

# BAGIAN I

## KONSEP DASAR PLS

### A. Pengertian PLS

Dalam sebuah penelitian sering kali peneliti dihadapkan pada kondisi di mana ukuran sampel cukup besar, tetapi memiliki landasan teori yang lemah dalam hubungan di antara variable yang dihipotesiskan. Namun tidak jarang pula ditemukan hubungan di antara variable yang sangat kompleks, tetapi ukuran sampel data kecil. **Partial Least Square (PLS)** adalah salah satu metode alternative *Structural Equation Modeling (SEM)* yang dapat digunakan untuk mengatasi permasalahan tersebut.

Terdapat dua pendekatan dalam *Structural Equation Modeling (SEM)*, yaitu SEM berbasis *covariance (Covariance Based-SEM, CB-SEM)* dan SEM dengan pendekatan *variance (VB-SEM)* dengan teknik *Partial Least Squares Path Modeling (PLS-SEM)*. PLS-PM kini telah menjadi alat analisis yang populer dengan banyaknya jurnal internasional atau penelitian ilmiah yang menggunakan metode ini. *Partial Least Square* disingkat PLS merupakan jenis analisis SEM yang berbasis komponen dengan sifat konstruk formatif. PLS pertama kali digunakan untuk mengolah data di bidang econometrics sebagai alternative teknik SEM dengan dasar teori yang lemah. PLS hanya berfungsi sebagai alat analisis *prediktor*, bukan *uji model*.

Semula PLS lebih banyak digunakan untuk studi bidang *analytical, physical* dan *clinical chemistry*. Disain PLS dimaksudkan untuk mengatasi keterbatasan analisis regresi dengan teknik **OLS (Ordinary Least Square)** ketika karakteristik datanya mengalami masalah, seperti : (1). ukuran data kecil, (2). adanya *missing value*, (3). bentuk sebaran data tidak normal, dan (4). adanya gejala multikolinearitas. *OLS regression* biasanya menghasilkan data yang tidak stabil apabila jumlah data yang terkumpul (sampel) sedikit, atau adanya *missing values* maupun *multikolinearitas* antar prediktor karena kondisi seperti ini dapat meningkatkan *standard error* dari koefisien yang diukur (Field, 2000 dalam Mustafa dan Wijaya, 2012:11).

PLS yang pada awalnya diberi nama NIPALS (*Non-linear Iterative Partial Least Squares*) juga dapat disebut sebagai teknik *prediction-oriented*. Pendekatan PLS secara khusus berguna juga untuk memprediksi variable dependen dengan melibatkan sejumlah besar variable independen. PLS selain digunakan untuk keperluan *confirmatory factor analysis (CFA)*, tetapi dapat juga digunakan untuk *exploratory factor analysis (EFA)* ketika dasar teori konstruk atau model masih lemah. Pendekatan PLS bersifat *asymptotic distribution free (ADF)*, artinya data yang dianalisis tidak memiliki pola distribusi tertentu, dapat berupa nominal, kategori, ordinal, interval dan rasio.

Pendekatan PLS lebih cocok digunakan untuk analisis yang bersifat prediktif dengan dasar teori yang lemah dan data tidak memenuhi asumsi SEM yang berbasis kovarian. Dengan teknik PLS, diasumsikan bahwa semua ukuran *variance* berguna untuk dijelaskan. Karena pendekatan mengestimasi variable laten dianggap kombinasi linear dari indikator, masalah *indereminacy* dapat dihindarkan dan memberikan definisi yang pasti dari komponen skor. Teknik PLS menggunakan iterasi algoritma yang terdiri dari serial PLS yang dianggap sebagai model alternative dari *Covariance Based SEM (CB-SEM)*. Pada CB-SEM metode yang dipakai adalah *Maximum Likelihood (ML)* berorientasi pada teori dan menekankan transisi dari analisis *exploratory* ke *confirmatory*. PLS

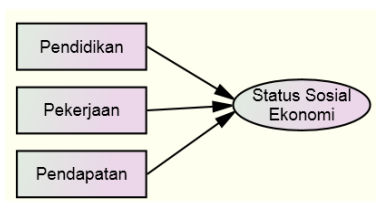
dimaksudkan untuk *causal-predictive analysis* dalam kondisi kompleksitas tinggi dan didukung teori yang lemah.

Seperti penjelasan di muka, metode PLS juga disebut teknik *prediction-oriented*. Pendekatan PLS secara khusus berguna untuk memprediksi variable dependen dengan melibatkan banyak variable independen. CB-SEM hanya mampu memprediksi model dengan kompleksitas rendah sampai menengah dengan sedikit indikator.

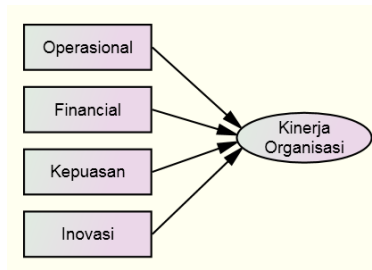
Sesuai dengan publikasi resmi penerbit SmartPLS 3.1.9. di <http://www.smartpls.de>, Smart PLS 3.1.9. mampu melakukan hal-hal sebagai berikut :

- *Partial least squares (PLS) path modeling algoritm (including consistent PLS)*
- *Ordinary least squares regression based on sumscores*
- *Advanced bootstrapping option*
- *Blindfolding*
- *Importance-performance matrix analysis (IPMA)*
- *Multi-group Analysis (MGA)*
- *Hierarchical component models (second-order models)*
- *Nonlinear relationships (e.g. quadratic effect)*
- *Confirmatory tetrad analysis (CTA)*
- *Finite mixture (FIMIX) segmentation*
- *Prediction-oriented segmentation (POS)*
- *and more...*

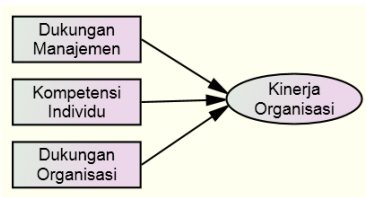
Analisis PLS digunakan untuk indikator pembentuk variable laten yang bersifat formatif, bukan reflektif. Variable laten dengan indikator pembentuk yang bersifat formatif dalam bentuk komposit, misalnya Status Ekonomi Sosial diukur berdasarkan pembentuk indikator yang saling *mutually exclusive*, yaitu *pendidikan, pekerjaan dan pendapatan*. Contoh lain misalnya *kinerja organisasi* menurut Kaplan (*Balance Score Card*) adalah resultante dari komponen *kinerja keuangan, kepuasan pelanggan, operasional dan inovasi*. Demikian juga *kinerja individu pegawai* ditentukan oleh komponen *dukungan manajemen, kompetensi individu dan dukungan organisasi*. Konstruk bisa berbentuk reflektif atau formatif, tergantung fenomena yang akan diteliti. Misalkan konstruk sakit pada seseorang, bisa berbentuk reflektif, seperti bisa dilihat gejala atau akibat yang ditimbulkan, yaitu meningkatnya : suhu badan, tekanan darah, denyut nadi dan *badan merasa nyeri*. Tapi konstruk sakit juga bisa akibat dipengaruhi atau dibentuk oleh kebiasaan buruk pada pola *makan, minum, merokok dan kerja yang berlebihan*. Untuk memudahkan pemahaman tentang variable laten yang bersifat formatif, dan reflektif dapat dilihat Gambar 1.1.



Gambar 1.1a. Konstruk Laten Formatif kelas Status Sosial Ekonomi.



Gambar 1.1b. Konstruk Laten Formatif Kinerja Organisasi.

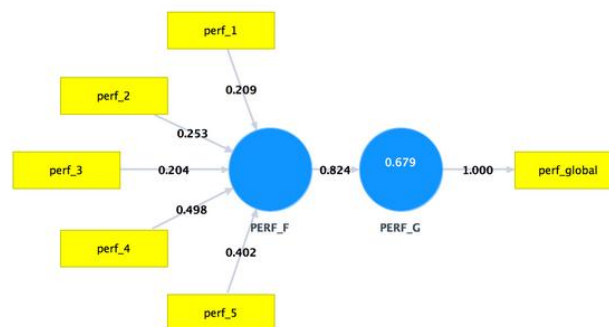


Gambar 1.1c. Konstruk Laten Formatif Kinerja Individu

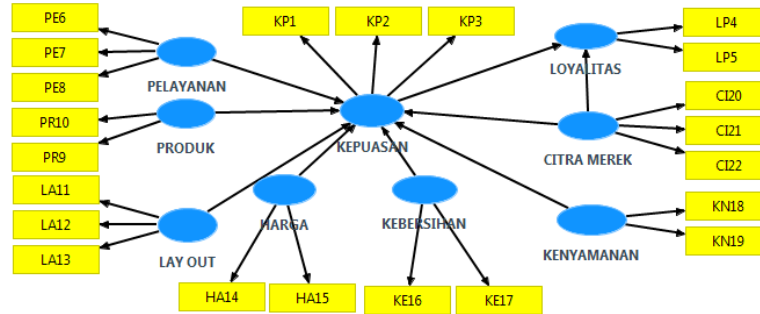


Gambar 1.1d. Konstruk Reflektif dan Formatif

Dalam PLS-SEM, arah hubungan kausalitas dari indikator ke konstruk atau membentuk konstruk dengan arah panah  $\rightarrow$ . Sesama indikator diasumsikan tidak berkorelasi sehingga tidak perlu diuji konsistensi atau reliabilitas internalnya. Hilangnya salah satu indikator dapat mengakibatkan perubahan makna dari konstruk. Dalam indicator yang sifatnya formatif, tidak diperlukan kovarian antar indikator. Contoh model PLS-SEM yang sederhana dan kompleks dapat dilihat pada Gambar 1.2.



Gambar 1.2a. Contoh Model PLS-SEM Sederhana.



Gambar 1.2b. Contoh Model PLS-SEM Komplek.

**B. VBSEM (PLS-SEM) vs. CBSEM (AMOS dan LISREL)**

Analisis SEM secara umum dapat dibedakan menjadi *Variance Based SEM* (VB SEM) dan *Covariance Based SEM* (CBSEM). Pendekatan PLS-SEM didasarkan pada pergeseran analisis dari pengukuran estimasi parameter model menjadi pengukuran prediksi model yang relevan. PLS-SEM menggunakan algoritma iteratif yang terdiri atas beberapa analisis dengan metode kuadrat terkecil biasa (*Ordinary Least Squares*). Oleh karena itu, dalam PLS-SEM persoalan identifikasi tidak penting. PLS-SEM justru mampu menangani masalah yang biasanya muncul dalam analisis SEM berbasis kovarian. *Pertama*, solusi model yang tidak dapat diterima (*inadmissible solution*) seperti munculnya nilai *standardized loading factor* > 1 atau varian bernilai 0 atau negatif. *Kedua*, faktor *indeterminacy* yaitu faktor yang tidak dapat ditentukan seperti nilai amatan untuk variable laten tidak dapat diproses. Karena PLS memiliki karakteristik algoritma iteratif yang khas, maka PLS dapat diterapkan dalam model pengukuran reflektif maupun formatif. Sedangkan analisis CB-SEM hanya menganalisis model pengukuran reflektif (Yamin dan Kurniawan, 2011:15).

Dengan demikian, PLS-SEM dapat dikatakan sebagai komplementari atau pelengkap CB SEM (AMOS dan LISREL) bukannya sebagai pesaing. Terdapat 10 kriteria perbandingan sederhana antara penggunaan VBSEM (PLS-SEM) dengan CBSEM (AMOS dan LISREL) dapat dilihat pada Table 1.1.

Table 1.1. Kriteria Perbandingan Sederhana Antara Penggunaan VBSEM (PLS-SEM) dengan CBSEM (AMOS dan LISREL).

No	Kriteria	VBSEM (PLS-SEM)	CBSEM (AMOS dan LISREL)
1	Tujuan Analisis	Orientasi prediksi dan analisis eksploratori	Taksiramn parameter dan konfirmatori
2	Asumsi	Non-parametrik, tidak mengikuti pola distribusi tertentu	Parametrik, mengikuti pola distribusi normal multivariate

3	Pendekatan	<i>Variance</i> atau <i>component based (VBSEM)</i>	<i>Covariance based (CB-SEM)</i>
4	Jumlah sampel	30 – 100 kasus, semakin besar jumlah sampel model semakin baik	200 – 800 kasus
5	Hubungan indikator-konstruk laten	Reflektif maupun formatif	Reflektif
6	Kompleksitas model	Mampu menangani hubungan yang sangat kompleks, bisa terdiri dari 100 konstruk laten dan 1000 variabel manifest.	Kurang dari 100 variabel
7	Kebutuhan teori	Fleksibel, optimal pada prediksi dan akurasi model	Asumsi dan dasar teorikuat, pengembangan model berorientasi akurasi parameter
8	Identifikasi model	Model rekursif dan non rekursif	Algoritma CBSEM hanya menangani model rekursif
9	Uji GOF	Sedikit alat parameter GOf	Lebih banyak alat parameter GOf
10	Kekuatan taksiran parameter	Konsisten ketika jumlah sampel meningkat	Lebih baik, kuat dan konsisten
11	Skor variable laten	Secara eksplisit diestimasi	Indeterminate
12	Implikasi	Optimal untuk ketepatan prediksi	Optimal untuk ketepatan parameter

Sumber : Dari berbagai sumber bacaan dikembangkan oleh peneliti.

### C. Ukuran Sampel dalam SEM-PLS

Dalam analisis PLS perlu diketahui apakah data memenuhi persyaratan untuk model SEM-PLS. Beberapa karakteristik yang perlu diperhatikan diantaranya, ukuran sampel, bentuk sebaran data, missing values, dan skala pengukuran. Peneliti harus memperhatikan berapa banyak observasi yang tidak lengkap (missing value) dalam datanya. Selain itu, pengukuran variable laten endogen sebaiknya tidak menggunakan skala nominal supaya model dapat diidentifikasi.

Hair dkk (2013) menyatakan panduan ukuran sampel minimum dalam analisis SEM-PLS adalah sama atau lebih besar ( $\geq$ ) dari kondisi: (1). 10 X dari jumlah indikator formatif terbesar yang digunakan untuk mengukur suatu konstruk. (2). 10 x dari jumlah jalur struktur terbesar yang mengarah kepada suatu konstruk tertentu. Pedoman tersebut disebut aturan 10 X (*10 time rule of thumb*) yang secara praktis adalah 10X dari jumlah maksimum anak panah (jalur) yang mengenai sebuah variable laten dalam model PLS.

Karena panduan ini masih bersifat kasar (*rough guidance*) sehingga Hair dkk (2013) menyarankan peneliti untuk menggunakan pendekatan Cohen (1992) yang mempertimbangkan *statistical power* dan *effect size* ketika menentukan minimum ukuran sampel. Sesuai **Table 1.2. Panduan Menentukan Ukuran Sampel Model SEM-PLS**, misalkan dalam model penelitian jumlah

anak panah terbesar yang mengenai satu konstruk adalah 4, kita mengharapkan signifikansi pada 0,05 (5%) dan  $R^2$  minimum 0,50 maka ukuran sampel minimum yang harus kita punya adalah 42.

**Tabel 1.2. Panduan Menentukan Ukuran Sampel Model PLS-SEM**

Jumlah maksimal arah panah menuju konstruk	Tingkat ( <i>level</i> ) Signifikansi											
	1%				5%				10%			
	Minimum $R^2$				Minimum $R^2$				Minimum $R^2$			
	0,10	0,25	0,50	0,75	0,10	0,25	0,50	0,75	0,10	0,25	0,50	0,75
2	158	75	47	38	110	52	33	26	88	41	26	21
3	176	84	53	42	124	59	38	30	100	48	30	25
4	191	91	58	46	137	65	42	33	111	53	34	27
5	205	98	62	50	147	70	45	36	120	58	37	30
6	217	103	66	53	157	75	48	39	128	62	40	32
7	228	109	69	56	166	80	51	41	136	66	42	35
8	238	114	73	59	174	84	54	44	143	69	45	37
9	247	119	76	62	181	88	57	46	150	73	47	39
10	256	123	79	64	189	91	59	48	156	76	49	41

Sumber : Cohen (1992) dalam Solihin dan Ratmono (2013:13).

## D. Tahapan Analisis PLS

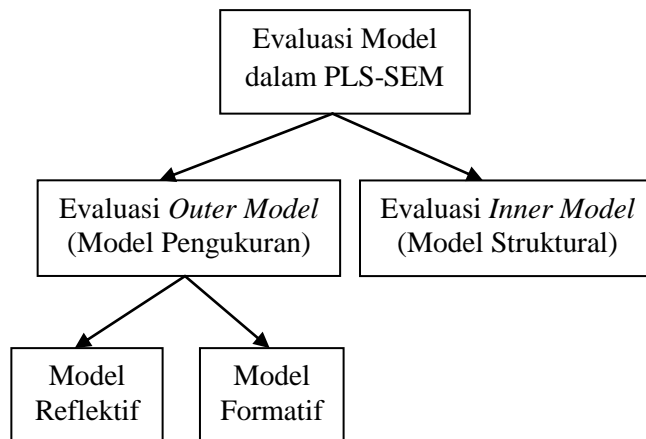
### 1. Estimasi Model dalam PLS-SEM

Menurut Lahmoller (1989) dalam Yamin dan Kurniawan (2011:16) pendugaan parameter dalam PLS meliputi tiga tahap, yaitu : 1). Menciptakan skor variabel laten dari *weight estimate*. 2). Menaksir koefisien jalur (*path coefficient*) yang menghubungkan antar variabel laten dan menaksir *loading factor* (koefisien model pengukuran) yang menghubungkan antara variabel laten dengan indikatornya, dan 3). Menaksir parameter lokasi.

Analisis pada tahap ini berupa algoritma PLS yang berisi prosedur iterasi yang menghasilkan skor variabel laten. Setelah ditemukan skor variabel laten, maka analisis tahap selanjutnya dilakukan.

### 2. Evaluasi Model dalam PLS-SEM

Evaluasi model dalam PLS terdiri dari dua tahap, yaitu evaluasi *outer model* atau model pengukuran dan evaluasi *inner model* atau model struktural. Evaluasi terhadap model pengukuran dikelompokkan menjadi evaluasi terhadap model reflektif dan formatif.



Sumber : Dari berbagai sumber dikembangkan oleh penulis.

Gambar 1.3. Pembagian Evaluasi Model PLS-SEM

### a. Evaluasi Outer Model (Model Pengukuran)

#### 1. Evaluasi Model Pengukuran Reflektif

Evaluasi terhadap model indikator reflektif meliputi pemeriksaan : (1). *individual item reliability*, (2). *internal consistency*, atau *construct reliability*, dan (3). *average variance extracted* dan (4). *discriminant validity*. Ketiga pengukuran pertama dikategorikan ke dalam *convergent validity*. *Convergent validity* mengukur besarnya korelasi antar konstruk dengan variable laten. Dalam evaluasi *convergent validity* dari pemeriksaan *individual item reliability*, dapat dilihat dari nilai *standardized loading factor*. *Standardized loading factor* menggambarkan besarnya korelasi antara setiap item pengukuran (indikator) dengan konstraknya. Nilai *loading factor* > 0.7 dikatakan ideal, artinya indikator tersebut dikatakan *valid* mengukur konstraknya. Dalam pengalaman empiris penelitian, nilai *loading factor* > 0.5 masih dapat diterima. Dengan demikian, nilai *loading factor* < 0.5 harus dikeluarkan dari model (di-drop). Nilai kuadrat dari nilai *loading factor* disebut *communalities*. Nilai ini menunjukkan persentasi konstruk mampu menerangkan variasi yang ada dalam indikator.

Setelah kita mengvaluasi *individual item reliability* melalui nilai *standardized loading factor*, langkah selanjutnya kita melihat *internal consistency reliability* dari nilai *Cronbach's Alpha* dan *Composite Reliability* (CR). *Composite Reliability* (CR) lebih baik dalam mengukur *internal consistency* dibandingkan *Cronbach's Alpha* dalam SEM karena CR tidak mengasumsikan kesamaan *boot* dari setiap indikator. *Cronbach's Alpha* cenderung menaksir lebih rendah *construct reliability* dibandingkan *Composite Reliability* (CR).

Formula *Composite Reliability* (CR) adalah :

$$CR = \frac{(\sum \lambda_i)^2}{(\sum \lambda_i)^2 + (\sum \epsilon_i)}$$

Interpretasi *Composite Reliability* (CR) sama dengan *Cronbach's Alpha*. Nilai batas > 0.7 dapat diterima, dan nilai > 0.8 sangat memuaskan. Ukuran lainnya dari *convergent validity* adalah nilai *Average Variance Extracted* (AVE). Nilai AVE menggambarkan besarnya varian atau keragaman variable manifest yang dapat dimiliki oleh konstruk laten. Dengan demikian, semakin besar varian atau keragaman variable manifest yang dapat dikandung oleh konstruk laten, maka semakin besar representasi variable manifest terhadap konstruk latennya.

Fornell dan Larcker (1981) dalam Ghazali (2014:45) dan Yamin dan Kurniawan (2011:18) merekomendasikan penggunaan AVE untuk suatu kriteria dalam menilai *convergent validity*. Nilai AVE minimal 0.5 menunjukkan ukuran *convergent validity* yang baik. Artinya, variable laten dapat menjelaskan rata-rata lebih dari setengah varian dari indikator-indikatornya. Nilai AVE diperoleh dari penjumlahan kuadrat *loading factor* dibagi dengan *error*.

Formula *Average Variance Extracted* (AVE) adalah :

$$AVE = \frac{\sum \lambda_i^2}{\sum \lambda_i^2 + \sum \epsilon_i}$$

Ukuran AVE juga dapat digunakan untuk mengukur reliabilitas *component score variable latent* dan hasilnya lebih konservatif dibandingkan dengan *composite reliability* (CR). Jika semua indikator distandarkan, maka nilai AVE akan sama dengan rata-rata nilai *block communalities*.

*Discriminant validity* dari model reflektif dievaluasi melalui *cross loading*, kemudian dibandingkan nilai AVE dengan kuadrat dari nilai korelasi antar konstruk (atau membandingkan akar kuadrat AVE dengan korelasi antar konstruknya). Ukuran *cross loading* adalah membandingkan korelasi indikator dengan konstruknya dan konstruk dari blok lainnya. Bila korelasi antara indikator dengan konstruknya lebih tinggi dari korelasi dengan konstruk blok lainnya, hal ini menunjukkan konstruk tersebut memprediksi ukuran pada blok mereka dengan lebih baik dari blok lainnya. Ukuran *discriminant validity* lainnya adalah bahwa nilai akar AVE harus lebih tinggi daripada korelasi antara konstruk dengan konstruk lainnya atau nilai AVE lebih tinggi dari kuadrat korelasi antara konstruk.

## 2. Evaluasi Model Pengukuran Formatif

Pengujian validitas yang biasa dipakai dalam metode klasik tidak bisa dipakai untuk model pengukuran formatif, sehingga konsep reliabilitas (*internal consistency*) dan *construct validity* (seperti *convergent validity* dan *discriminant validity*) tidak memiliki arti ketika model pengukuran bersifat formatif. Dalam hubungan model pengukuran yang bersifat formatif, reliabilitas konstruk menjadi tidak relevan lagi dalam menguji kualitas pengukuran. Hal yang perlu dilakukan adalah menggunakan dasar teoritik yang rasional dan pendapat para ahli.

Sedikitnya ada lima isu kritis untuk menentukan kualitas model formatif, yaitu : (1). *Content specification*, berhubungan dengan cakupan konstruk laten yang akan diukur. Artinya kalau mau meneliti, peneliti harus seringkali mendiskusikan dan menjamin dengan benar spesifikasi isi dari konstruk tersebut. (2). *Specification indicator*, harus jelas mengidentifikasi dan mendefinisikan indikator tersebut. Pendefinisian indikator harus melalui literature yang jelas serta telah mendiskusikan dengan para ahli dan divalidasi dengan beberapa *pre-test*. (3). *Reliability indicator*, berhubungan dengan skala kepentingan indikator yang membentuk konstruk. Dua rekomendasi untuk menilai *reliability indicator* adalah melihat tanda indikatornya sesuai dengan hipotesis dan *weight indicator*-nya minimal 0.2 atau signifikan. (4). *Collinearity indicator*, menyatakan antara indikator



yang dibentuk tidak saling berhubungan (sangat tinggi) atau tidak terdapat masalah multikolinearitas dapat diukur dengan *Variance Inflated Factor* (VIF). Nilai VIF > 10 terindikasi ada masalah dengan multikolinearitas, dan (5). *External validity*, menjamin bahwa semua indikator yang dibentuk dimasukkan ke dalam model.

### **b. Evaluasi Inner Model (Model Struktural)**

Setelah mengevaluasi model pengukuran konstruk/variabel, tahap selanjutnya adalah menevaluasi model struktural atau *outer model*. Langkah *pertama* adalah mengevaluasi model struktural adalah melihat signifikansi hubungan antar konstruk/variabel. Hal ini dapat dilihat dari koefisien jalur (*path coefficient*) yang menggambarkan kekuatan hubungan antar konstruk. Tanda atau arah dalam jalur (*path coefficient*) harus sesuai dengan teori yang dihipotesiskan, signifikansinya dapat dilihat pada *t test* atau CR (*critical ratio*) yang diperoleh dari proses *bootstrapping* (*resampling method*).

Langkah *kedua* adalah mengevaluasi nilai  $R^2$ . Interpretasi nilai  $R^2$  sama dengan interpretasi  $R^2$  regresi linear, yaitu besarnya *variability* variabel endogen yang mampu dijelaskan oleh variabel eksogen. Menurut Chin (1998) dalam Yamin dan Kurniawan (2011:21) kriteria  $R^2$  terdiri dari tiga klasifikasi, yaitu : nilai  $R^2$  0.67, 0.33 dan 0.19 sebagai substansial, sedang (*moderate*) dan lemah (*weak*). Perubahan nilai  $R^2$  dapat digunakan untuk melihat apakah pengaruh variabel laten eksogen terhadap variabel laten endogen memiliki pengaruh yang substantif. Hal ini dapat diukur dengan *effect size*  $f^2$ . Formulasi *effect size*  $f^2$  adalah :

$$Effect\ Size\ f^2 = \frac{R^2\ Included - R^2\ Excluded}{1 - R^2\ Included}$$

Dimana *R included* dan *R excluded* adalah  $R^2$  dari variabel laten endogen yang diperoleh ketika variabel eksogen tersebut masuk atau dikeluarkan dalam model. Menurut Cohen (1988) dalam Yamin dan Kurniawan (2011:21) *Effect Size*  $f^2$  yang disarankan adalah 0.02, 0.15 dan 0.35 dengan variabel laten eksogen memiliki pengaruh kecil, moderat dan besar pada level struktural.

Untuk memvalidasi model struktural secara keseluruhan digunakan *Goodness of Fit* (GoF). GoF indeks merupakan ukuran tunggal untuk memvalidasi performa gabungan antara model pengukuran dan model struktural. Nilai GoF ini diperoleh dari *average communalities index* dikalikan dengan nilai  $R^2$  model. Formula GoF index :

$$GoF = \sqrt{Com \times R^2}$$

Dimana *Com* bergaris di atas adalah *average communalities* dan  $R^2$  bergaris di atas adalah nilai rata-rata model  $R^2$ . Nilai GoF terbentang antara 0 sd 1 dengan interpretasi nilai-nilai : 0.1 (GoF kecil), 0,25 (GoF moderate), dan 0.36 (GoF besar).

Pengujian lain dalam pengukuran struktural adalah  $Q^2$  *predictive relevance* yang berfungsi untuk memvalidasi model. Pengukuran ini cocok jika variabel latin endogen memiliki model pengukur reflektif. Hasil  $Q^2$  *predictive relevance* dikatakan baik jika nilainya > yang menunjukkan variabel laten eksogen baik (sesuai) sebagai variabel penjelas yang mampu memprediksi variabel endogennya.

Seperti analisis menggunakan CB-SEM, analisis dengan PLS-SEM juga menggunakan dua tahapan penting, yaitu *measurement model* dan *structural model*. Data dalam *measurement model* dievaluasi untuk menentukan validitas dan reliabilitasnya.

Bagian dari *measurement model* terdiri dari : (1). *Individual loading* dari setiap item pertanyaan. (2). *Internal Composite Reliability (ICR)*. (3). *Average Variance Extracted (AVE)*, dan (4). *Discriminant Validity*.

Apabila data memenuhi syarat dalam *measurement model*, maka tahap selanjutnya adalah mengevaluasi *structural model*. Dalam *structural model* hipotesis diuji melalui signifikansi dari : (1). *Path coefficient*, (2). *T-statistic*, dan (3). *r-squared value*.

Dalam penelitian ilmu-ilmu social, behavioral dan manajemen data sering kali sulit memenuhi asumsi yang dipersyaratkan oleh CB-SEM dan adanya tantangan serta hambatan untuk mendapatkan jumlah sampel yang memadai sehingga menggunakan teknik alternatif, yaitu PLS.

### E. Kriteria Penilaian dalam PLS-SEM

Model hubungan variable laten dalam PLS terdiri dari tiga jenis ukuran, yaitu : (1). *Inner model* yang menspesifikasikan hubungan antar variable laten berdasarkan substantive theory, (2). *Outer model* yang menspesifikasi hubungan antar variable laten dengan indikator atau variable manifest-nya (disebut *measurement model*). *Outer model* sering disebut *outer relation* yang mendefinisikan bagaimana setiap *blok indikator* berhubungan dengan variable laten yang dibentuknya. (3). *Weight relation*, yaitu estimasi nilai dari variable latent.

Dalam PLS, model hubungan dapat diasumsikan bahwa variable laten dan indikator atau manifes variable di skala *zero means* dan unit *variance* (nilai *standardized*) sehingga parameter lokasi (konstanta) dapat dihilangkan dalam model tanpa mempengaruhi nilai generalisasi. Teknik parametrik untuk menguji signifikansi parameter tidak diperlukan karena PLS tidak menghasilkan adanya distribusi tertentu untuk estimasi parameter (Chin *et al*, 2010 dalam Mustafa dan Wijaya, 2012:11) dan Ghazali (2014:43).

Table 1.3. Kriteria Penilaian PLS

No.	Kriteria	Penjelasan
	<b>Evaluasi Model Struktural</b>	
1	R <sup>2</sup> untuk variable laten endogen	Hasil R <sup>2</sup> untuk variable laten endogen dalam model structural mengindikasikan bahwa model <i>baik</i> , <i>moderat</i> dan <i>lemah</i> .
2	Estimasi koefisien jalur	Nilai estimasi untuk hubungan jalur dalam model structural harus signifikan. Nilai signifikan ini dapat diperoleh dengan prosedur <i>bootstrapping</i> yang juga menghasilkan nilai T ( <i>T-value</i> ).
3	f <sup>2</sup> untuk <i>effect size</i>	Nilai f <sup>2</sup> dapat diinterpretasikan apakah prediktor variable mempunyai pengaruh yang lemah, medium atau besar pada tingkat structural
4	Relevansi prediksi (Q <sup>2</sup> dan q <sup>2</sup> )	Prosedur <i>blindfolding</i> digunakan untuk mengukur Q <sup>2</sup> dengan formulasi :

No.	Kriteria	Penjelasan
		$Q^2 = 1 - \frac{\sum_D E_D}{\sum_D O_D}$ <p>Dimana :</p> <p>D adalah omission distance, E adalah <i>sum of squares of prediction errors</i>, dan O adalah <i>sum of squares observations</i>. Nilai <math>Q^2 &gt; 0</math> membuktikan bahwa model memiliki <i>predictive relevance</i>, sebaliknya jika nilai <math>Q^2 &lt; 0</math> membuktikan bahwa model kurang memiliki <i>predictive relevance</i>. Dalam kaitannya dengan <math>f^2</math>, dampak relatif model struktural terhadap pengukuran variable dependen laten dapat dinilai dengan formulasi :</p> $q^2 = \frac{Q^2 \text{ included} - Q^2 \text{ excluded}}{1 - Q^2 \text{ excluded}}$
	<b>Evaluasi Model Pengukuran Refleksifl</b>	
1	<i>Loading Factor (LF)</i>	Nilai <i>loading factor</i> (lf) harus $> 0.7$
2	<i>Composite reliability</i>	<i>Composite reliability</i> mengukur <i>internal consistency</i> dan nilainya harus $> 0.6$
3	<i>Average Variance Extracted (AVE)</i>	Nilai <i>Average Variance Extracted (AVE)</i> harus $> 0.5$
4	Validitas diskriminan	Nilai akar kuadrat dari AVE harus $>$ nilai korelasi antar variable laten
5	<i>Cross loading</i>	Ukuran lain dari validitas diskriminan. Diharapkan setiap <i>blok indicator</i> memiliki nilai <i>loading</i> lebih tinggi untuk setiap variable laten yang diukur dibandingkan dengan indikator untuk variable laten lainnya.
	<b>Evaluasi Model Pengukuran Formatif</b>	
1	Signifikansi nilai <i>weight</i>	Nilai estimasi untuk model pengukuran formatif harus signifikan. Tingkat isgnifikansi ini dinilai dengan prosedur <i>bootstrapping</i> .
2	Multikolinearitas	Variable manifest dalam blok harus diuji apakah terdapat gejala multikolinearitas. Nilai <i>Variance Inflation Factor (VIF)</i> dapat digunakan untuk menguji permasalahan ini. Nilai $VIF > 10$ mengindikasikan terdapat gejala multikolinearitas.

Sumber : Mustafa dan Wijaya (2012:16), Ghozali (2014:43)

Pemilihan penggunaan PLS maupun SEM tergantung pada beberapa kriteria, diantaranya jumlah sampel (data), hubungan indikator dengan konstruk, kekuatan teori dan tujuan analisis. Pada dasarnya PLS merupakan teknik alternatif atau cadangan apabila tidak dimungkinkan lagi menggunakan SEM yang berbasis reflektif atau kovarian. PLS adalah pilihan alternatif apabila data yang dimiliki tidak mampu dianalisis dengan menggunakan SEM berbasis varian.

Analisis yang menggunakan sampel kecil atau kurang dari ketentuan pengujian SEM (misalkan jumlah sampel atau data kurang dari persyaratan SEM minimal, yaitu 5 – 10 kali jumlah indikator) sebaiknya menggunakan PLS karena SEM sangat sensitif dengan besarnya sampel. SEM dengan teknik *Maximum Likelihood estimation* (MLE) efektif untuk sampel berkisar 150 – 400 responden. Teknik *Generalized Least Squares Estimation* (GLSE) dapat digunakan pada sampel berkisar 200 – 500. Hubungan indikator dengan konstruk yang melibatkan unsure formatif atau kombinasinya dengan unsure reflektif sebaiknya menggunakan PLS karena dalam PLS dapat menganalisis hubungan konstruk dengan formatif dan reflektif atau kombinasi dari keduanya.

Analisis SEM membutuhkan teori yang sudah mapan atau bangunan teori yang kuat sehingga sifatnya menguji model (*proofing*), sedangkan PLS lebih bersifat prediksi berdasarkan data yang sifatnya eksploratori dan teori yang digunakan masih bersifat tentatif. SEM digunakan untuk menguji teori yang dikonfirmasi melalui data empirik. Asumsi yang dibutuhkan dalam SEM berbasis *covarian* lebih kuat dibandingkan PLS.

#### F. Jenis Software PLS dalam Praktek

Software PLS pertama kali dikembangkan oleh Jan-Bernd Lohmoller dibawah DOS dan disebut LVPLS versi 1.8 (*Latent Variabkle Partial Least Square*). Saat ini telah dikembangkan berbagai software, diantaranya : XLSTAT PLS-PM 2010, SmartPLS versi 3.0, PLS Graph, PLS GUI, WarpPLS, GSCA (*Generalized Structured Component Analysis*) dan Visual PLS.

Beberapa software PLS dapat diunduh secara gratis, seperti tertera pada table 4.

Table 1.4. Nama *Software* dan Sumber URRL untuk Download PLS-SEM

No	Nama Software	Web-site (URRL)
1	XLSTAT PLS-PM	<a href="http://www.xlstat.com">http://www.xlstat.com</a>
2	LVPLS 1.41	<a href="http://fs.mis.kuas.edu.tw/~fred/vpls/">http://fs.mis.kuas.edu.tw/~fred/vpls/.</a>
3	LVPLS 1.8	<a href="http://kiptron.psyc.virginia.edu/disclaimer.html">http://kiptron.psyc.virginia.edu/disclaimer.html</a>
4	VPLS	<a href="http://www2.kuas.edu.tw/prof/fred/vpls">http://www2.kuas.edu.tw/prof/fred/vpls</a>
5	PLS-PC 1.8 - PLS-GUI	<a href="http://www.dmsweb.badm.sc.edu/yuanli">http://www.dmsweb.badm.sc.edu/yuanli</a>
6	SmartPLS versi 2.0	<a href="http://www.smartpls.de/forum/">http://www.smartpls.de/forum/.</a>

Sumber : Dari berbagai sumber, diolah oleh penulis.

Bagaimana caranya agar kita bisa mendapatkan *software/installer* PLS? *Software/installer* PLS dapat di-*download* dari situs-situs pada Table 1.4. di atas. Anda bisa mendapatkan secara gratis (*free*) versi student dan trial selama 1 bulan. Untuk pilihan versi professional dikenakan harga 400 euro/tahun dan versi enterprise/business 4000 Euro/tahun.

**Table 1.5. SmartPLS 3 Pricing and License Options**

	SmartPLS 3 Student	SmartPLS 3 Professional	SmartPLS 3 Enterprise
Datasets	max. 100 rows	Unlimited	Unlimited
Projects	Unlimited	Unlimited	Unlimited
Export results to Excel, R and HTML	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
Copy result tables to the clipboard	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
Export the graphical model	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
Access to all algorithms	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
Prioritized technical support	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
Method Support Service	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
Results Review Service	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
Personal support via Skype	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
	<i>FREE/lifetime</i> no license required	<i>€ 400/year *</i> one installation	<i>€ 4,000/year *</i> up to 3 installations

Sumber : <http://www.smartpls.de/#downloads> (7/2/2015).