

# PEMODELAN PERSAMAAN STRUKTURAL DENGAN PARTIAL LEAST SQUARE

I Gede Nyoman Mindra Jaya<sup>1</sup>

I Made Sumertajaya<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Staf Pengajar Jurusan Statistika Unpad

<sup>2</sup>Staf Pengajar Departemen Statistika IPB

## ABSTRAK

*Pemodelan persamaan structural umumnya menggunakan Linear Structural Relationship, Metode pendugaan yang umumnya digunakan adalah metode Maksimum Likelihood. Pendugaan parameter dengan metode ML dalam LISREL membutuhkan berapa asumsi kritis seperti ukuran sampel minimal 10 kali banyaknya indikaor atau lebih dari 100 unit pengamatan, data menyebar mengikuti sebaran normal. LISREL menyediakan beberapa pendekatan yang dapat digunakan dalam pendugaan parameter model, diantaranya dengan Bootstrap atau menggunakan metode Weighted Least Square. Namun, kedua pendekatan ini tetap membutuhkan data yang relative besar sehingga untuk model yang kompleks dengan ukuran sampel yang relative kecil dan data tidak menyebar normal dibutuhkan suatu pendekatan baru. Salah satu pendekatan baru yang diperkenalkan oleh Herman Wold, adalah Partial Least Square (PLS) dan sering disebut soft modeling. Dengan menggunakan PLS dimungkinkan melakukan pemodelan persamaan structural dengan ukuran sampel relative kecil dan tidak membuhkan asumsi normal multivariate.*

*Kata Kunci: SEM, PLS*

## PENDAHULUAN

Pemodelan persamaan structural yang sering disebut dengan *Structural Equation Modeling* (SEM) atau *Linear Structural Relationship* (LISREL). SEM pendekatan terintegrasi antara Analisis Faktor, Model Struktural dan Analisis Path. LISREL sangat membantu penelitian dalam konfirmasi model penelitian yang melibatkan variabel laten. SEM banyak digunakan dalam berbagai bidang ilmu khususnya dalam ilmu-ilmu sosial untuk melihat keterkaitan antara variabel penelitian. Metode pendugaan yang umumnya digunakan adalah metode Maksimum Likelihood. Pendugaan parameter dengan metode ML dalam LISREL membutuhkan berapa asumsi kritis seperti ukuran sampel minimal 10 kali banyaknya indikaor atau lebih dari 100 unit pengamatan, data menyebar mengikuti sebaran normal multivariate. LISREL menyediakan beberapa pendekatan yang dapat digunakan dalam pendugaan parameter model jika data tidak menyebar

normal multivariate, diantaranya dengan Bootstrap ML atau menggunakan metode *Weighted Least Square* (WLS). Namun, kedua pendekatan ini tetap membutuhkan data yang relative besar sehingga untuk model yang kompleks dengan ukuran sampel yang relative kecil dibutuhkan suatu pendekatan baru. Salah satu pendekatan baru yang diperkenalkan oleh Herman Wold, adalah *Partial Least Square* (PLS) dan sering disebut *soft modeling*. Dengan menggunakan PLS dimungkinkan melakukan pemodelan persamaan structural dengan ukuran sampel relative kecil dan tidak membuhkan asumsi normal multivariate. Selain permasalahan asumsi sebaran dan banyaknya data, kendala lain yang dihadapi pemodelan structural menggunakan LISREL adalah indikator (variabel manifest) penelitian hanya dimungkinkan bersifat reflektif (variabel laten menjelaskan variabel manifest), tidak dimungkinkan untuk indikator bersifat formatif (variabel manifest menjelaskan variabel laten). Dengan menggunakan PLS dimungkinkan penelitian menggunakan indikator bersifat reflektif ataupun formatif.

## TINJAUAN PUSTAKA

### *Gambar Umum PLS*

PLS merupakan metode analisis yang *powerful* karena dapat diterapkan pada semua skala data, tidak membutuhkan banyak asumsi dan ukuran sampel tidak harus besar. PLS selain dapat digunakan sebagai konfirmasi teori juga dapat digunakan untuk membangun hubungan yang belum ada landasan teorinya atau untuk pengujian proposisi. PLS juga dapat digunakan untuk pemodelan structural dengan indikator bersifat reflektif ataupun formatif. PLS dibandingkan dengan LISREL mampu menangani dua masalah serius :

- (a) Solusi yang tidak dapat diterima (*inadmissible solution*); hal ini terjadi karena PLS berbasis varians dan bukan kovarians, sehingga masalah matriks *singularity* tidak akan pernah terjadi. Di samping itu, PLS bekerja pada model struktural yang bersifat rekursif, sehingga masalah *un-identified*, *under-identified* atau *over-identified* juga tidak akan terjadi.
- (b) Faktor yang tidak dapat ditentukan (*factor indeterminacy*), yaitu adanya lebih dari satu faktor yang terdapat dalam sekumpulan indikator sebuah variabel. Khusus indikator yang bersifat formatif tidak memerlukan adanya *comon factor* sehingga

selalu akan diperoleh variabel laten yang bersifat komposit. Dalam hal ini variabel laten merupakan kombinasi linier dari indikator-indikatornya.

### **Model Indikator Refleksif**

Model indikator refleksif dikembangkan berdasarkan pada *classical test theory* yang mengasumsikan bahwa variasi skor pengukuran konstruk merupakan fungsi dari *true score* ditambah *error*.

Ciri-ciri model indikator reflektif adalah:

1. Arah hubungan kausalitas seolah-olah dari konstruk ke indikator
2. Antar indikator diarpakan saling berkorelasi (memiliki *internal consistency reliability*)
3. Menghilangkan satu indikator dari model pengukuran tidak akan merubah makna dan arti konstruk
4. Menghitung adanya kesalahan pengukuran (*error*) pada tingkat indikator

### **Model Indikator Formatif**

Konstruk dengan indikator formatif mempunyai karakteristik berupa komposit, seperti yang digunakan dalam literatur ekonomi yaitu *index of sustainable economics welfare*, *the human development index*, dan *the quality of life index*. Asal usul model formatif dapat ditelusuri kembali pada “*operational definition*”, dan berdasarkan definisi operasional, maka dapat dinyatakan tepat menggunakan model formatif atau reflesif.

Jika  $\eta$  menggambarkan suatu variabel laten dan  $x$  adalah indikator, maka:  $\eta = x$

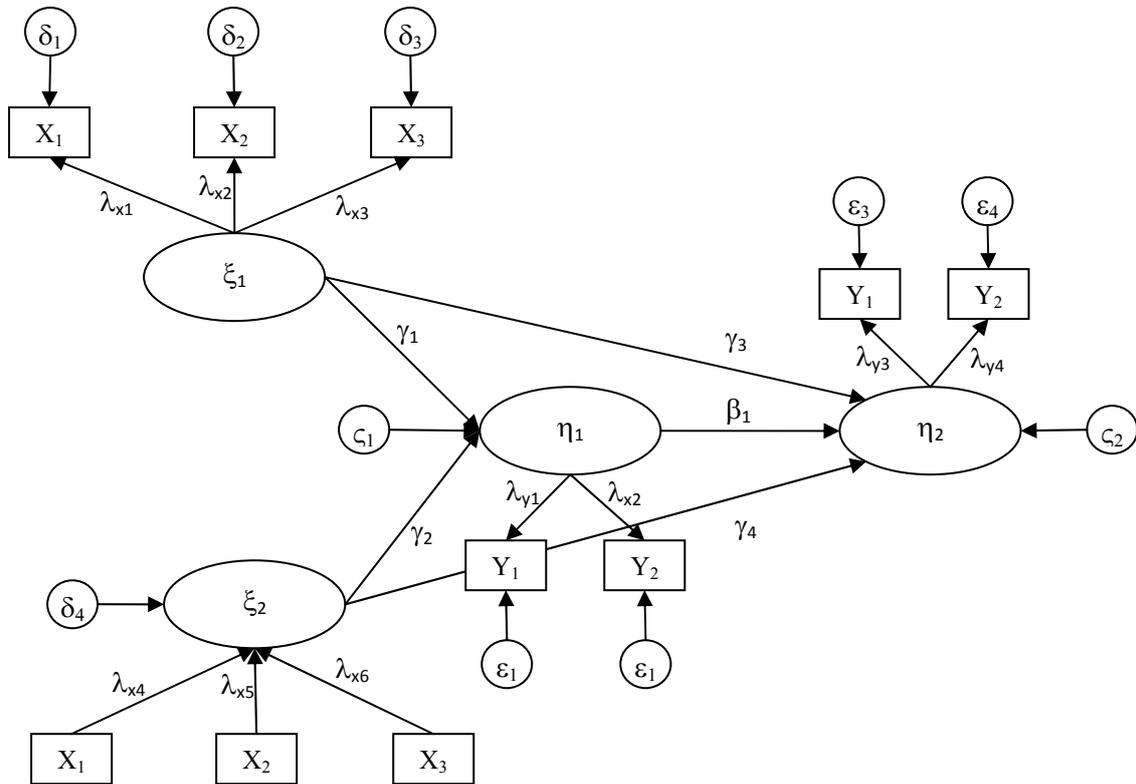
Oleh karena itu, pada model formatif variabel komposit seolah-olah dipengaruhi (ditentukan) oleh indikatornya. Jadi arah hubungan kausalitas seolah-olah dari indikator ke variabel laten.

Ciri-ciri model indikator formatif adalah:

1. Arah hubungan kausalitas seolah-olah dari indikator ke konstruk
2. Antar indikator diasumsikan tidak berkorelasi (tidak diperlukan uji konsistensi internal atau *Alpha Cronbach*)
3. Menghilangkan satu indikator berakibat merubah makna dari konstruk
4. Kesalahan pengukuran diletakkan pada tingkat konstruk (*zeta*)

### Notasi yang digunakan dalam PLS

Ilustrasi pemodelan persamaan struktural dan notasi PLS dapat dilihat pada Gambar 3 di bawah ini.



**Gambar 1. Hubungan Antar Variabel Dan Indikator Dalam Model PLS**

Di mana notasi-notasi yang digunakan adalah:

$\xi$  = Ksi, variabel latent eksogen

$\eta$  = Eta, variabel laten endogen

$\lambda_x$  = Lamnda (kecil), loading faktor variabel latent eksogen

$\lambda_y$  = Lamnda (kecil), loading faktor variabel latent endogen

$\Lambda_x$  = Lamnda (besar), matriks loading faktor variabel latent eksogen

$\Lambda_y$  = Lamnda (besar), matriks loading faktor variabel laten latent endogen

$\beta$  = Beta (kecil), koefisien pengaruh variabel endogen terhadap variabel endogen

$\gamma$  = Gamma (kecil), koefisien pengaruh variabel eksogen terhadap variabel endogen

$\zeta$  = Zeta (kecil), galat model

$\delta$  = Delta (kecil), galat pengukuran pada variabel manifest untuk variabel laten eksogen

$\varepsilon$  = Epsilon (kecil), galat pengukuran pada variabel manifest untuk variabel latent endogen

Langkah-langkah pemodelan persamaan struktural berbasis PLS dengan software adalah sebagai berikut :

**1. Langkah Pertama: Merancang Model Struktural (*inner model*)**

Perancangan model struktural hubungan antar variabel laten pada PLS didasarkan pada rumusan masalah atau hipotesis penelitian.

**2. Langkah Kedua: Merancang Model Pengukuran (*outer model*)**

Perancangan model pengukuran (*outer model*) dalam PLS sangat penting karena terkait dengan apakah indikator bersifat refleksif atau formatif.

**3. Langkah Ketiga: Mengkonstruksi diagram Jalur**

Bilamana langkah satu dan dua sudah dilakukan, maka agar hasilnya lebih mudah dipahami, hasil perancangan *inner model* dan *outer model* tersebut, selanjutnya dinyatakan dalam bentuk diagram jalur. Contoh bentuk diagram jalur untuk PLS dapat dilihat pada Gambar 3.

**4. Langkah Keempat: Konversi diagram Jalur ke dalam Sistem Persamaan**

a. *Outer model*

*Outer model*, yaitu spesifikasi hubungan antara variabel laten dengan indikatornya, disebut juga dengan *outer relation* atau *measurement model*, mendefinisikan karakteristik konstruk dengan *variabel manifestnya*. Model indikator refleksif dapat ditulis persamaannya sebagai berikut:

$$x = \Lambda_x \xi + \delta$$

$$y = \Lambda_y \eta + \varepsilon$$

Di mana  $x$  dan  $y$  adalah indikator untuk variabel laten eksogen ( $\xi$ ) dan endogen ( $\eta$ ). Sedangkan  $\Lambda_x$  dan  $\Lambda_y$  merupakan matriks *loading* yang menggambarkan seperti koefisien regresi sederhana yang menghubungkan variabel laten dengan indikatornya. Residual yang diukur dengan  $\delta$  dan  $\varepsilon$  dapat diinterpretasikan sebagai kesalahan pengukuran atau *noise*.

Model indikator formatif persamaannya dapat ditulis sebagai berikut:

$$\xi = \Pi_\xi X_i + \delta$$

$$\eta = \Pi_{\eta} Y_i + \varepsilon$$

Dimana  $\xi, \eta, X$ , dan  $Y$  sama dengan persamaan sebelumnya. Dengan  $\Pi_{\xi}$  dan  $\Pi_{\eta}$  adalah seperti koefisien regresi berganda dari variabel laten terhadap indikator, sedangkan  $\delta$  dan  $\varepsilon$  adalah residual dari regresi.

Pada model PLS Gambar 3 terdapat *outer model* sebagai berikut:

Untuk variabel laten eksogen 1 (reflektif)

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

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

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

Untuk variabel laten eksogen 2 (formatif)

$$\xi_2 = \lambda_{x4} X_4 + \lambda_{x5} X_5 + \lambda_{x6} X_6 + \delta_4$$

Untuk variabel laten endogen 1 (reflektif)

$$y_1 = \lambda_{y1}\eta_1 + \varepsilon_1$$

$$y_2 = \lambda_{y2}\eta_1 + \varepsilon_2$$

Untuk variabel laten endogen 2 (reflektif)

$$y_3 = \lambda_{y3}\eta_2 + \varepsilon_3$$

$$y_4 = \lambda_{y4}\eta_2 + \varepsilon_4$$

#### b) *Inner model*

*Inner model*, yaitu spesifikasi hubungan antar variabel laten (*structural model*), disebut juga dengan *inner relation*, menggambarkan hubungan antar variabel laten berdasarkan teori substansif penelitian. Tanpa kehilangan sifat umumnya, diasumsikan bahwa variabel laten dan indikator atau variabel manifest diskala *zero means* dan unit varian sama dengan satu, sehingga parameter lokasi (parameter konstanta) dapat dihilangkan dari model.

Model persamaannya dapat ditulis seperti di bawah ini:

$$\eta = \beta\eta + \Gamma\xi + \zeta$$

Dimana menggambarkan vektor variabel endogen (dependen), adalah vektor variabel laten eksogen dan adalah vektor residual (*unexplained variance*). Oleh karena PLS didesain untuk model rekursif, maka hubungan antar variabel laten, berlaku bahwa setiap variabel laten dependen, atau sering disebut *causal chain system* dari variabel laten dapat dispesifikasikan sebagai berikut:

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

Dimana  $\gamma_{jb}$  (dalam bentuk matriks dilambangkan dengan  $\Gamma$ ) adalah koefisien jalur yang menghubungkan variabel laten endogen ( $\eta$ ) dengan eksogen ( $\xi$ ). Sedangkan  $\beta_{ji}$  (dalam bentuk matriks dilambangkan dengan  $\beta$ ) adalah koefisien jalur yang menghubungkan variabel laten endogen ( $\eta$ ) dengan endogen ( $\eta$ ); untuk range indeks  $i$  dan  $b$ . Parameter  $\zeta_j$  adalah variabel *inner residual*.

Pada model PLS Gambar 3 *inner model* dinyatakan dalam sistem persamaan sebagai berikut:

$$\eta_1 = \gamma_1 \xi_1 + \gamma_2 \xi_2 + \zeta_1$$

$$\eta_2 = \beta_1 \eta_1 + \gamma_3 \xi_1 + \gamma_4 \xi_2 + \zeta_2$$

### c) *Weight relation*

*Weight relation*, estimasi nilai kasus variabel laten. *Inner* dan *outer model* memberikan spesifikasi yang diikuti dengan estimasi *weight relation* dalam algoritma PLS:

$$\xi_b = \sum_{kb} w_{kb} x_{kb}$$

$$\eta_i = \sum_{ki} w_{ki} y_{ki}$$

Dimana  $w_{kb}$  dan  $w_{ki}$  adalah  $k$  *weight* yang digunakan untuk membentuk estimasi variabel laten  $\xi_b$  dan  $\eta_i$ . Estimasi variabel laten adalah *linear agregat* dari indikator yang nilai *weight*-nya didapat dengan prosedur estimasi PLS.

## 5. Langkah Kelima: Estimasi

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

Pendugaan parameter di dalam PLS meliputi 3 hal, yaitu :

- 1) *Weight estimate* digunakan untuk menciptakan skor variabel laten
- 2) Estimasi jalur (*path estimate*) yang menghubungkan antar variabel laten dan estimasi *loading* antara variabel laten dengan indikatornya.
- 3) *Means* dan lokasi parameter (nilai konstanta regresi, intersep) untuk indikator dan variabel laten.

Secara jelas algoritma untuk menentukan pembobot-pembobot, koefisien-koefisien lintas, dan nilai peubah laten dalam PLS :

Tahap 1. Pendugaan iterative dari pembobot-pembobot awal dan nilai-nilai peubah laten awal dimulap ada langkah #3, kemudian dilanjutkan dari langkah #1

sampai dengan langkah #3 diulangi hingga konvergen, dengan batas kekonvergenan  $((w_{ki}^* - w_{ki}) / w_{ki}) \leq 10^{-5}$

# 1. Pendugaan Model Struktural

$$\hat{\eta}_i^* = \sum_i v_{ji} \xi_i \text{ dengan } v_{ji} \text{ dengan } v_{ji} = \text{signcov}(\eta_j, \xi_i) \text{ untuk } i=1,2,\dots,m$$

$$\hat{\eta}_i^* = v \eta_j + \sum_i v_{li} \xi_i \text{ dengan } v = \text{signcov}(\eta_l, \eta_i)$$

$$v_{li} = \text{signcov}(\eta_l, \xi_i) \text{ untuk } i=1,2,\dots,m$$

$$\text{signcov}(\eta, \xi) = \begin{cases} 1 & \text{Untuk } \eta \text{ dan } \xi \text{ yang berhubungan} \\ 0 & \text{Untuk } \eta \text{ dan } \xi \text{ yang tidak berhubungan} \end{cases}$$

# 2. Pembobot model pengukuran

$$y_{kj} = \hat{w}_{kj}^* \eta_j^* + e_{kj} \quad \text{untuk } k=1,2,\dots,r_j \text{ dan } j=1,2,\dots,n,$$

$r_j$  = banyaknya peubah manifest pada blok ke-j

# 3. Pendugaan Model Pengukuran

$$\hat{\xi}_i = \sum_{ki} \hat{w}_{ki} x_{ki} \quad \text{untuk } k=1,\dots,s_i \text{ dan } i=1,2,\dots,m$$

$s_i$  = banyaknya peubah manifest pada blok ke-i

$$\hat{\eta}_j = \sum_{kj} \hat{w}_{kj} y_{kj} \quad \text{untuk } k=1,\dots,r_j \text{ dan } j=1,2,\dots,n$$

$r_j$  = banyaknya peubah manifest pada blok ke-j

Tahap 2 : Pendugaan Koefisien jalur

**6. Langkah Keenam: Goodness of Fit**

**a). Outer Model**

**Convergent validity**

Korelasi antara skor indikator refleksif dengan skor variabel latennya. Untuk hal ini *loading* 0.5 sampai 0.6 dianggap cukup, pada jumlah indikator per konstruk tidak besar, berkisar antara 3 sampai 7 indikator.

**Discriminant validity**

Membandingkan nilai *square root of average variance extracted* (AVE) setiap konstruk dengan korelasi antar konstruk lainnya dalam model, jika *square root of average variance extracted* (AVE) konstruk lebih besar dari korelasi dengan seluruh konstruk lainnya maka dikatakan memiliki *discriminant validity* yang baik. Direkomendasikan nilai pengukuran harus lebih besar dari 0.50.

$$AVE = \frac{\sum \lambda_i^2}{\sum \lambda_i^2 + \sum_i \text{var}(\varepsilon_i)}$$

### **Composite reliability ( $\rho_c$ )**

Kelompok Indikator yang mengukur sebuah variabel memiliki reliabilitas komposit yang baik jika memiliki *composite reliability*  $\geq 0.7$ , walaupun bukan merupakan standar absolut.

$$\rho_c = \frac{(\sum \lambda_i)^2}{(\sum \lambda_i)^2 + \sum_i \text{var}(\varepsilon_i)}$$

### **b). Inner model**

*Goodness of Fit Model* diukur menggunakan R-square variabel laten dependen dengan interpretasi yang sama dengan regresi; *Q-Square predictive relevance* untuk model struktural, mengukur seberapa baik nilai observasi dihasilkan oleh model dan juga estimasi parameternya. Nilai Q-square  $> 0$  menunjukkan model memiliki *predictive relevance*; sebaliknya jika nilai Q-Square  $\leq 0$  menunjukkan model kurang memiliki *predictive relevance*. Perhitungan Q-Square dilakukan dengan rumus:

$$Q^2 = 1 - (1 - R_1^2) (1 - R_2^2) \dots (1 - R_p^2)$$

dimana  $R_1^2, R_2^2 \dots R_p^2$  adalah R-square variabel endogen dalam model persamaan. Besaran  $Q^2$  memiliki nilai dengan rentang  $0 < Q^2 < 1$ , dimana semakin mendekati 1 berarti model semakin baik. Besaran  $Q^2$  ini setara dengan koefisien determinasi total pada analisis jalur (*path analysis*).  $R_m^2$

## **7. Langkah Ketujuh: Pengujian Hipotesis**

Pengujian hipotesis ( $\beta, \gamma$ , dan  $\lambda$ ) dilakukan dengan metode resampling Bootstrap yang dikembangkan oleh Geisser & Stone. Statistik uji yang digunakan adalah statistik t atau uji t, dengan hipotesis statistik sebagai berikut:

Hipotesis statistik untuk *outer model* adalah:

$$H_0 : \lambda_i = 0 \text{ lawan}$$

$$H_1 : \lambda_i \neq 0$$

Sedangkan hipotesis statistik untuk *inner model*: pengaruh variabel laten eksogen terhadap endogen adalah

$$H_0 : \gamma_i = 0 \text{ lawan}$$

$$H_1 : \gamma_i \neq 0$$

Sedangkan hipotesis statistik untuk *inner model*: pengaruh variabel laten endogen terhadap endogen adalah

$$H_0 : \beta_i = 0 \text{ lawan}$$

$$H_1 : \beta_i \neq 0$$

Penerapan metode resampling, memungkinkan berlakunya data terdistribusi bebas (*distribution free*), tidak memerlukan asumsi distribusi normal, serta tidak memerlukan sampel yang besar (direkomendasikan sampel minimum 30). Pengujian dilakukan dengan *t-test*, bilamana diperoleh  $p\text{-value} \leq 0,05$  (alpha 5 %), maka disimpulkan signifikan, dan sebaliknya. Bilamana hasil pengujian hipotesis pada *outer model* signifikan, hal ini menunjukkan bahwa indikator dipandang dapat digunakan sebagai instrumen pengukur variabel laten. Sedangkan bilamana hasil pengujian pada *inner model* adalah signifikan, maka dapat diartikan bahwa terdapat pengaruh yang bermakna variabel laten terhadap variabel laten lainnya.

### CONTOH APLIKASI

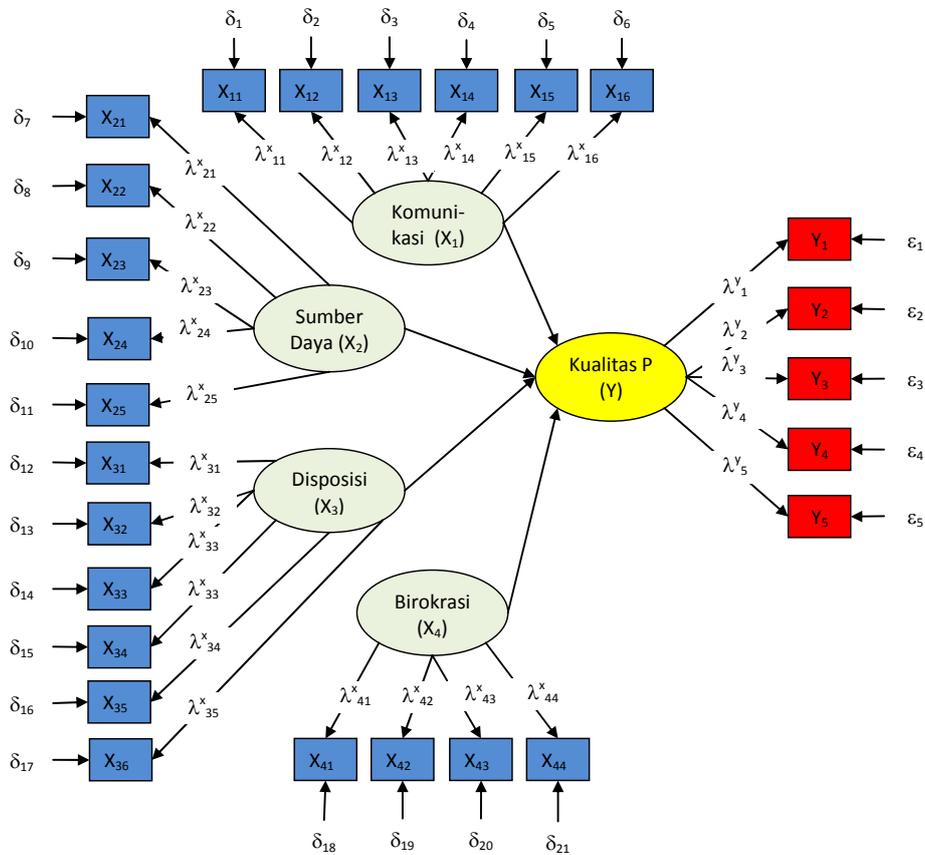
Untuk contoh aplikasi, penulis akan menerapkan metode PLS dalam menjelaskan Pengaruh Implementasi Kebijakan Pemberian Kredit Pemilikan Rumah Terhadap Kualitas Pelayanan Konsumen Masyarakat Berpenghasilan Rendah. Data penelitian ini bersumber dari Disertasi dengan Judul “Pengaruh Implementasi Kebijakan Pemberian Kredit Pemilikan Rumah Terhadap Kualitas Pelayanan Konsumen Masyarakat Berpenghasilan Rendah” oleh **Herijanto Bekt** (2008).

Variabel yang dikaji dalam penelitian ini adalah “

1. Implementasi Kebijakan (X):
  - a. Strategi komunikasi kebijakan ( $X_1$ )
  - b. Sumber-sumber proses Implementasi Kebijakan ( $X_2$ )
  - c. Sikap pelaksana kebijakan ( $X_3$ )
  - d. Struktur Birokrasi ( $X_4$ )
2. Kualitas Pelayanan (Y) :
  - a. *Tangible* (Y1)
  - b. *Reability* (Y2)
  - c. *Responsiveness* (Y3)
  - d. *Assurance* (Y4)

e. Empathy (Y5)

Model konseptual penelitian ini digambarkan dalam diagram jalur berikut :



Gambar 3.2

**Model Persamaan Struktural**

Unit sampel dalam penelitian ini adalah pejabat dan staf Bank Tabungan Negara Cabang Utama Bandung dengan banyak sampel adalah 57 orang responden. Ukuran sampel ini jika dibandingkan dengan indikator variabel sangatlah kecil sehingga pemodelan persamaan struktural tidak dapat dilakukan dengan LISREL.

Data dikumpulkan dengan menggunakan kuesioner dengan skala pengukuran ordinal, kemudian dilakukan peningkatan skala pengukuran dengan metode Successive Interval (MSI).

**HASIL ANALISIS DAN PEMBAHASAN**

Analisis data dilakukan dengan menggunakan software VPLS 1.4. Hasil analisis yang disajikan adalah nilai loading faktor. Nilai loading faktor lebih mudah diinterpretasikan dibandingkan dengan menggunakan bobot (weight). Uji signifikansi partial dilakukan dengan metode Jackknife.

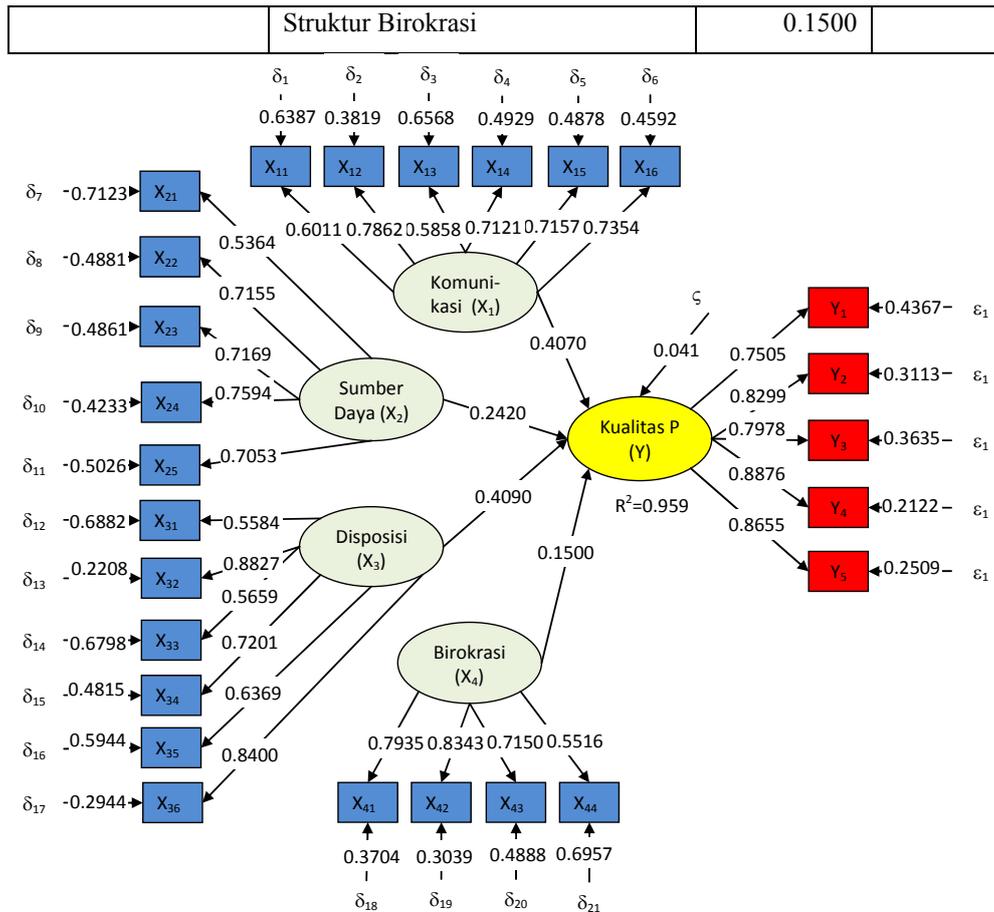
Hasil analisis disajikan di bawah ini.

**Tabel 2. Dugaan Parameter Model Pengukuran**

Variabel	Sub Variabel	Entire Sample estimate	Mean of Subsamples	Standard error	T-Statistic
X-1	X1	0.601	0.588	0.128	4.688
	X2	0.786	0.783	0.051	15.488
	X3	0.586	0.543	0.125	4.673
	X4	0.712	0.721	0.070	10.189
	X5	0.716	0.684	0.101	7.103
	X6	0.735	0.736	0.091	8.112
X-2	X7	0.536	0.488	0.151	3.563
	X8	0.716	0.728	0.079	9.042
	X9	0.717	0.728	0.087	8.218
	X10	0.759	0.753	0.075	10.087
	X11	0.705	0.680	0.099	7.123
X-3	X12	0.558	0.531	0.123	4.546
	X13	0.883	0.874	0.026	33.678
	X14	0.566	0.610	0.127	4.468
	X15	0.720	0.709	0.086	8.404
	X16	0.637	0.612	0.104	6.122
	X17	0.840	0.831	0.046	18.431
X-4	X18	0.794	0.785	0.062	12.788
	X19	0.834	0.847	0.039	21.563
	X20	0.715	0.686	0.123	5.800
	X21	0.552	0.527	0.125	4.401
Y	Y1	0.751	0.759	0.052	14.326
	Y2	0.830	0.815	0.043	19.452
	Y3	0.798	0.780	0.063	12.650
	Y4	0.888	0.879	0.027	32.467
	Y5	0.866	0.860	0.033	26.474

**Tabel 2. Dugaan Parameter Model Struktural**

Persamaan Struktural		Koefisien Jalur (Distandarkan)	R <sup>2</sup>
Variabel Laten Endogen	Variabel Laten Eksogen		
Kualitas Pelayanan	Komunikasi	0.4070	0,959
	Sumber daya	0.2420	
	Disposisi atau sikap pelaksana	0.4090	



**Gambar 4. Visualisasi Analisis PLS**

**Tabel 3**

**Hasil Uji Kebaikan Model Pengukuran**

Construct	Composite	AVE	Cronbach	Keterangan
	Reliability		Alpha	
Komunikasi (X1)	0.845879	0.480452	0.780685	Baik ( <i>fit</i> )
Sumber Daya (X2)	0.818611	0.477554	0.728685	Baik ( <i>fit</i> )
Disposisi (X3)	0.856586	0.506833	0.79445	Baik ( <i>fit</i> )
Struktur Birokrasi (X4)	0.818412	0.535298	0.699949	Baik ( <i>fit</i> )
Kualitas Pelayanan (Y)	0.915521	0.685038	0.883891	Baik ( <i>fit</i> )

Dari hasil pengujian kebaikan model, untuk model pengukuran dilihat dari nilai composite reliability, AVE, dan Cronbach Apla, semuanya memberikan nilai yang memenuhi kriteria kefitan model. Sehingga untuk model pengukuran dapat dinyatakan sudah baik.

### Uji Kebaikan Model Struktural

Uji kebaikan model struktural dapat dilihat dari nilai  $Q^2$  seperti di bawah ini :

$$Q^2 = 1 - (1 - R^2)$$

$$= 1 - (1 - 0.959) = 0.959$$

Nilai  $Q^2$  mendekati nilai 1 sehingga dapat dinyatakan model structural juga fit dengan data.

Kedua hasil pengujian ini menunjukkan model secara keseluruhan fit dengan data atau mampu mencerminkan realitas dan fenomena yang ada dilapangan. Sehingga hasil penelitian ini dapat dinyatakan valid dan reliable.

Hasil analisis menunjukkan bahwa semua variabel indikator valid dan reliable merefleksikan variabel laten dengan pengujian model menghasilkan kesimpulan model fit. Hasil pengujian partial dengan pendekatan jackknife menunjukkan bahwa semua variabel eksogen memberikan pengaruh signifikan terhadap variabel endogen.

### **KESIMPULAN**

1. Pemodelan struktural dengan ukuran sampel relatif kecil dan asumsi normalitas multivariate tidak terpenuhi dapat menggunakan pendekatan Partial Least Square (PLS)
2. Untuk pengujian model dengan ukuran sampel relatif besar dan sebaran data mengikuti sebaran multivariate, pendekatan LIREL merupakan pendekatan yang terbaik.

### **DAFTAR PUSTAKA**

- Bekti, H. 2008. Pengaruh Implementasi Kebijakan Pemberian Kredit Pemilikan Rumah Terhadap Kualitas Pelayanan Konsumen Masyarakat Berpenghasilan Rendah. Disertasi Pascasarjana Universitas Padjajaran Bandung.
- Bollen, K.A. 1989. Structural Equation With Latent Variabels. John Wiley and Sons, New York
- Chin, W.W., 2000. Partial Least Squares for Researcher : An Overview and Prosentation of Recent Advances Using the PLS approach. <<http://disc-nt.cba.uh.edu/chin/icis2000plstalk.pdf>> [20 Maret 2008]

- Chin, W. W., Marcolin, B. L., & Newsted, P. N. (2003). A partial least squares approach for measuring interaction effects: Results from a Monte Carlo simulation study and an electronic mail emotion/adoption study. *Information Systems Research*, 14(2), 189–217.
- Rencher, Alvin C, 2002. *Method of Multivariate Analysis* 2<sup>rd</sup>ed. A John Wiley & Sons, Inc. Publication, USA.
- Sheng -Hsun Hsu,. 2006. Robustness Testing of PLS, LISREL,EQS and ANN-based SEM for Measuring Customer Satisfaction, *Total Quality Management* Vol. 17, No. 3, 355–371, Chung-Hua University.
- Wold H. (1982) Soft modeling: the basic desing and some extensions, In: *Systems under Indirect Observation, Part 2*, Jöreskog K.G., Wold H. (eds). North-Hollad, 1-5