angka RLS menunjukkan jenjang pendidikan yang

pernah/sedang diduduki oleh seseorang. Semakin tinggi angka RLS maka semakin lama/tinggi jenjang pendidikan yang ditamatkannya.

- c.) X_3 Persentase penduduk yang tamat SD/SLTP/SLTA/SLTA+
Penduduk yang telah menyelesaikan pendidikan di SD sampai dengan perguruan tinggi.

2.) Kualitas Kesehatan (η_1)

- a.) Y_1 Persentase RT yang menggunakan sumber air minum bersih
- b.) Y_2 Persentase RT yang memiliki jamban sendiri
- c.) Y_3 Persentase penolong kelahiran pertama oleh tenaga kesehatan

3.) Kualitas SDM (η_2)

- a.) Y_4 Angka Melek Huruf (AMH)

Proporsi penduduk berusia 15 tahun ke atas yang memiliki kemampuan membaca dan menulis kalimat sederhana dalam huruf latin, huruf arab, dan huruf lainnya (seperti huruf jawa, kanji, dll) terhadap penduduk usia 15 tahun ke atas. AMH berkisar antara 0-100. Tinggi melek huruf yang tinggi menunjukkan adanya sebuah sistim pendidikan dasar yang efektif dan atau program keaksaraan yang memungkinkan sebagian besar penduduk untuk memperoleh kemampuan menggunakan kata-kata tertulis dalam kehidupan sehari-hari dan melanjutkan pembelajaran.

- b.) Y_5 Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT)

Persentase jumlah pengangguran terhadap jumlah angkatan kerja. Mengindikasikan besarnya persentase angkatan kerja yang termasuk dalam pengangguran. TPT yang tinggi menunjukkan bahwa terdapat banyak angkatan kerja yang tidak terserap pada pasar kerja.

4.) Kualitas Ekonomi (η_3)

- a.) Y_6 *Dependency Ratio*

Perbandingan antara jumlah penduduk umur 0-14 tahun, ditambah dengan

jumlah penduduk 65 tahun ke atas (keduanya disebut dengan bukan angkatan kerja) dibandingkan dengan jumlah penduduk usia 15-64 tahun (angkatan kerja). Rasio ketergantungan (*dependency ratio*) dapat digunakan sebagai indikator yang secara kasar dapat menunjukkan keadaan ekonomi suatu negara apakah tergolong negara maju atau negara yang sedang berkembang. Rasio ketergantungan merupakan salah satu indikator demografi yang penting. Semakin tingginya persentase rasio ketergantungan menunjukkan semakin tingginya beban yang harus ditanggung penduduk yang produktif untuk membiayai hidup penduduk yang belum produktif dan tidak produktif lagi. Sedangkan persentase rasio ketergantungan yang semakin rendah menunjukkan semakin rendahnya beban yang ditanggung penduduk yang produktif untuk membiayai penduduk yang belum produktif dan tidak produktif lagi.

b.) Y_7 Tingkat Kesempatan Kerja (TKK)

Peluang seorang penduduk usia kerja yang termasuk angkatan kerja untuk bekerja. Menggambarkan kesempatan seseorang untuk terserap pada pasar kerja. Peluang seseorang yang termasuk dalam angkatan kerja untuk bisa terserap dalam pasar kerja atau dapat bekerja. Semakin besar angka TKK, semakin baik pula kondisi ketenagakerjaan dalam suatu wilayah.

c.) Y_8 Persentase penduduk yang bekerja di sektor pertanian (usia 15+)

Penduduk yang bekerja di sektor pertanian dengan usia di atas 15 tahun.

5.) Kemiskinan (η_4)

a.) Y_9 *Head Count Index* (P_0)

Persentase penduduk miskin yang berada di bawah garis kemiskinan. HCI secara sederhana mengukur proporsi yang dikategorikan miskin. Kegunaannya untuk Mengetahui persentase penduduk yang dikategorikan miskin. Angka yang ditunjukkan oleh HCI- P_0 menunjukkan proporsi penduduk miskin di suatu wilayah. Persentase penduduk miskin yang tinggi menunjukkan bahwa tingkat kemiskinan di suatu wilayah juga tinggi.

b.) Y_{10} Indeks Kedalaman Kemiskinan (P_1)

Ukuran rata-rata kesenjangan pengeluaran masing-masing penduduk miskin terhadap garis kemiskinan. Nilai agregat dari IKK menunjukkan biaya mengentaskan kemiskinan dengan membuat target transfer yang sempurna terhadap penduduk miskin dalam hal tidak adanya biaya transaksi dan faktor penghambat. Semakin kecil nilai IKK, semakin besar potensi ekonomi untuk dana pengentasan kemiskinan berdasarkan identifikasi karakteristik penduduk miskin dan juga untuk target sasaran bantuan dan program.

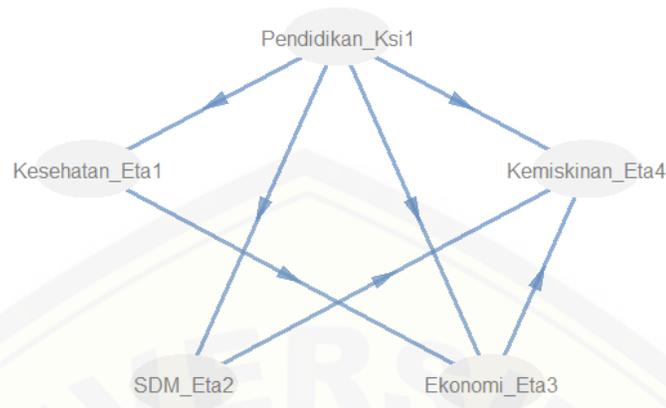
c.) Y_{11} Indeks Keparahan Kemiskinan (P_2)

Indeks yang memberikan informasi mengenai gambaran penyebaran pengeluaran di antara penduduk miskin. Memberikan informasi yang saling melengkapi pada insiden kemiskinan. Sebagai contoh, mungkin terdapat kasus bahwa beberapa kelompok penduduk miskin memiliki insiden kemiskinan yang tinggi tetapi jurang kemiskinannya (*poverty gap*) rendah, sementara kelompok penduduk lain mempunyai insiden kemiskinan yang rendah tetapi memiliki jurang kemiskinan yang tinggi bagi penduduk yang miskin. Semakin tinggi nilai indeks, semakin tinggi ketimpangan pengeluaran di antara penduduk miskin.

3.3 Model Struktural

Model struktural penelitian ini dapat digambarkan seperti gambar 3.1. Dari gambar tersebut, akan dibentuk rumusan permasalahan yang digunakan dasar untuk pembentukan hipotesis dan dilakukan pengujian pada penelitian ini.

- a.) Pengaruh tingkat pendidikan terhadap kualitas Kesehatan,
- b.) Pengaruh tingkat Pendidikan terhadap kualitas SDM,
- c.) Pengaruh tingkat Pendidikan dan kualitas Kesehatan terhadap tingkat Ekonomi,
- d.) Pengaruh tingkat Pendidikan, kualitas SDM dan tingkat Ekonomi terhadap tingkat Kemiskinan.



Gambar 3.1 Model Struktural dari Model Kemiskinan

3.4 Langkah-Langkah Analisis

Pada penelitian ini, analisis *rebus.pls* akan menggunakan bantuan *software R 3.0.2*. Langkah-langkah analisis yang akan dilakukan adalah sebagai berikut ini.

- 1.) Mendapatkan model kemiskinan berbasis konsep dan teori untuk merancang model struktural (hubungan antar peubah laten) dari penelitian sebelumnya,
- 2.) Merancang model pengukuran, yaitu menentukan tipe indikator dari masing-masing peubah laten, apakah reflektif atau formatif. Pada penelitian ini, sifat indikator dari masing-masing peubah laten yang digunakan adalah bersifat reflektif, karena indikator-indikator yang diketahui dari setiap peubah laten merupakan indikator yang dipandang sebagai peubah yang dipengaruhi oleh peubah laten.
- 3.) Membuat diagram lintasan (*path diagram*), yang menjelaskan pola hubungan antara peubah laten dengan indikatornya.
- 4.) Konversi diagram jalur ke dalam persamaan,
 - a.) model pengukuran untuk X ,
 - b.) model pengukuran untuk Y ,
 - c.) model struktural.

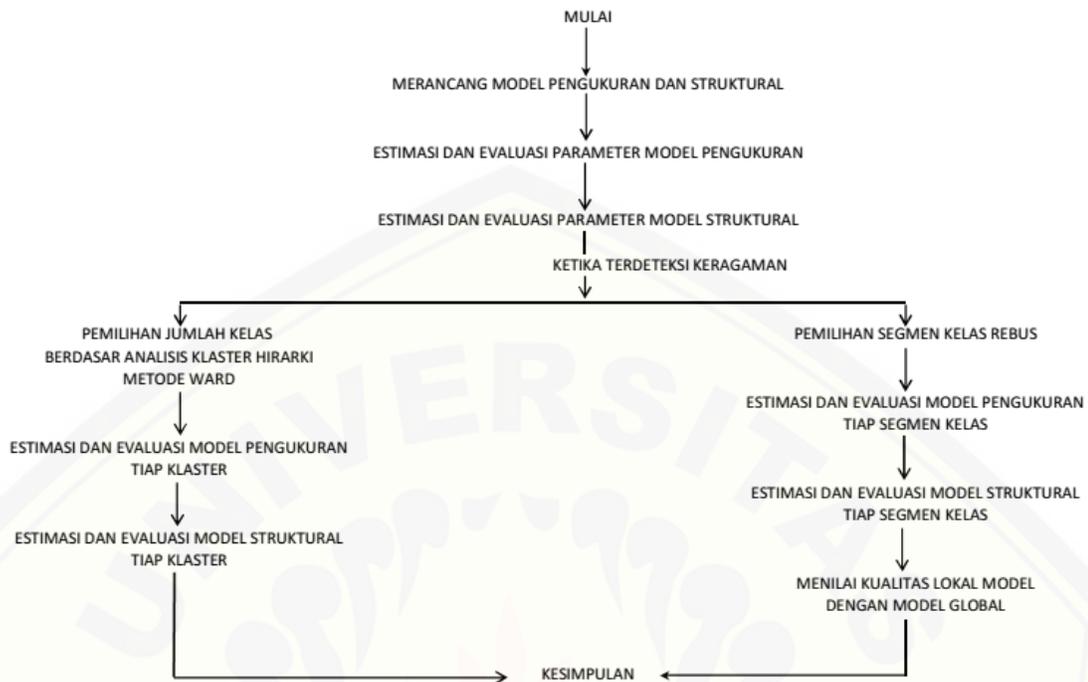
- 5.) melakukan estimasi parameter, Estimasi parameter menggunakan `plspm` akan diperoleh melalui iterasi 3 tahap yaitu :
 - a.) estimasi bobot untuk menghitung data peubah laten,
 - b.) menentukan estimasi *inner* dan *outer* model yang menghubungkan antar peubah laten dan estimasi *loading* antara peubah laten dan indikatornya,
 - c.) estimasi rata - rata dan lokasi parameter untuk indikator dan peubah laten.
 - d.) melakukan evaluasi terhadap model pengukuran dan model struktural.
- 6.) melakukan analisis kluster hirarkikal yang diaplikasikan pada residual baik *inner* dan *outer* model untuk menghasilkan dendogram,
- 7.) menentukan jumlah kelas untuk membentuk partisi awal dari observasi dari hasil dendogram yang diperoleh dari langkah sebelumnya,
- 8.) menghitung koefisien model lintasan dari kelas - kelas yang terdeteksi dan kemudian menggambarkan hasil model struktural dari tiap lokal model yang terbentuk,
- 9.) menilai kualitas dari lokal model yang terbentuk dan membandingkan dengan global model.

Langkah - langkah penelitian di atas dapat digambarkan melalui skema diagram alur pada gambar 3.2.

3.5 Metode Analisis Data

Pengolahan data pada penelitian ini menggunakan bantuan paket `plspm` yang menyediakan fasilitas fungsi untuk analisis REBUS yaitu `rebus.pls()`. Selain itu tersedia juga fungsi untuk mengetahui kualitas dari model yang diperoleh menggunakan fungsi `rebus.test()`. Sebelum melakukan fungsi analisis REBUS, untuk mengetahui model global dari data digunakan analisis `plspm`, menggunakan fungsi `plspm()`.

Struktur fungsi `plspm()`, `rebus.pls()` dan `rebus.test()` adalah sebagai berikut :



Gambar 3.2 Skema Diagram Alur Penelitian

1. `plspm(Data, path_matrix, blocks, modes=NULL, scaling=NULL, scheme="centroid", scaled="TRUE", tol=1e-0.6, maxiter=100, plscomp=NULL, boot.val=FALSE, br=NULL, dataset=TRUE),`
2. `rebus.pls(pls, stop.crit = 0.005, iter.max = 100),`
 Argumen pertama `pls` adalah obyek dari kelas `plspm`. Argumen kedua yaitu `stop.crit` mengindikasikan kriteria pemberhentian dari algoritma iteratif pada REBUS. Argumen ketiga yaitu `iter.max` mengindikasikan jumlah maksimum dari iterasi.
3. `rebus.test(pls, reb).`
 Argumen pertama `pls` adalah obyek dari kelas `plspm`, dan argumen kedua `reb` mengindikasikan obyek dari "rebus"

BAB 5. KESIMPULAN

5.1 Kesimpulan

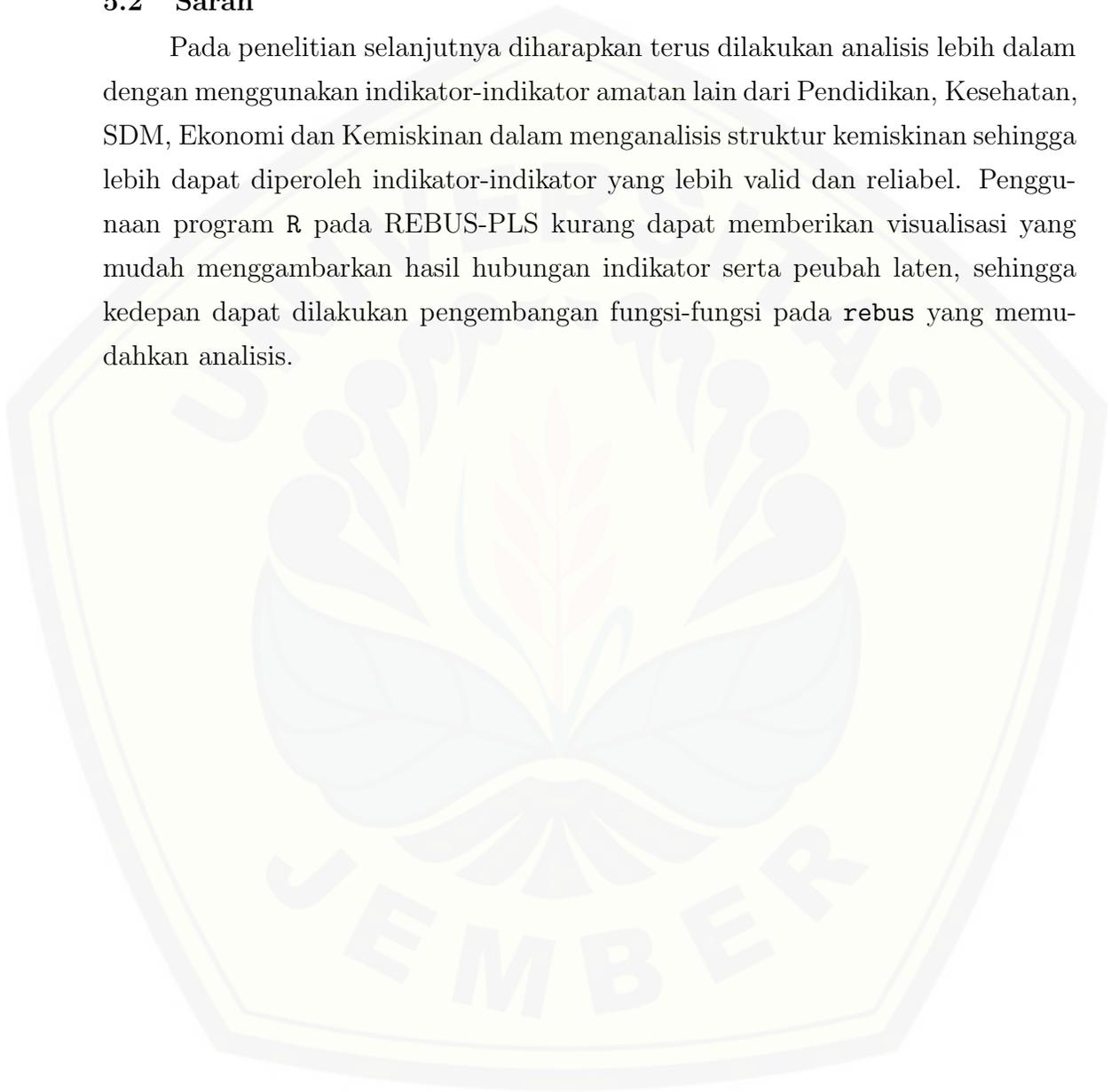
Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan yang telah diuraikan, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut ini.

1. REBUS-PLS dapat dilakukan setelah analisis PLS-PM menemukan karakteristik pada kualitas model struktural yang tidak cukup representatif sesuai ketentuan, seperti R^2 dan GoF yang menunjukkan adanya heterogenitas tidak teramati pada data.
2. Pemanfaatan analisis kluster hirarki pada PLSPM adalah salah satu bentuk pendekatan untuk melihat pengelompokan data yang memiliki sifat berbeda. Namun pengelompokan ini tidak dapat menganalisis hubungan struktural pada data, dikarenakan penerapan analisis PLSPM dilakukan langsung pada data hasil pengelompokan, tidak mempertimbangkan residu model pengukuran (komunalitas) dan residu model struktural (R^2).
3. Pada penelitian ini dengan menggunakan data Afifah & Sunaryo (2013) tentang Struktur Model Kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah Tahun 2011 yang berasal dari pendataan Survei Ekonomi Nasional (Susenas) dan Survei Angkatan Kerja Nasional (Sakernas) tahun 2011 BPS Provinsi Jawa Tengah, diperoleh hasil bahwa REBUS-PLS dapat mengelompokkan data pada segmen kelas yang lebih memiliki keterkaitan peubah bebas dan terikatnya lebih tinggi serta lebih homogen daripada model global.
4. Pada penelitian menggunakan data diatas, pemilihan 2 segmen kelas REBUS menghasilkan indikator-indikator valid dan reliabel serta kualitas lokal model lebih baik dari global model, yang ditunjukkan $GQI > GoF$ model global. Pemilihan 2 segmen kelas REBUS lebih baik dibandingkan pemilihan 3 segmen kelas, dikarenakan pada pemilihan 3 segmen kelas meskipun

GQI > GoF global model, ditemukan masalah pada validitas indikator pada kelas-kelas yang terbentuk.

5.2 Saran

Pada penelitian selanjutnya diharapkan terus dilakukan analisis lebih dalam dengan menggunakan indikator-indikator amatan lain dari Pendidikan, Kesehatan, SDM, Ekonomi dan Kemiskinan dalam menganalisis struktur kemiskinan sehingga lebih dapat diperoleh indikator-indikator yang lebih valid dan reliabel. Penggunaan program R pada REBUS-PLS kurang dapat memberikan visualisasi yang mudah menggambarkan hasil hubungan indikator serta peubah laten, sehingga kedepan dapat dilakukan pengembangan fungsi-fungsi pada `rebus` yang memudahkan analisis.



DAFTAR PUSTAKA

- Affah, I N. & Sunaryo, S. 2013. *Analisis Structural Equation Modeling (SEM) dengan Finite Mixture Partial Least Square (FIMIX-PLS) : (Studi Kasus : Struktural Model Kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah tahun 2011)*. Prosidings SEMNAS Matematika dan Pendidikan Matematika : UNY.
- Akume, D. & Webber, G W. 2002. *Cluster Algorithms : Theory And Methods. Computing Technology Journal* Vol.7 No.1 pp. 15-27
- Anuraga, G. & Otok, B W. 2013. *Pemodelan Kemiskinan di Jawa Timur Dengan Struktural Equation Modeling*. *Jurnal Statistika* Vol. 1 No. 2 : ITS.
- Bolzano, S. & Trinchera, L. 2011. *Structural Equation Models and Student Evaluation of Teaching : A PLS Path Modeling Study. Journal of Statistical Methods for the Evaluation of University Systems* : Springer.
- Becker, J M. Rai, A. Ringle, C M. Völckner, F. 2013. *Discovering Unobserved Heterogeneity in Structural Equation Models To Avert Validity Threats*. *Research Essay : MIS Quarterly* Vol. 37 No. 3 pp. 665-694.
- Efron, B. & Tibshirani, R J. 1993. *An Introduction To The Bootstrap*. New York : Chapman & Hall.
- Fornel, C. & Bookstein, F L. 1982. *Two Structural Equation Models : LISREL and PLS Applied to Costumer Exit-Voice Theory. Journal of Marketing Research* Vol. XIX pp. 44-452.
- Götz, O. Gobbers, K L. Krafft, M. 2010. *Evaluation of Structural Equation Models Using Partial Least Square Approach*. *Handbook of Partial Least Square* pp. 691-711 : Springer Handbook of Computational Stastitics.

- Hair, J F. Ringle, C M. Sarstedt, M. 2011. *PLS-SEM : Indeed A Silver Bullet. Journal of Marketing Theory and Practice* 19 (2) pp. 139-151 : Sharpe Inc.
- Hersberger, S L. Marcoulides, G A. Parramore, M M. 2003. *Structural Equation Modeling : An Introduction. Journal Application in Ecological and Evolutionary Biology* pp.4 : Cambridge University Press.
- Jaya, I G N M. & Sumertajaya, I M. 2008. *Pemodelan Persamaan Struktural dengan Partial Least Square. Jurnal Semnas Matematika dan Pendidikan Matematika*. Diunduh dari <http://eprints.uny.ac.id/6856/1/M-13>.
- Mattjik, A A. & Sumertajaya, I M. 2011. *Sidik Peubah Ganda Dengan Menggunakan SAS*. Departemen Statistika Institut Pertanian Bogor.
- Ringle, C M. Sarstedt, M. Mooi, E A. 2010. *Response-based Segmentation Using Finite Mixture Partial Least Squares : Theoretical Foundations & an Application to American Costumer Satisfaction Index Data. Data Mining, Annals of Information Systems* 8 : Springer Science - Bussiness Media.
- Sanchez, G. 2013. *PLS Path Modeling with R*. Trowchez Editions : Barkeley.
- Tirta, I M. 2003. *Pengantar Metode Simulasi Statistika dengan Aplikasi R dan S⁺*. Jurusan Matematika Fakultas MIPA : Universitas Jember.
- Trinchera, L. Vinzi, V E. Squillacciotti, S. Tenenhaus, M. 2008, *REBUS-PLS : A Response-based Procedure for Detecting Unit Segments in PLS Path Modeling. Journal Applied Sthochastic Models in Bussiness and Industry* Vol. 24 pp. 439-458 : Willey Interscience.

Trinchera, L. Russolillo, G. 2010. *On the Use of Structural Equation Models and PLS Path Modeling to build Composite Indicators. Working Paper* : University of Macerata.

Vinzi, V E. Trinchera, L. Amato, S. 2010. *Handbook of Partial Least Squares : Concepts, Methods and Applications*. Handbooks of Computational Statistics pp.47-82 : Springer

Wang, Y. Leung, M Y. Zhou, Y. 2007. *An Empirical Study Investigating the Effects of Attributes on the Condominiums Price in Xi'an by Structural Equation Modeling. Journal Surveying and Built Environment* Vol.18(2) pp.7-16.

