

**ANALISIS *STRUCTURAL EQUATION MODELLING* (SEM) DENGAN
FINITE MIXTURE PARTIAL LEAST SQUARE
(FIMIX-PLS)**

(Studi Kasus : Struktur Model Kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah Tahun 2011)

¹Irma Nur Afifah dan ²Sony Sunaryo

¹Mahasiswa S2 Jurusan Statistika-FMIPA ITS, Surabaya

²Dosen Jurusan Statistika-FMIPA ITS, Surabaya

irmanafie@gmail.com

Abstrak

Kemiskinan merupakan problematika yang banyak terjadi di negara-negara berkembang. Persoalan kemiskinan menjadi penting, terlihat dengan adanya berbagai upaya pemerintah terkait dengan pengentasan kemiskinan dan menjadi prioritas utama sasaran MDGs (*Millenium Development Goals*) yaitu menanggulangi kemiskinan dan kelaparan. Kemiskinan seringkali diartikan lebih ke sektor ekonomi dengan pendekatan kuantitatif, padahal problem kemiskinan adalah kompleks dan multidimensional, dimana variabel-variabel yang berpengaruh saling terkait satu dengan lainnya. Dengan hanya memprioritaskan pendekatan kuantitatif, maka fenomena kualitatif dari kemiskinan yang terjadi di lapangan kurang tergali secara optimal. Metode statistika yang mampu menjelaskan hubungan antar variabel yang kompleks, fenomena kualitatif dan saling terkait diantaranya adalah *Structural Equation Modelling* (SEM). SEM mempunyai kemampuan lebih dalam menyelesaikan permasalahan yang *complicated* yaitu mampu melakukan estimasi hubungan antar variabel yang bersifat *multiple relationship* dengan *output* berupa model pengukuran dari sejumlah indikator (variabel manifes) dan sekaligus model struktural yang tersusun dari sejumlah konstruk (variabel laten). SEM berbasis varians yaitu *partial least square* (PLS) yang bebas asumsi, lebih fleksibel dan *powerfull* dalam menjelaskan hubungan antar variabel. Dugaan heterogenitas dalam unit observasi yang tidak dapat diukur secara langsung dapat diatasi dengan metode *finite mixture partial least square* pada model persamaan struktural.

Penelitian ini akan menerapkan SEM, *finite mixture partial least square* (SEM FIMIX-PLS) untuk memodelkan struktur kemiskinan di Jawa Tengah. Hasil akhir penelitian diperoleh estimasi parameter, yang meliputi estimasi bobot, estimasi jalur dan estimasi mean dan lokasi. Nilai *R-square* sebesar 0,552 persen yang artinya variasi kemiskinan yang dapat dijelaskan oleh variabel konstruk kualitas pendidikan, kualitas SDM dan kualitas ekonomi sebesar 55,2 persen, sedangkan 44,8 persen dijelaskan oleh variabel lain. Heterogenitas dalam model persamaan struktural dapat diatasi dengan FIMIX-PLS, hasil segmentasi terbaik adalah pada K=5 dengan nilai *Normed Entropy* (EN) sebesar 0,9551. Hal ini berarti model yang diperoleh sudah memuaskan.

Kata kunci : kemiskinan, *structural equation modeling*, *partial least square*, *finite mixture*

A. PENDAHULUAN

Latar Belakang

Kemiskinan merupakan problematika yang banyak terjadi di negara-negara di dunia khususnya di negara-negara berkembang dan merupakan permasalahan yang kompleks dan

Makalah dipresentasikan dalam Seminar Nasional Matematika dan Pendidikan Matematika dengan tema "*Penguatan Peran Matematika dan Pendidikan Matematika untuk Indonesia yang Lebih Baik*" pada tanggal 9 November 2013 di Jurusan Pendidikan Matematika FMIPA UNY

multidimensional. BPS telah mengembangkan metode mendapatkan kriteria untuk menentukan jumlah penduduk miskin, dan menghasilkan tiga indikator kemiskinan, yaitu kemiskinan absolut (*absolute proverty*) termasuk insiden kemiskinan (*proverty incidence*), indeks gap kemiskinan (*proverty gap index*), dan indeks keparahan kemiskinan (*proverty severity index*) (BPS, 2010). Faktor ekonomi bukanlah satu-satunya indikator yang dapat digunakan untuk mengukur kemiskinan, karena kemiskinan sangat kompleks dan multidimensional, dimensi lain seperti pendidikan, kesehatan, ekonomi, sumber daya manusia yang berkualitas juga diduga sebagai indikator-indikator yang mempengaruhi tinggi rendahnya kemiskinan di suatu wilayah.

Metode statistika yang mampu mengakomodir keterkaitan variabel-variabel yang kompleks diantaranya adalah teknik *Structural Equation Modelling* (SEM). Analisis SEM memerlukan landasan teori yang kuat dan terdefinisi dengan jelas, metode SEM yang berbasis kovarians lebih tepat diterapkan, namun metode ini mensyaratkan sampel besar, dengan asumsi bahwa data harus berdistribusi normal multivariat. Data real di lapangan seringkali menunjukkan pola data yang tersebar tidak normal, sehingga diperlukan suatu metode yang bebas distribusi (*free distribution*) dan fleksibel (Ghozali, 2011).

Suatu penelitian yang terbentur dengan jumlah sampel kecil dan landasan teori lemah, maka pemenuhan asumsi menjadi sulit, diperlukan metode SEM *alternative* yang mampu mengakomodir kendala pemenuhan asumsi. Metode tersebut adalah SEM berbasis *varians*, yaitu metode SEM *partial least square* (SEM-PLS). Pada kasus tertentu terdapat dugaan *heteroginuity* pada pengumpulan data, yaitu data berasal dari sumber yang berbeda. Dalam SEM yang memuat variabel laten, dapat diatasi dengan metode *Finite Mixture PLS* (FIMIX-PLS) yang dikembangkan Hahn et al (2002). *Software* yang digunakan yaitu program *SmartPLS 2.0 M3* dan FIMIX-PLS merupakan fitur khusus pada *software SmartPLS 2.0 M3* (Ringle,2006) .

Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian dan latar belakang diatas, maka rumusan masalah adalah :

- 1) Bagaimana melakukan estimasi parameter dalam SEM-PLS ?
- 2) Bagaimana mendapatkan struktur model kemiskinan di Jawa Tengah dengan metode SEM-PLS ?
- 3) Bagaimana mengkaji *heteroginuity* dengan FIMIX-PLS ?

Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah diatas, maka tujuan yang ingin dicapai adalah :

- 1) Melakukan estimasi parameter dalam SEM-PLS.
- 2) Mendapatkan struktur model kemiskinan di Jawa Tengah dengan metode SEM-PLS.
- 3) Mengkaji *heteroginuity* dengan FIMIX-PLS.

Manfaat Penelitian

Manfaat yang ingin dicapai dari hasil penelitian ini adalah:

- 1) Mengetahui variabel-variabel yang mempengaruhi kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah, sehingga dapat membantu dalam pengambilan dan penerapan kebijakan.
- 2) Menambah wawasan keilmuan dalam menerapkan metode SEM dengan *Finite Mixture Partial Least Square* (FIMIX-PLS).

Batasan Masalah Penelitian

Dalam penelitian ini, permasalahan dibatasi pada studi tentang pemodelan kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah pada Tahun 2011 dengan metode *Structural Equation Modelling Finite Mixture Partial Least Square* (SEM-FIMIX-PLS).

B. METODE PENELITIAN

Sumber Data Penelitian

Data yang digunakan berasal dari pendataan Survei Sosial Ekonomi Nasional (Susenas) dan Survei Angkatan Kerja Nasional (Sakernas) tahun 2011 BPS Provinsi Jawa Tengah (BPS, 2012).

Variabel-variabel dan Indikator Penelitian

Variabel yang akan digunakan dalam penelitian ini terdiri atas enam variabel 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. Variabel-variabel yang digunakan adalah:

Kualitas pendidikan	X_1	Angka Partisipasi Sekolah (APS)
	X_2	Rata-rata lama Sekolah (RLS)
	X_3	Persentase penduduk yang tamat SD/SLTP/SLTA/SLTA+
Kualitas kesehatan	Y_1	Persentase RT yang menggunakan sumber air minum bersih
	Y_2	Persentase RT yang memiliki fasilitas jamban sendiri
	Y_3	Persentase penolong kelahiran pertama oleh tenaga kesehatan
Kualitas SDM	Y_4	Angka Melek Huruf (AMH)
	Y_5	Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT)
Kualitas ekonomi	Y_6	<i>Dependency ratio</i>
	Y_7	Tingkat Kesempatan Kerja (TKK)
	Y_8	Persentase penduduk yang bekerja di sektor pertanian (usia 15+)
Kemiskinan	Y_9	<i>Head Count Indeks</i> (P_0)
	Y_{10}	Indeks Kedalaman Kemiskinan (P_1)
	Y_{11}	Indeks Keparahan Kemiskinan (P_2)

Metode Analisis SEM-FIMIX-PLS

Untuk menjawab permasalahan dan tujuan yang telah dirumuskan, analisis yang dilakukan meliputi estimasi parameter, struktur model persamaan struktural dan metode analisis data.

- **Estimasi Parameter SEM-PLS**

Langkah-langkah estimasi parameter adalah sebagai berikut :

- 1) Estimasi bobot (*weight estimate*) untuk membuat bobot atau skor pada variabel laten.
- 2) Estimasi jalur (*path estimate*) dilakukan untuk menghubungkan antar variabel laten (*koefisien jalur*) dan antara variabel laten dengan indikatornya yaitu estimasi *loading factor* yang merupakan koefisien *outer model*.
- 3) Estimasi rata-rata dan parameter lokasi (nilai konstanta regresi) untuk indikator dan variabel laten.

- **Pemodelan Kemiskinan dengan SEM-PLS**

Langkah-langkah pemodelan kemiskinan dengan SEM-PLS adalah sebagai berikut :

- 1) Konseptualisasi model meliputi merancang *outer* dan *inner model*
- 2) Mengkonstruksi diagram jalur
- 3) Mengkonversi diagram jalur ke dalam sistem persamaan
- 4) Estimasi koefisien *weight*, *jalur*, dan *mean* dan lokasi parameter
- 5) Evaluasi *outer* dan *inner model*
- 6) Pengujian hipotesis (*resampling bootstrap*)
- 7) FIMIX-PLS
- 8) Interpretasi model dan kesimpulan.

- **Kajian *heterogeneity* dan FIMIX-PLS**

Dugaan *heterogeneity* terjadi karena sampel yang diambil berasal dari populasi yang tidak sama, sehingga perlu dilakukan segmentasi. Setelah diperoleh model SEM-PLS, evaluasi *outer* dan *inner model*, selanjutnya dilakukan segmentasi dengan *fimix-PLS*, evaluasi dan interpretasi *output* yang menjelaskan segmen terbaik.

C. HASIL DAN PEMBAHASAN

Estimasi Parameter Model SEM-PLS

Estimasi parameter model persamaan struktural dengan pendekatan *partial least square* (PLS) diperoleh melalui proses iterasi tiga tahap, setiap tahap menghasilkan estimasi sebagai berikut :

1. Tahap pertama menghasilkan estimasi bobot (*weight estimate*) w_{jh}

Mode A (tipe indikator refleksif)

Pada *mode A*, untuk tipe indikator refleksif, bobot w_{jh} adalah koefisien regresi dari z_j dalam regresi sederhana x_{jh} pada estimasi *inner model* z_j , dengan z_j adalah variabel yang distandarisasi : $x_{jh} = w_{jh}z_j + e_{jh}$.

Estimasi untuk *mode A* diperoleh dengan metode OLS dengan cara meminimumkan jumlah kuadrat e_{jh}

Dari persamaan : $x_{jh} = w_{jh}z_j + e_{jh}$ diperoleh :
$$e_{jh} = x_{jh} - w_{jh}z_j$$

$$\sum_{j=1}^J e_{jh}^2 = \sum_{j=1}^J (x_{jh} - w_{jh}z_j)^2$$

Jumlah kuadrat e_{jh} diturunkan terhadap w_{jh} selanjutnya bobot untuk mode A adalah :

$$w_{jh} = \frac{Cov(x_{jh}, z_j)}{Var(z_j^2)}$$

Mode B (tipe indikator formatif)

Pada *mode B*, untuk tipe indikator formatif, vektor w_j dari pembobot w_{jh} adalah vektor koefisien regresi berganda dari z_j pada indikator variabel (*manifest variabel*) x_{jh} yang dihubungkan ke sesama variabel laten ξ_j :

$$z_j = w_j X_j + \varepsilon_j \quad \text{diperoleh} \quad \varepsilon_j = z_j - w_j X_j$$

Hitung $\varepsilon_j^T \varepsilon_j$ akan diperoleh bobot untuk mode B adalah : $\hat{w}_j = (X_j^T X_j)^{-1} X_j^T z_j$

2. Tahap kedua menghasilkan estimasi jalur

Iterasi tahap kedua menghasilkan estimasi jalur yang diperoleh melalui estimasi *inner model* dan *outer model*.

Estimasi *outer model*

Estimasi *outer model* y_j dari standarisasi variabel laten ($\xi_j - m_j$) dengan rata-rata = 0 dan standar deviasi = 1, diestimasi dengan kombinasi linear dari pusat variabel manifes (indikator) melalui persamaan berikut :

$$y_j \propto \pm \left[\sum_{h=1}^J w_{jh} (x_{jh} - \bar{x}_{jh}) \right]$$

Simbol \propto bermakna bahwa variabel sebelah kiri mewakili variabel sebelah kanan yang distandarisasi. Standarisasi variabel laten ditulis dengan persamaan sebagai berikut :

$$y_j = x_{jh} + e_j \quad \text{dengan} \quad x_{jh} = w_{jh}z_j + e_{jh} \quad \text{dan} \quad z_j = x_{jh} - \bar{x}_{jh} \quad \text{sehingga} :$$

$$\hat{y}_{jh} = \sum_{h=1}^J \tilde{w}_{jh} (x_{jh} - \bar{x}_{jh}), \quad \text{dengan} \quad w_{jh} \quad \text{dan} \quad \tilde{w}_{jh} \quad \text{keduanya adalah pembobot} \quad \textit{outer model}.$$

Estimasi *Inner model*

Dengan mengikuti algoritma dari Wold (1985) dan telah diperbaiki oleh Lohmoller's (1989) dalam Soebagijo (2011), maka estimasi *inner model* dari *standardized* variabel laten ($\xi_j - m_j$) didefinisikan dengan : $z_j \propto \sum_{\xi_i \text{ dihubungan pada } \xi_j} e_{ji} y_i$

Dimana bobot *inner model* e_{ji} dipilih melalui tiga skema sebagai berikut :

- **Skema jalur (*path scheme*)**

Variabel laten dihubungkan pada ξ_j yang dibagi ke dalam dua grup yaitu variabel-variabel laten yang menjelaskan ξ_j dan diikuti dengan variabel-variabel yang dijelaskan oleh ξ_j .

Jika ξ_j dijelaskan oleh ξ_i maka e_{ji} adalah koefisien regresi berganda y_i dari y_j . Jika ξ_i dijelaskan oleh ξ_j maka e_{ji} adalah korelasi antara y_i dengan y_j dan ditulis sebagai berikut :

$$e_{ji} = \begin{cases} \text{koefisien regresi berganda } y_i \text{ dari } y_j, \text{ jika } \xi_j \text{ dijelaskan oleh } \xi_i \\ \text{cor}(y_i, y_j) & , \text{ jika } \xi_i \text{ dijelaskan oleh } \xi_j \end{cases}$$

• **Skema centroid (*centroid scheme*)**

Bobot *inner model* e_{ji} merupakan korelasi tanda (*sign correlation*) antara y_i dan y_j , ditulis sebagai berikut : $e_{ji} = \text{sign}[\text{cor}(y_i, y_j)]$

• **Skema faktor (*factor scheme*)**

Bobot *inner model* e_{ji} merupakan korelasi antara y_i dan y_j , ditulis sebagai berikut :

$$e_{ji} = \text{cor}(y_i, y_j)$$

3. Tahap ketiga menghasilkan estimasi rata-rata (*mean*) dan lokasi parameter (konstanta)

Pada tahap ini estimasi didasarkan pada matriks data asli dan hasil estimasi bobot pada tahap pertama dan koefisien jalur pada tahap kedua, tujuannya adalah untuk menghitung rata-rata dan lokasi parameter untuk indikator dan variabel laten.

Estimasi rata-rata (*mean*)

Estimasi rata-rata (mean) m_j diperoleh melalui persamaan sebagai berikut :

$$\xi_j = y_j + m_j + e_j \rightarrow \xi_j - m_j = y_j + e_j \text{ diperoleh } \hat{m}_j = \sum_{h=1}^J \tilde{w}_{jh} \bar{x}_{jh}$$

Estimasi lokasi parameter

Secara umum koefisien jalur b_{ji} adalah koefisien regresi berganda dari variabel laten endogen

y_j yang distandarisasi pada variabel laten penjelas (ekseogen) y_i , yaitu : $y_j = \sum_{i=1}^J b_{ji} + e_j$

Pada saat variabel laten tidak memusat (*non centered*) $\hat{\xi}_j$ adalah sama dengan $y_j + \hat{m}_j$

$$b_{j0} = \hat{m}_j - \sum_{i=1}^J b_{ji} \hat{m}_i$$

Lokasi parameter adalah konstanta b_{j0} untuk variabel laten endogen dan rata-rata \hat{m}_j untuk variabel laten eksogen.

4. Pemodelan Kemiskinan dengan SEM-PLS

1) Konseptualisasi model meliputi merancang *outer* dan *inner model*

Meliputi *outer model* dan *inner model*, dalam penelitian ini terdapat lima variabel laten, yang terdiri dari satu variabel laten eksogen yaitu kualitas pendidikan (ξ_1) dan empat variabel laten endogen yaitu kualitas kesehatan (η_1), kualitas SDM (η_2), kualitas ekonomi (η_3) dan kemiskinan (η_4). Diasumsikan bahwa : η_1 bergantung pada ξ_1 , η_2 bergantung pada η_1 dan ξ_1 , η_3 bergantung pada η_1 dan ξ_1 , dan η_4 bergantung pada η_2 dan η_3

2) Mengkonstruksi diagram jalur

Gambar 1 merupakan model struktural lengkap yang di sadur dari penelitian sebelumnya.

3) Mengkonversi diagram jalur ke dalam sistem persamaan

Berdasarkan Gambar 1, jika ditulis dalam sistem persamaan matematis adalah :

Outer Model

Kerangka konseptual pada gambar 2.7 menunjukkan model dengan indikator refleksif.

Persamaan umum *outer model* dengan indikator refleksif adalah :

$$x = \Lambda x \xi + \delta \quad \text{dan} \quad y = \Lambda y \eta + \varepsilon$$

Inner Model

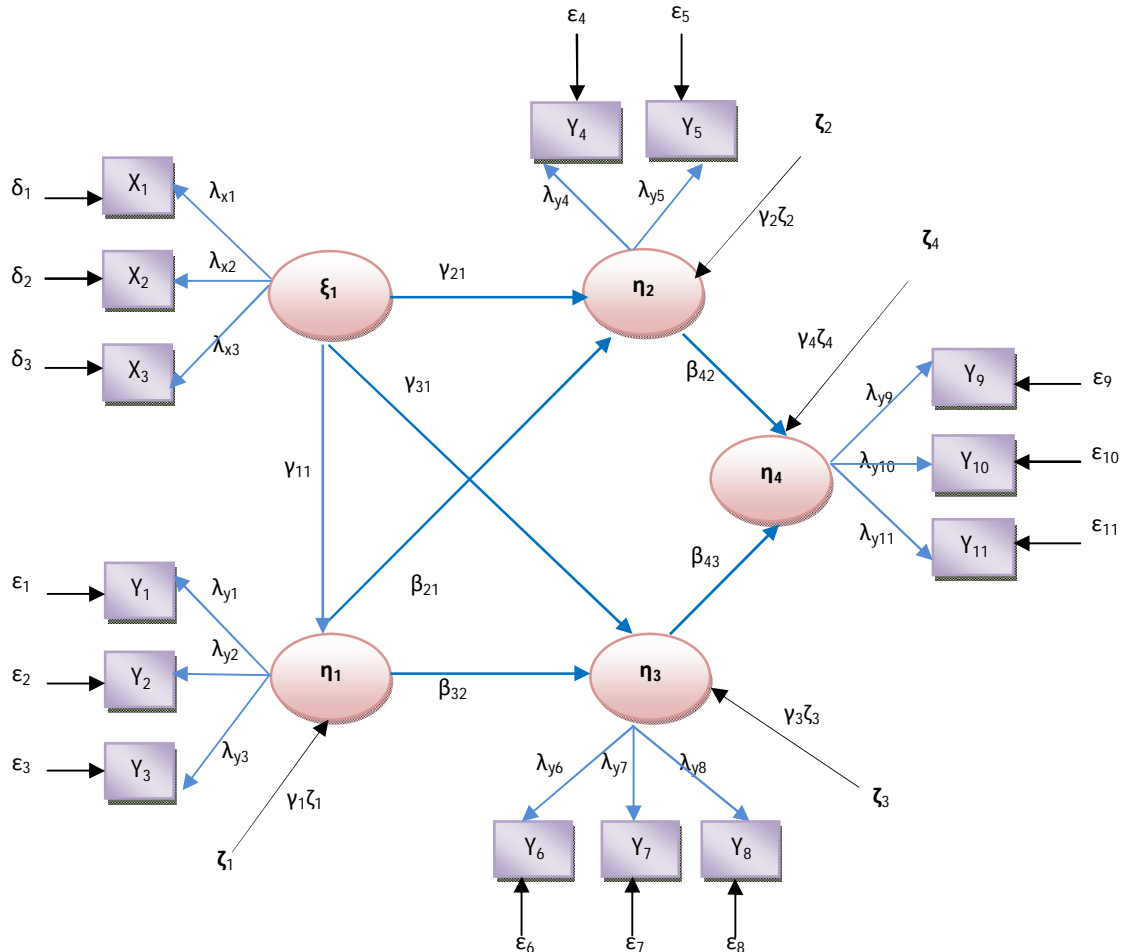
Inner model adalah persamaan struktural yang menggambarkan spesifikasi hubungan antar variabel laten berdasarkan teori substantif penelitian, disebut juga dengan *inner relation*. Diasumsikan bahwa variabel laten dan indikator atau variabel manifest adalah pada skala *zero means* atau nilai rata-rata sama dengan nol dan unit varians sama dengan satu, tanpa menghilangkan sifat umumnya.

Sehingga parameter lokasi yaitu parameter konstanta dapat dihilangkan dari model.

Model struktural secara umum, persamaan matematisnya adalah $\eta = B \eta + \Gamma \xi + \zeta$.

Dengan η menggambarkan vektor variabel endogen (dependen), ξ adalah vektor variabel laten eksogen dan ζ adalah vektor residual (*unexplained variance*). Pada model rekursif maka hubungan antar variabel laten, dispesifikan sebagai berikut :

$$\eta_j = \sum_i \beta_{ji} \eta_i + \sum_i \gamma_{jb} \xi_b + \zeta_j$$



Gambar 1. Model Struktural Lengkap

4) Estimasi koefisien *jalur*, *loading* dan *weight*

Metode pendugaan parameter (estimasi) dalam SEM-PLS adalah metode kuadrat terkecil (*least square methods*). Proses perhitungan dilakukan dengan cara iterasi, dimana iterasi akan berhenti jika telah mencapai kondisi konvergen.

a. Evaluasi *outer* dan *inner model*

Evaluasi model meliputi model pengukuran (*outer model*) dan model struktural (*inner model*) disajikan dalam Tabel 1 dan Tabel 2.

Evaluasi model pengukuran (*outer model*)

Tabel 1. Evaluasi *Outer Model*

Variabel laten	Indikator	Loading factor (λ)	Standard Error	T Statistics	keterangan
ξ_1 (pendidikan)	x_1	0,807	0,039154	6,361117	Valid, signifikan
	x_2	0,969	0,031629	13,600507	Valid, signifikan
	x_3	0,951	0,022721	17,696491	Valid, signifikan
η_1 (kesehatan)	y_1	0,856	0,073226	6,261970	Valid, signifikan
	y_2	0,740	0,077492	3,673287	Valid, signifikan
	y_3	0,888	0,049113	9,102287	Valid, signifikan
η_1 (SDM)	y_4	0,923	0,112197	6,715496	Valid, signifikan

η ₁ (ekonomi)	y ₅	0,725	0,129442	3,243179	Valid, signifikan
	y ₆	0,818	0,055403	8,415656	Valid, signifikan
	y ₇	0,724	0,062133	4,099801	Valid, signifikan
	y ₈	0,871	0,054313	9,175379	Valid, signifikan
η ₁ (kemiskinan)	y ₉	0,949	0,022315	15,650174	Valid, signifikan
	y ₁₀	0,998	0,010214	34,744692	Valid, signifikan
	y ₁₁	0,960	0,020981	15,603723	Valid, signifikan

Sumber : *Output SmartPLS*

Tabel 2. Nilai AVE, *Composite Reliability*, *Cronbachs Alpha*, dan *Communality* dari variabel laten

	AVE	Composite Reliability	Cronbachs Alpha	Communality
Pendidikan	0,831211	0,936226	0,899105	0,831211
Kesehatan	0,689509	0,868823	0,778020	0,689509
Ekonomi	0,650702	0,847482	0,740708	0,650702
SDM	0,688976	0,813675	0,576284	0,688976
Kemiskinan	0,939585	0,979007	0,967626	0,939585

Sumber : *Output SmartPLS*

Evaluasi model struktural (*inner model*)

Langkah awal untuk evaluasi model struktural adalah dengan melihat nilai *R-square* (R^2) pada variabel endogen dan koefisien parameter jalur (*path coefficient parameter*). Hasil perhitungan lengkap disajikan dalam Tabel 3.

Tabel 3. Nilai Statistik Variabel Laten

	Original Sample (O)	Sample Mean (M)	Standard Error (STERR)	T Statistics (O/STERR)	R Square
Pendidikan -> Kesehatan	0,748325	0,756130	0,061339	12,199913	
Pendidikan -> SDM	0,835534	0,810944	0,233558	3,577421	0,559990
Pendidikan -> Ekonomi	-0,629191	-0,607847	0,191426	3,286869	0,410690
Kesehatan -> Ekonomi	-0,147417	-0,169253	0,209631	0,703222	0,556434
Kesehatan -> SDM	-0,303518	-0,262335	0,272196	1,115071	0,552321
SDM -> Kemiskinan	0,136635	0,117869	0,174665	0,782270	
Ekonomi -> Kemiskinan	0,843096	0,841978	0,167261	5,040590	

Sumber : *Output SmartPLS*

5) FIMIX-PLS

Metode Fimix diterapkan karena ada dugaan heterogenitas dalam data. *Output SmartPLS* diperoleh kriteria penentuan segmen terbaik disajikan dalam Tabel 4.

Tabel 4. Nilai AIC, BIC, CAIC dan EN

Fit Indices	K=2	K=3	K=4	K=5	K=6
AIC	340,342	314,778	300,356	309,587	-454,974
BIC	376,115	369,214	373,457	401,353	-344,544
CAIC	376,763	370,200	374,781	403,015	-342,544
EN	0,6205	0,9086	0,9502	0,9550	0,932

Sumber : *Output SmartPLS*

6) Interpretasi

Interpretasi berdasarkan hasil yang diperoleh adalah sebagai berikut :

1. bahwa model yang dibentuk telah sesuai memenuhi kriteria yang telah ditentukan, yaitu evaluasi model pengukuran untuk masing-masing variabel laten adalah valid dan signifikan. Untuk model struktural, diperoleh nilai *R-square* sebesar 55,2 persen yang artinya sebesar 55,2 persen variasi dapat dijelaskan oleh model, sedangkan 47, 8 persen lainnya dijelaskan oleh variabel lain.
2. Segmentasi dilakukan karena ada dugaan heterogenitas dimana sumber data dari unit analisis yang berbeda, diperoleh hasil segmen terbaik pada k=5 dengan nilai EN terbesar mendekati 1 yaitu EN=0,9550.

5. Kajian *Heterogeneity* dan FIMIX-PLS

Penelitian yang menggunakan data dengan populasi yang telah sesuai dengan cluster atau stratanya, maka tidak akan terjadi heterogenitas dan ini sangat baik ketika dilakukan analisis

dengan hasil yang valid. Namun ketika diambil sampel dari populasi yang beragam maka kesimpulan menjadi bias dan tidak valid.

D. SIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

- 1) Pemodelan struktural dengan metode SEM untuk ukuran sampel relatif besar dan sebaran data mengikuti sebaran normal multivariat, pendekatan LISREL merupakan pendekatan yang terbaik. Sebaliknya jika ukuran sampel kecil dan asumsi normalitas multivariat yang tidak terpenuhi maka dapat menggunakan metode SEM alternatif berbasis *varians* yaitu pendekatan *Partial Least Square* (PLS).
- 2) Berdasarkan analisis dan pembahasan model SEM dengan FIMIX-PLS diperoleh hasil :
 - a. model pengukuran adalah valid dan reliabel.
 - b. model struktural adalah model yang fit dengan nilai *R-Square* untuk kemiskinan adalah sebesar 55,231 persen, yang artinya bahwa sebesar 55,23 persen variasi dapat dijelaskan oleh model, sedangkan 44,8 persen lainnya dijelaskan oleh variabel lain di luar model.
- 3) Perlunya dilakukan segmentasi adalah apabila data yang digunakan berasal dari populasi yang berbeda, agar diperoleh model yang fit dengan kesimpulan yang valid.
- 4) Hasil segmentasi menunjukkan bahwa pada segmen $k=5$ diperoleh nilai EN yang tinggi yaitu sebesar 0,9551 dengan nilai AIC terendah.

Saran

- 1) Perlu dilakukan penelitian lebih lanjut dengan melibatkan variabel-variabel lain yang berhubungan dengan pendidikan, kesehatan, SDM, ekonomi dan kemiskinan.
- 2) Jika teori yang digunakan untuk penelitian masih tentative atau pengukuran (indikator) masih baru, maka harus lebih menekankan pada data daripada teori. PLS dimaksudkan untuk *causal predictive analysis* dalam model hubungan dengan kompleksitas yang tinggi dengan dukungan teori yang lemah.

E. DAFTAR PUSTAKA

- Badan Pusat Statistik. (2010). *Data Dan Informasi Kemiskinan*. Badan Pusat Statistik, Jakarta.
- Badan Pusat Statistik. (2012). *Indikator Kesejahteraan Rakyat Provinsi Jawa Tengah 2011*. Badan Pusat Statistik, Jawa Tengah.
- Badan Pusat Statistik. (2012). *Survei Sosial Ekonomi Nasional, 2011*. Badan Pusat Statistik, Jawa Tengah.
- Ghozali, Imam. (2011). *Structural Equation Modelling Metode Alternatif dengan Partial Least Square*. Badan Penerbit Universitas Diponegoro, Semarang.
- Hahn, Carsten.,Johnson, Michael D.,Herrmann, Andreas.,Huber, Frank. (2002). *Capturing Customer Heteroginity Using Finite Mixture PLS Approach*. Schmalenbach Business Review, Vol. 54, July 2002, pp.243-269
- Ringle, C.M. (2006). *Segmentation for Path Models and Unobserved Heteroginity : The Finite Mixture Partial Least Square Approach*. *Research Papers on Marketing and Retailing University of Hamburg*.
- Soebagijo, Tulus. (2011). *Pengembangan Structural Equation Modelling (SEM) Dengan Partial Least Square (PLS) (Studi Kasus : Karakteristik Pengangguran di Provinsi Jawa Timur Tahun 2009)*. Program Magister Jurusan Statistika FMIPA, Institut Teknologi Sepuluh November, Surabaya.