



**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 klaster 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.

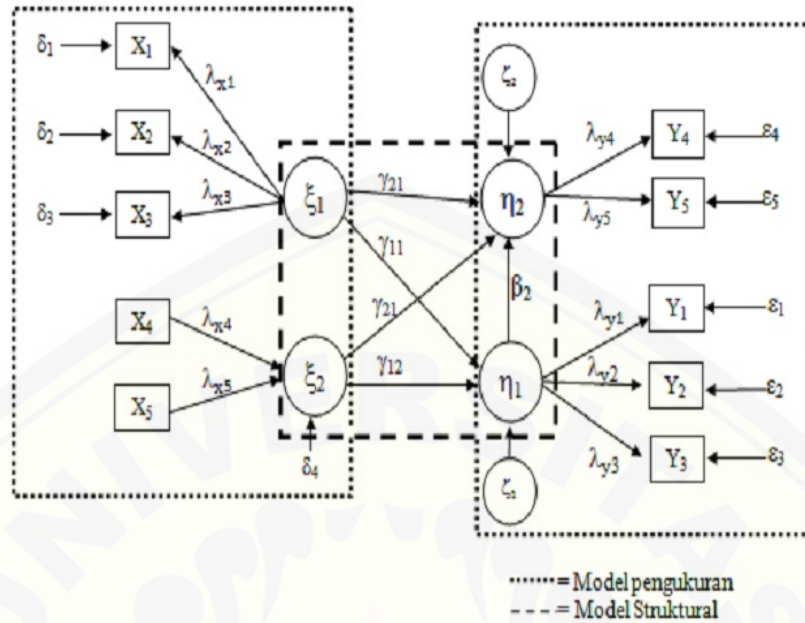
Model indikator formatif dapat ditulis persamaan umumnya seperti pada persamaan 2.3 dan persamaan 2.4.

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

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

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.

$$x_1 = \lambda_{x1}\xi_1 + \delta_1 \tag{2.5}$$

$$x_2 = \lambda_{x2}\xi_1 + \delta_2 \tag{2.6}$$

$$x_3 = \lambda_{x3}\xi_1 + \delta_3 \tag{2.7}$$

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 .

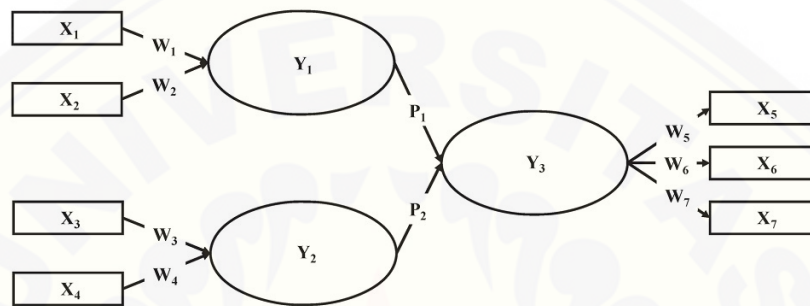
2.3 Estimasi Parameter PLS

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*)

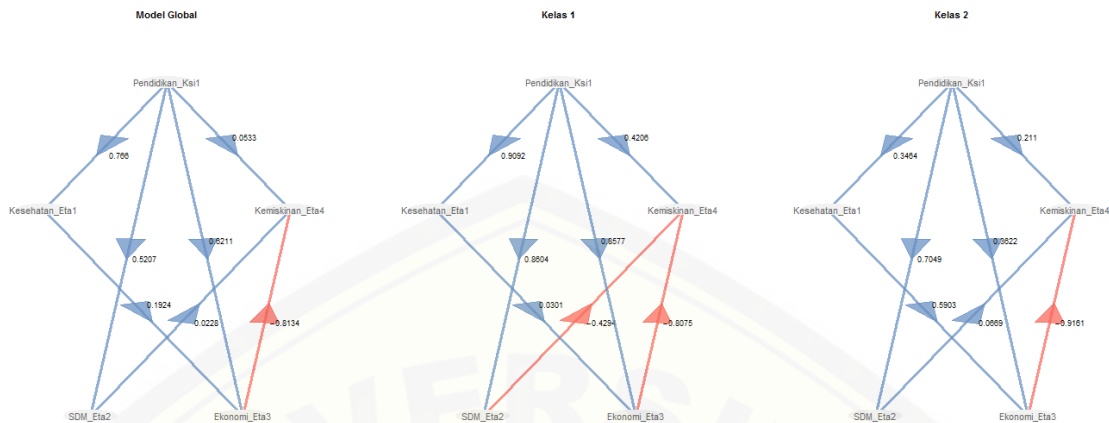
Evaluasi terhadap model struktural dapat dilakukan dengan melihat beberapa indeks sebagai berikut ini. (Sanchez, 2013)

Tabel 4.17 Nilai *CronbachAlpha* 2 Kelas REBUS-PLS Yang Terbentuk

Peubah Laten	Kelas-1	Kelas-2
Pendidikan	0,914	0,580
Kesehatan	0,818	0,660
SDM	0,498	0,517
Ekonomi	0,733	0,521
Kemiskinan	0,967	0,974

Tabel 4.18 Hasil Output Model Struktural untuk Global Model dan 2 Lokal Model yang Terbentuk Menggunakan REBUS-PLS

		Kelas-1	Kelas-2
Jumlah Observasi		17	18
Koefisien Jalur Kesehatan	Pendidikan	0,9092 [0,832;0,9696]	0,3464 [-0,650;0,769]
Indeks Redundansi Kesehatan		0,606	0,0709
Koefisien R^2		0,827	0,120
Koefisien Jalur SDM	Pendidikan	0,8604 [0,806;0,9424]	0,7049 [-0,540;0,904]
Indeks Redundansi SDM		0,483	0,334
Koefisien R^2		0,740	0,497
Koefisien Jalur Ekonomi	Pendidikan	0,8577 [0,186;1,4988]	0,3622 [-0,304;0,734]
	Kesehatan	0,0301 [-0,715;0,7023]	0,5903 [-0,786;0,868]
Indeks Redundansi Ekonomi		0,618	0,4235
Koefisien R^2		0,783	0,628
Koefisien Jalur Kemiskinan	Pendidikan	0,4206 [-0,218;1,3009]	0,2110 [-0,492;0,565]
	SDM	-0,4294 [-1,067;0,0529]	0,0669 [-0,420;0,465]
	Ekonomi	-0,8075 [-1,330;-0,1375]	-0,9161 [-1,277;0,697]
Indeks Redundansi Kemiskinan		0,650	0,5720
Koefisien R^2		0,693	0,601
GoF		0,78	0,56
Grup Quality Index		0,678	



Gambar 4.6 Diagram Lintasan Dari Global dan Lokal Model Yang Terbentuk

dari peubah SDM.

Untuk menilai kualitas model struktural dapat dilihat dari koefisien determinasi yang nilainya secara keseluruhan lebih dari 0,5. Hal ini menandakan bahwa pengaruh peubah laten bebas dengan terikat dalam model sangat tinggi. Selain itu dapat dilihat juga dari keseluruhan indeks redundansi kelas-1 lebih dari 45%. Nilai indeks redundansi peubah laten pada kelas-1 lebih besar dari pada redundansi model global. Sedangkan GoF segmen kelas-1 $> 0,7$ yaitu sebesar 0,7824 yang menunjukkan bahwa rata-rata kemampuan dalam memprediksi dari model yang ada sebesar 78,24%. Hasil ini lebih baik dari GoF model global.

Untuk uji hipotesis koefisien jalur masing-masing peubah dapat dijabarkan sebagai berikut ini.

- 1.) Terdapat pengaruh tingkat Pendidikan terhadap kualitas Kesehatan. Setiap kenaikan 1 satuan tingkat Pendidikan, maka kualitas Kesehatan akan naik sebesar 0,9092.
- 2.) Terdapat pengaruh tingkat Pendidikan terhadap kualitas SDM. Setiap kenaikan 1 satuan tingkat Pendidikan, maka kualitas SDM akan naik sebesar 0,8604.
- 3.) Terdapat pengaruh tingkat Pendidikan terhadap tingkat Ekonomi, namun tidak ada pengaruh kualitas Kesehatan terhadap tingkat Ekonomi. Setiap

kenaikan 1 satuan tingkat Pendidikan, maka tingkat Ekonomi juga akan naik sebesar 0,8577. Namun tidak demikian untuk kenaikan 1 satuan kualitas Kesehatan, tidak menjadikan adanya pengaruh terhadap tingkat Ekonomi.

- 4.) Terdapat pengaruh dari tingkat Ekonomi terhadap tingkat Kemiskinan. Namun tidak terdapat pengaruh dari tingkat Pendidikan dan SDM terhadap tingkat Kemiskinan. Setiap kenaikan 1 satuan tingkat Ekonomi, maka tingkat Kemiskinan akan turun sebesar 0,8075.

Sedangkan persamaan model kemiskinan yang diperoleh untuk kelas-1 adalah sebagai berikut :

- 1.) Kesehatan = $0,9092 \times \text{Pendidikan}$
- 2.) SDM = $0,8604 \times \text{Pendidikan}$
- 3.) Ekonomi = $0,8577 \times \text{Pendidikan} + 0,03 \times \text{Kesehatan}$
- 4.) Kemiskinan = $0,4206 \times \text{Pendidikan} - 0,429 \times \text{SDM} - 0,8075 \times \text{Ekonomi}$

- c.) **Kelas-2**, secara umum memiliki loading $> 0,6$, namun untuk indikator X_1 memiliki loading 0,5. Selain itu tidak ada crossloading yang lebih besar dari pada nilai loading pada baris yang bersesuaian. Untuk nilai *Cronbach Alpha* seluruh peubah laten $> 0,5$.

Untuk menilai kualitas model struktural kelas-2, dapat dilihat bahwa R^2 Kesehatan sangat rendah $< 0,2$. Indeks redundansi kelas-2 lebih kecil dibandingkan dengan redundansi kelas-1 untuk peubah laten yang bersesuaian. Namun jika dibandingkan dengan indeks redundansi peubah laten pada model global lebih besar untuk selain peubah Kesehatan yang hanya bernilai 7%. Sedangkan GoF kelas-2 $< 0,7$ yaitu sebesar 0,56 yang menunjukkan bahwa rata-rata kemampuan dalam memprediksi dari model yang ada sebesar 56%. Hasil ini tidak lebih baik dari GoF model global dan kelas-1 sebelumnya. Untuk uji hipotesis koefisien jalur masing-masing peubah dapat dijabarkan sebagai berikut ini.

- 1.) Tidak terdapat pengaruh tingkat Pendidikan terhadap kualitas Kesehatan.

- 2.) Terdapat pengaruh tingkat Pendidikan terhadap kualitas SDM. Setiap kenaikan 1 satuan tingkat Pendidikan, maka kualitas SDM akan naik sebesar 0,7049.
- 3.) Terdapat pengaruh tingkat Pendidikan dan kualitas Kesehatan terhadap tingkat Ekonomi. Setiap kenaikan 1 satuan tingkat Pendidikan, maka tingkat Ekonomi juga akan naik sebesar 0,362. Sedangkan untuk kenaikan 1 satuan kualitas Kesehatan, tingkat Ekonomi juga akan naik sebesar 0,590.
- 4.) Terdapat pengaruh dari tingkat Ekonomi terhadap tingkat Kemiskinan. Namun tidak terdapat pengaruh dari tingkat Pendidikan dan SDM terhadap tingkat Kemiskinan. Setiap kenaikan 1 satuan tingkat Ekonomi, maka tingkat Kemiskinan akan turun sebesar 0,916.

Sedangkan persamaan model kemiskinan yang diperoleh untuk kelas-2 adalah sebagai berikut :

- 1.) Kesehatan = $0,346 \times \text{Pendidikan}$
- 2.) SDM = $0,7049 \times \text{Pendidikan}$
- 3.) Ekonomi = $0,362 \times \text{Pendidikan} + 0,590 \times \text{Kesehatan}$
- 4.) Kemiskinan = $0,211 \times \text{Pendidikan} - 0,067 \times \text{SDM} - 0,916 \times \text{Ekonomi}$

4.3.2 Memilih 3 Lokal Model/Segmen Kelas

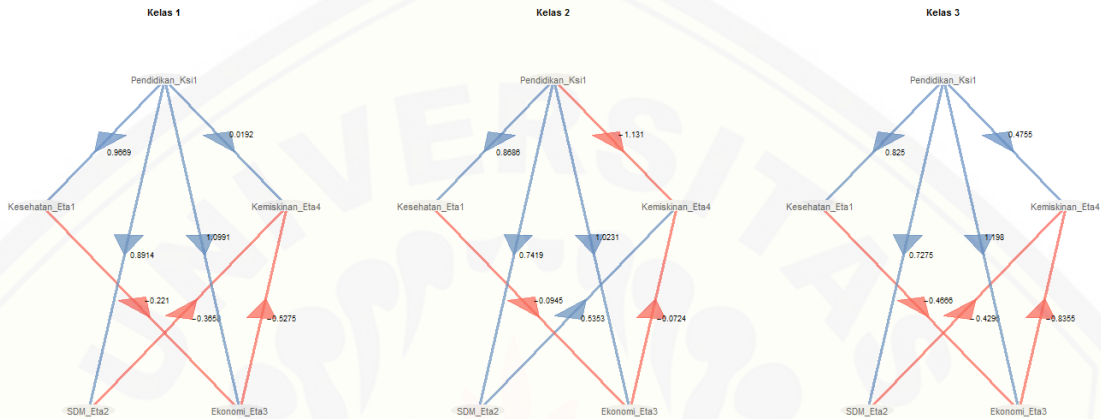
Pemilihan segmen kelas REBUS menjadi 3 kelompok digunakan untuk membandingkan dengan hasil sebelumnya yaitu pemilihan kelas dengan jumlah yang lebih besar dari sebelumnya serta membandingkan dengan hasil pengelompokan menggunakan analisis klaster pada skor peubah laten. Hasil output pemilihan menjadi 3 segmen kelas dapat dilihat pada tabel 4.19.

Setelah diperoleh 3 segmen kelas, dilakukan pengecekan bobot indikator tiap segemen kelas yang terbentuk tersebut dan diperoleh hasil bahwa segmen kelas-3 terdapat indikator yang memiliki bobot negatif yaitu X_2 , sehingga harus dilakukan transformasi agar bobot yang bernilai negatif menjadi positif. Perintah untuk melakukan transformasi indikator yang memiliki bobot negatif adalah

sebagai berikut ini.

$$data_lokal3\$x2_1 = \max(data_lokal3\$x2) - data_lokal3\$x2 + 1$$

Hasil output model pengukuran dan struktural untuk keseluruhan kelas setelah dilakukan transformasi indikator X_2 pada kelas-3 dapat dilihat pada tabel 4.20 sampai dengan 4.22.



Gambar 4.7 Diagram Lintasan 3 Lokal Model Yang Terbentuk Menggunakan REBUS-PLS

Tabel 4.19 Anggota 3 Segmen Kelas REBUS-PLS Yang Terbentuk

No	Kelas-1	Kelas-2	Kelas-3
1	Kab.Cilacap	Kab.Banyumas	Kab.Wonogiri
2	Kab.Banjarnegara	Kab.Purbalingga	Kab.Karanganyar
3	Kab.Magelang	Kab.Kebumen	Kab.Sragen
4	Kab.Rembang	Kab.Purworejo	Kab.Blora
5	Kab.Batang	Kab.Wonosobo	Kab.Pati
6	Kab.Pekalongan	Kab.Boyolali	Kab.Kudus
7	Kab.Pemalang	Kab.Klaten	Kab.Jepara
8	Kab.Tegal	Kab.Sukoharjo	Kab.Semarang
9	Kab.Brebes	Kab.Grobogan	Kab.Temanggung
10	Kota Semarang	Kab.Demak	Kab.Kendal
11	Kota Pekalongan	Kab.Surakarta	Kota Magelang
12	Kota Tegal	Kota Salatiga	

Interpretasi hasil pada tabel tersebut dapat dijelaskan sebagai berikut ini.

- a.) Hasil yang diperoleh dari pemilihan menjadi 3 kelas fungsi `rebus.pls` diperoleh komposisi data sebagai berikut yaitu kelas-1 12 kota/kabupaten (34%),

Tabel 4.20 Hasil Output Model Pengukuran 3 Lokal Model yang Terbentuk Menggunakan REBUS-PLS

		Kelas-1	Kelas-2	Kelas-3
Jumlah Observasi		12	12	11
Bobot indikator Pendidikan	X_1	0,356	0,308	0,131
	X_2	0,378	0,413	0,456*
	X_3	0,388	0,405	0,598
Bobot indikator Kesehatan	Y_1	0,438	0,561	0,249
	Y_2	0,375	0,276	0,379
	Y_3	0,366	0,477	0,747
Bobot indikator SDM	Y_4	0,725	0,571	0,592
	Y_5	0,417	0,605	0,561
Bobot indikator Ekonomi	Y_6	0,535	0,584	0,521
	Y_8	0,627	0,512	0,606
Bobot indikator Kemiskinan	Y_9	0,345	0,385	0,300
	Y_{10}	0,366	0,345	0,365
	Y_{11}	0,327	0,297	0,376
Loading indikator Pendidikan	X_1	0,863	0,804	0,517
	X_2	0,869	0,876	0,868*
	X_3	0,938	0,964	0,896
Loading indikator Kesehatan	Y_1	0,904	0,828	0,654
	Y_2	0,785	0,525	0,569
	Y_3	0,847	0,818	0,832
Loading indikator SDM	Y_4	0,932	0,841	0,875
	Y_5	0,777	0,860	0,860
Loading indikator Ekonomi	Y_6	0,835	0,924	0,867
	Y_8	0,883	0,900	0,904
Loading indikator Kemiskinan	Y_9	0,939	0,962	0,918
	Y_{10}	0,998	0,997	0,998
	Y_{11}	0,949	0,961	0,959
Komunalitas indikator Pendidikan	X_1	0,745	0,647	0,268
	X_2	0,755	0,768	0,753
	X_3	0,880	0,929	0,804
Komunalitas indikator Kesehatan	Y_1	0,818	0,685	0,428
	Y_2	0,616	0,276	0,323
	Y_3	0,717	0,669	0,692
Komunalitas indikator SDM	Y_4	0,869	0,707	0,766
	Y_5	0,604	0,739	0,739
Komunalitas indikator Ekonomi	Y_6	0,697	0,854	0,752
	Y_8	0,779	0,810	0,817
Komunalitas indikator Kemiskinan	Y_9	0,882	0,925	0,843
	Y_{10}	0,996	0,993	0,996
	Y_{11}	0,901	0,924	0,921

*)menunjukkan indikator hasil transformasi

Tabel 4.21 Nilai *CronbachAlpha* 3 Kelas REBUS-PLS Yang Terbentuk

Peubah Laten	Kelas-1	Kelas-2	Kelas-3
Pendidikan	0,869	0,859	0,709
Kesehatan	0,801	0,580	0,557
SDM	0,664	0,617	0,671
Ekonomi	0,647	0,799	0,727
Kemiskinan	0,960	0,972	0,956

Tabel 4.22 Hasil Output Model Struktural 3 Lokal Model yang Terbentuk Menggunakan REBUS-PLS

		Kelas-1	Kelas-2	Kelas-3
Jumlah Observasi		12	12	11
Koefisien Jalur Kesehatan	Pendidikan	0,967 [0,906;0,995]	0,869 [0,721;0,974]	0,825 [-0,872;0,974]
Indeks Redundansi Kesehatan		0,670	0,410	0,327
Koefisien R^2		0,935	0,754	0,681
Koefisien Jalur SDM	Pendidikan	0,891 [0,712;0,961]	0,742 [-0,374;0,925]	0,728 [-0,866;0,958]
Indeks Redundansi SDM		0,585	0,398	0,398
Koefisien R^2		0,795	0,550	0,529
Koefisien Jalur Ekonomi	Pendidikan	1,099 [-0,191;3,038]	1,023 [-0,084;1,367]	1,198 [-0,867;2,412]
	Kesehatan	-0,221 [-2,190;0,944]	-0,095 [-0,481;0,868]	-0,467 [-1,954;0,652]
Indeks Redundansi Ekonomi		0,581	0,738	0,573
Koefisien R^2		0,787	0,888	0,731
Koefisien Jalur Kemiskinan	Pendidikan	0,019 [-1,181;0,817]	-1,131 [-2,755;0,196]	0,476 [-1,125;1,468]
	SDM	-0,366 [-1,306;0,543]	0,535 [-0,309;1,039]	-0,430 [-1,706;0,584]
	Ekonomi	-0,528 [-0,994;0,787]	-0,072 [-1,271;1,269]	-0,836 [-1,907;1,087]
Indeks Redundansi Kemiskinan		0,654	0,728	0,729
Koefisien R^2		0,706	0,769	0,792
GoF		0,797	0,752	0,696
Grup Quality Index		0,749		

kelas-2 12 kota/kabupaten (34%) dan kelas-3 11 kabupaten (31%).

- b.) **Kelas-1**, secara keseluruhan memiliki loading $> 0,6$, namun memiliki cross-loading yang lebih besar dari loading pada baris yang bersesuaian yaitu X_1 , Y_2 dan Y_8 . Sedangkan reliabilitas yang ditunjukkan oleh nilai *Cronbach Alpha* secara keseluruhan $> 0,5$.

Sedangkan untuk menilai kualitas model struktural kelas-1 dapat dilihat dari R^2 yang nilainya secara keseluruhan $> 0,5$. Hal ini menandakan bahwa pengaruh peubah laten bebas dengan terikat dalam model sangat tinggi. Selain itu keseluruhan indeks redundansi lebih dari 58% dan nilai ini lebih besar dari keseluruhan indeks redundansi dari peubah laten model global. Nilai GoF sebesar 0,7938 yang berarti bahwa kemampuan dalam memprediksi model yang ada sebesar 79,38% dan nilai ini lebih besar dari GoF model global.

Untuk uji hipotesis koefisien jalur masing-masing peubah dapat dijabarkan sebagai berikut ini.

- 1.) Terdapat pengaruh tingkat Pendidikan terhadap kualitas Kesehatan. Setiap kenaikan 1 satuan tingkat Pendidikan, maka kualitas Kesehatan akan naik sebesar 0,967.
- 2.) Terdapat pengaruh tingkat Pendidikan terhadap kualitas SDM. Setiap kenaikan 1 satuan tingkat Pendidikan, maka kualitas SDM akan naik sebesar 0,891.
- 3.) Tidak terdapat pengaruh antara tingkat Pendidikan dan kualitas Kesehatan dengan tingkat Ekonomi.
- 4.) Tidak terdapat pengaruh antara tingkat Pendidikan, kualitas SDM dan tingkat Ekonomi dengan tingkat Kemiskinan.

Sedangkan persamaan model kemiskinan yang diperoleh untuk kelas-1 adalah sebagai berikut :

- 1.) Kesehatan = $0,967 \times \text{Pendidikan}$
- 2.) SDM = $0,891 \times \text{Pendidikan}$
- 3.) Ekonomi = $1,099 \times \text{Pendidikan} - 0,221 \times \text{Kesehatan}$

$$4.) \text{ Kemiskinan} = 0,019 \times \text{Pendidikan} - 0,366 \times \text{SDM} - 0,5285 \times \text{Ekonomi}$$

- c.) **Kelas-2**, Secara umum memiliki loading $> 0,6$ kecuali Y_2 memiliki loading 0,53. Terdapat crossloading yang lebih besar dari loading pada baris yang beresesuaian yaitu pada Y_2 . Untuk reliabilitas yang ditunjukkan oleh *Cronbach Alpha* seluruh peubah laten $> 0,5$.

Untuk menilai kualitas model struktural kelas-2 dapat dilihat dari R^2 seluruh peubah laten endogen $> 0,5$. Hal ini menandakan bahwa pengaruh peubah laten bebas dan terikatnya dalam model sangat tinggi. Secara umum indeks redundansi kelas-2 lebih baik dari pada global model. Nilai GoF di kelas-2 ini sebesar 0,753 lebih baik dari pada GoF model global.

Untuk uji hipotesis koefisien jalur masing-masing peubah dapat dijabarkan sebagai berikut ini.

- 1.) Terdapat pengaruh tingkat Pendidikan terhadap kualitas Kesehatan. Setiap kenaikan 1 satuan tingkat Pendidikan, maka kualitas Kesehatan akan naik sebesar 0,869.
- 2.) Terdapat pengaruh tingkat Pendidikan terhadap kualitas SDM. Setiap kenaikan 1 satuan tingkat Pendidikan, maka kualitas SDM akan naik sebesar 0,742.
- 3.) Terdapat pengaruh tingkat Pendidikan dengan tingkat Ekonomi, namun tidak ada pengaruh kualitas Kesehatan dengan tingkat Ekonomi. Setiap kenaikan 1 satuan tingkat Pendidikan, maka tingkat Ekonomi akan naik sebesar 1.02.
- 4.) Tidak terdapat pengaruh tingkat Pendidikan, kualitas SDM dan tingkat Ekonomi dengan tingkat Kemiskinan.

Sedangkan persamaan model kemiskinan yang diperoleh untuk kelas-2 adalah sebagai berikut :

- 1.) Kesehatan = $0,869 \times \text{Pendidikan}$
- 2.) SDM = $0,742 \times \text{Pendidikan}$
- 3.) Ekonomi = $1,023 \times \text{Pendidikan} - 0,095 \times \text{Kesehatan}$

$$4.) \text{ Kemiskinan} = -1,131 \times \text{Pendidikan} + 0,535 \times \text{SDM} - 0,072 \times \text{Ekonomi}$$

- d.) **Kelas-3**, secara umum memiliki loading $> 0,6$ kecuali X_1 . Terdapat crossloading yang lebih besar dari loading pada baris yang bersesuaian yaitu pada X_1 . Untuk reliabilitas yang ditunjukkan oleh *Cronbach Alpha* seluruh peubah laten $> 0,5$.

Untuk menilai kualitas model struktural kelas-3 dapat dilihat pada R^2 seluruh peubah laten endogen $> 0,5$. Hal ini menandakan bahwa pengaruh peubah laten bebas dan terikatnya dalam model sangat tinggi. Indeks redundansi kelas-3 untuk peubah Kesehatan lebih kecil dari model global dan untuk peubah SDM lebih besar daripada global model. Sedangkan GoF kelas-3 sebesar 0,69 lebih besar daripada GoF model global yang hanya 0,616.

Untuk uji hipotesis koefisien jalur masing-masing peubah dapat dijabarkan sebagai berikut ini.

- 1.) Terdapat pengaruh tingkat Pendidikan terhadap kualitas Kesehatan. Setiap kenaikan 1 satuan tingkat Pendidikan, maka kualitas Kesehatan juga akan naik sebesar 0,825.
- 2.) Terdapat pengaruh tingkat Pendidikan terhadap kualitas SDM. Setiap kenaikan 1 satuan tingkat Pendidikan, maka kualitas SDM juga akan naik sebesar 0,727.
- 3.) Terdapat pengaruh tingkat Pendidikan terhadap tingkat Ekonomi, namun tidak dengan kualitas Kesehatan terhadap tingkat Ekonomi. Setiap kenaikan 1 satuan tingkat Pendidikan, maka tingkat Ekonomi akan naik sebesar 1,2.
- 4.) Tidak ada pengaruh tingkat Pendidikan, kualitas SDM dan tingkat Ekonomi terhadap tingkat Kemiskinan.

Sedangkan persamaan model kemiskinan yang diperoleh untuk kelas-3 adalah sebagai berikut :

- 1.) Kesehatan = $0,825 \times \text{Pendidikan}$
- 2.) SDM = $0,728 \times \text{Pendidikan}$

$$3.) \text{ Ekonomi} = 1,198 \times \text{Pendidikan} - 0,467 \times \text{Kesehatan}$$

$$4.) \text{ Kemiskinan} = 0,4767 \times \text{Pendidikan} - 0,430 \times \text{SDM} - 0,836 \times \text{Ekonomi}$$

4.4 Kualitas Model REBUS

Untuk menilai kualitas dari lokal model yang diperoleh dari penerapan REBUS dapat dilakukan dengan menggunakan fungsi `rebus.test(pls.reb)` yang menggunakan permutasi untuk membandingkan pasangan dari grup/lokal model dari obyek `rebus`.

Argumen `pls` adalah obyek dari kelas `plspm`. Argumen `reb` mengindikasikan obyek `rebus`. Hasil penggunaan fungsi `rebus.test()` untuk pemilihan 2 segmen kelas dan 3 segmen kelas dapat dilihat pada tabel 4.24 sampai dengan 4.27. Berikut disajikan informasi perbandingan kualitas model global dan model REBUS dengan menggunakan *Group Quality Index* (GQI).

Tabel 4.23 Perbandingan Kualitas Model Global Dan Lokal Model REBUS

\sum Kelas	GoF Global Model	GQI	Peningkatan GQI
2	0,6164	0,6784	0,1
3	0,6164	0,7497	0,22

Interpretasi hasil dari penilaian kualitas model REBUS dengan menggunakan 2 lokal model dan 3 lokal model adalah sebagai berikut ini.

- a.) 2 lokal model, *Grup Quality Index* (GQI) sebesar 0,678 lebih besar dari GoF model global 0,6164. Indikator kelas-1 dan kelas-2 memiliki indikator yang valid dan reliabel sebagai pembentuk peubah laten yang bersesuaian. Sedangkan perbandingan dari model lokal yang terlihat dari koefisien jalur tiap kelas terlihat berbeda secara signifikan seperti terlihat pada tabel 4.24. Peningkatan GQI dibandingkan dengan GoF global model adalah sebesar 10%.
- b.) 3 lokal model, GQI dengan pemilihan 3 segmen kelas menunjukkan angka sebesar 75%, dan nilai ini lebih besar dari GoF model global yaitu 61,64% begitu juga lebih besar dari GQI dengan pemilihan 2 segmen kelas yaitu sebesar 67,8%. Namun indikator dari tiap kelas yang terbentuk ada permasalahan

Tabel 4.24 Perbedaan Hasil Uji Koefisien Jalur Kelas-1 dan Kelas-2 Pada Pemilihan 2 Segmen Kelas REBUS

Jalur	Kelas-1	Kelas-2	Selisih	P-Value	Signifikan
Pendidikan – > Kesehatan	0,9092	0,3464	0,5628	0,0099	Ya
Pendidikan – > SDM	0,8604	0,7049	0,1556	0,0099	Ya
Pendidikan – > Ekonomi	0,8577	0,3622	0,4955	0,0099	Ya
Pendidikan – > Kemiskinan	0,4206	0,2110	0,2095	0,0099	Ya
Kesehatan – > Ekonomi	0,0301	0,5903	0,5602	0,0099	Ya
SDM – > Kemiskinan	-0,4294	0,0669	0,4963	0,0099	Ya
Ekonomi – > Kemiskinan	-0,8075	-0,9161	0,1086	0,0099	Ya

dalam hal validitas, yaitu adanya crossloading yang lebih besar dari loading pada baris yang bersesuaian. Sedangkan perbandingan dari model lokal yang terlihat dari koefisien jalur tiap kelas terlihat berbeda secara signifikan seperti terlihat pada tabel 4.25 sampai 4.27. Peningkatan GQI dibandingkan dengan GoF global model adalah sebesar 22%.

Tabel 4.25 Perbedaan Hasil Uji Koefisien Jalur Kelas-1 dan Kelas-2 Pada Pemilihan 3 Segmen Kelas REBUS

Jalur	Kelas-1	Kelas-2	Selisih	P-Value	Signifikan
Pendidikan – > Kesehatan	0,9669	0,8686	0,0983	0,009	Ya
Pendidikan – > SDM	0,8914	0,7419	0,1495	0,009	Ya
Pendidikan – > Ekonomi	1,0991	1,0231	0,0760	0,0099	Ya
Pendidikan – > Kemiskinan	0,0192	-1,1310	1,1502	0,0099	Ya
Kesehatan – > Ekonomi	-0,2210	-0,0945	0,1265	0,0099	Ya
SDM – > Kemiskinan	-0,3658	0,5353	0,9010	0,0099	Ya
Ekonomi – > Kemiskinan	-0,5275	-0,0724	0,4551	0,0099	Ya

- c.) pemilihan segmen kelas dalam REBUS berpengaruh pada kualitas lokal model yang terbentuk. Dari hasil output penggunaan fungsi `rebus.pls` pada data yang ada, pemilihan 2 segmen kelas REBUS menghasilkan indikator-indikator yang valid dan reliabel serta kualitas model struktural lebih baik daripada GoF global model. Sedangkan pemilihan 3 segmen kelas REBUS meng-

Tabel 4.26 Perbedaan Hasil Uji Koefisien Jalur Kelas-1 dan Kelas-3 Pada Pemilihan 3 Segmen Kelas REBUS

Jalur	Kelas-1	Kelas-3	Selisih	P-Value	Signifikan
Pendidikan – > Kesehatan	0,9669	0,8250	0,1419	0,0099	Ya
Pendidikan – > SDM	0,8914	0,7275	0,1639	0,0099	Ya
Pendidikan – > Ekonomi	1,0991	1,1980	0,0990	0,0099	Ya
Pendidikan – > Kemiskinan	0,0192	0,4755	0,4563	0,0099	Ya
Kesehatan – > Ekonomi	-0,2210	-0,4666	0,2456	0,0099	Ya
SDM – > Kemiskinan	-0,3658	-0,4296	0,0639	0,0099	Ya
Ekonomi – > Kemiskinan	-0,5275	-0,8355	0,3080	0,0099	Ya

Tabel 4.27 Perbedaan Hasil Uji Koefisien Jalur Kelas-2 dan Kelas-3 Pada Pemilihan 3 Segmen Kelas REBUS

Jalur	Kelas-2	Kelas-3	Selisih	P-Value	Signifikan
Pendidikan – > Kesehatan	0,8686	0,8250	0,0436	0,0099	Ya
Pendidikan – > SDM	0,7419	0,7275	0,0145	0,0099	Ya
Pendidikan – > Ekonomi	1,0231	1,1980	0,1749	0,0099	Ya
Pendidikan – > Kemiskinan	-1,1310	0,4755	1,6065	0,0099	Ya
Kesehatan – > Ekonomi	-0,0945	-0,4666	0,3722	0,0099	Ya
SDM – > Kemiskinan	0,5353	-0,4296	0,9649	0,0099	Ya
Ekonomi – > Kemiskinan	-0,0724	-0,8355	0,7631	0,0099	Ya

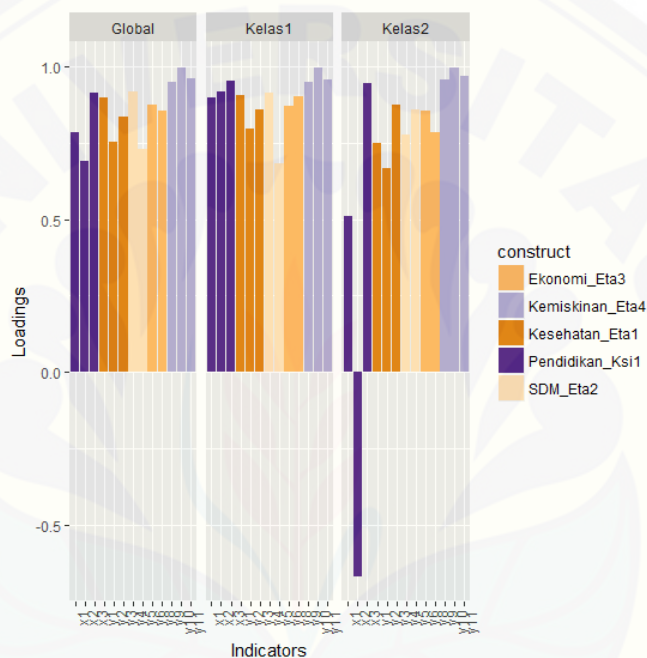
hasilkan indikator-indikator dari lokal model yang ada tidak valid meskipun kualitas model struktural lebih baik daripada GoF global model.

- d.) interpretasi dari pemilihan 2 segmen kelas REBUS di atas adalah sebagai berikut :

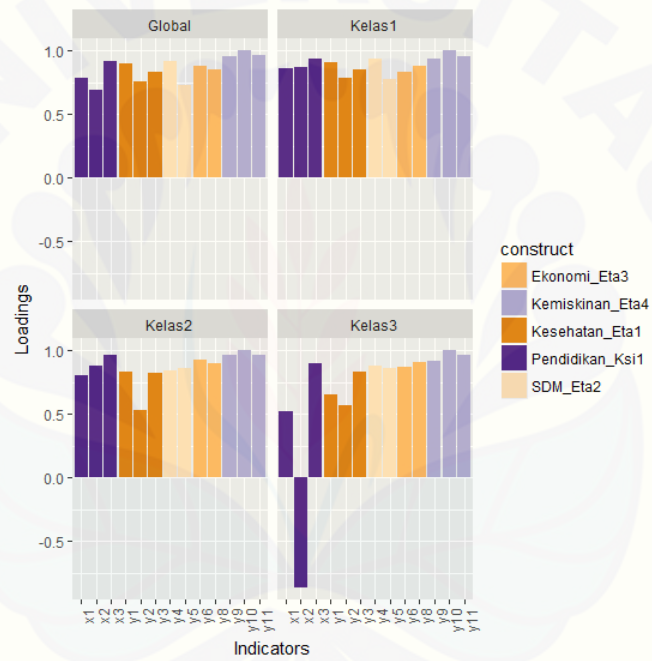
kelas 1, didominasi hubungan kausal antara pendidikan dan kesehatan, SDM dan Ekonomi yang mengalami kenaikan dibandingkan dengan global model yaitu secara berurutan sebesar 0,1432, 0,3394 dan 0,2367. Struktur kemiskinan dipengaruhi oleh tingkat ekonomi meskipun pengaruhnya lebih kecil dibandingkan global model.

kelas 2, kecenderungan hubungan kausal antara pendidikan dan SDM meng-

alami kenaikan sebesar 0,1839 dibandingkan model global. Begitu juga hubungan antara kesehatan dan ekonomi mengalami kenaikan sebesar 0,398 dibandingkan model global. Sedangkan tingkat ekonomi terhadap kemiskinan mengalami kenaikan sebesar 0,103 dibandingkan model global. Sehingga untuk mengurangi tingkat kemiskinan perlu juga ditingkatkan kualitas ekonomi masyarakat bagi anggota segmen kelas 2.



Gambar 4.8 Perbandingan Diagram Batang Loading Untuk 2 Lokal Model



Gambar 4.9 Perbandingan Diagram Batang Loading Untuk 3 Lokal Model

BAB 5. KESIMPULAN

5.1 Kesimpulan

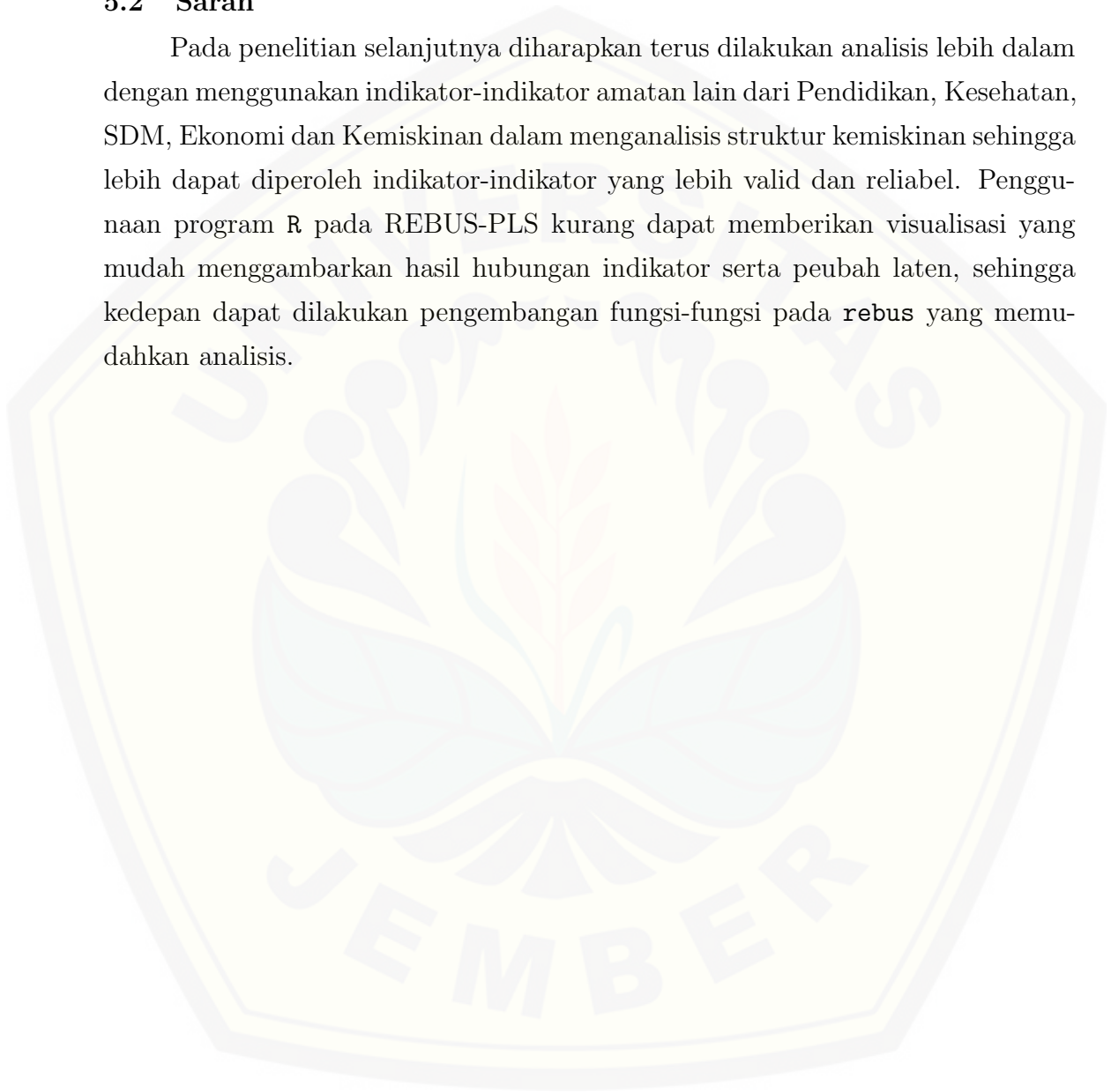
Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan yang telah diuraikan, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut ini.

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)*. Pro-siding 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.

