

Q-A SmartPLS

Q

Apakah boleh 3 (tiga) variabel laten, X1, X2 dan X3 dihipotesiskan mempengaruhi Y, di mana X1, X2 dan X3 masing-masing bersaing satu dengan lainnya?

A.

Tentu saja, tiga variabel laten (X1, X2, dan X3) dapat dihipotesiskan untuk mempengaruhi variabel dependen (Y), dengan asumsi bahwa X1, X2, dan X3 bersaing satu dengan lainnya. Dalam konteks ini, "bersaing" bisa berarti bahwa ketiga variabel laten tersebut mewakili alternatif atau strategi yang berbeda, yang masing-masingnya mencoba mempengaruhi Y dengan cara yang saling eksklusif atau saling menggantikan.

Pendekatan dan Pertimbangan

1. **Model Pengaruh Langsung:** Dalam pendekatan ini, masing-masing variabel laten X1, X2, dan X3 dihipotesiskan memiliki pengaruh langsung terhadap variabel Y. Model ini cocok digunakan ketika kita ingin memahami sejauh mana masing-masing variabel laten secara individual mempengaruhi Y tanpa interaksi atau pengaruh silang di antara mereka.

Sebagai contoh, dalam penelitian pemasaran, X1, X2, dan X3 bisa mewakili tiga strategi pemasaran yang berbeda (misalnya: pemasaran melalui media sosial, pemasaran melalui televisi, dan pemasaran melalui iklan cetak). Di sini, kita bisa menghipotesiskan bahwa masing-masing strategi (X1, X2, X3) bersaing untuk mempengaruhi keputusan pembelian konsumen (Y).

2. **Interaksi dan Efek Kompetitif:** Jika X_1 , X_2 , dan X_3 bersaing satu dengan lainnya, model yang lebih kompleks dapat diperkenalkan dengan memasukkan interaksi di antara variabel-variabel ini. Dalam hal ini, kita dapat menghipotesiskan bahwa X_1 , X_2 , dan X_3 tidak hanya mempengaruhi Y secara langsung, tetapi juga mungkin mempengaruhi satu sama lain. Misalnya, jika X_1 dan X_2 adalah dua metode promosi yang berbeda, mereka mungkin saling mempengaruhi dalam cara yang tidak langsung dalam menentukan pengaruh total terhadap Y . Dalam Structural Equation Modeling (SEM), ini dapat dimodelkan dengan menambahkan lintasan interaksi antara X_1 , X_2 , dan X_3 .
3. **Hipotesis Parsial Kompetitif:** Dalam hipotesis parsial kompetitif, kita bisa mengasumsikan bahwa hanya beberapa variabel (misalnya, X_1 vs X_2) yang bersaing secara langsung dalam pengaruh mereka terhadap Y , sedangkan variabel lainnya (X_3) mungkin memiliki pengaruh langsung atau independen terhadap Y . Pendekatan ini memungkinkan kita untuk menangkap kompleksitas lebih lanjut di dalam model, terutama jika ada hubungan yang lebih kuat atau lebih relevan di antara beberapa variabel.
4. **Pendekatan Multi-Grup atau Mediasi:** Variabel laten X_1 , X_2 , dan X_3 bisa juga diuji pengaruhnya terhadap Y dalam konteks multi-grup atau model mediasi. Dalam pendekatan multi-grup, kita bisa melihat bagaimana ketiga variabel ini mempengaruhi Y dalam berbagai kelompok yang berbeda (misalnya, kelompok berdasarkan demografi, geografis, atau preferensi konsumen). Dalam model mediasi, salah satu variabel laten mungkin bertindak sebagai mediator antara variabel laten lainnya dan Y , yang bisa menambahkan kedalaman pemahaman tentang mekanisme pengaruh yang terjadi.

Contoh Hipotesis

Berikut beberapa contoh hipotesis yang dapat diambil dari model tersebut:

- **Hipotesis 1 (H1):** X1 memiliki pengaruh signifikan terhadap Y.
- **Hipotesis 2 (H2):** X2 memiliki pengaruh signifikan terhadap Y.
- **Hipotesis 3 (H3):** X3 memiliki pengaruh signifikan terhadap Y.
- **Hipotesis 4 (H4):** X1 dan X2 bersaing dalam mempengaruhi Y secara negatif terhadap satu sama lain.
- **Hipotesis 5 (H5):** X1 lebih dominan dalam pengaruhnya terhadap Y dibandingkan dengan X3.

Interpretasi Hasil

Jika Anda menggunakan teknik SEM (Structural Equation Modeling) untuk menguji model ini, Anda dapat mengamati apakah parameter lintasan (path coefficients) dari X1, X2, dan X3 menuju Y signifikan atau tidak. Anda juga dapat mengukur kekuatan relatif dari pengaruh ini untuk menentukan variabel mana yang memiliki efek paling dominan. Jika ada interaksi atau pengaruh kompetitif yang signifikan, ini akan terlihat dari koefisien interaksi atau efek moderasi yang mungkin muncul dalam model.

Kesimpulan

Hipotesis bahwa tiga variabel laten yang bersaing (X1, X2, X3) mempengaruhi variabel Y adalah sah secara teoritis dan bisa diujikan secara empiris. Namun, desain penelitian yang baik perlu mempertimbangkan model yang paling sesuai untuk mewakili hubungan ini, termasuk apakah interaksi, mediasi, atau moderasi harus diperhitungkan dalam model.

Q

Apakah konstruk ini dapat dianalisis dengan SmartPLS?

A

Ya, konstruk ini dapat dianalisis menggunakan SmartPLS (Partial Least Squares Structural Equation Modeling). SmartPLS adalah perangkat lunak

yang sangat cocok untuk menangani model struktural yang melibatkan variabel laten, khususnya ketika kita memiliki beberapa variabel independen (X1, X2, X3) yang bersaing dalam mempengaruhi variabel dependen (Y).

Alasan Menggunakan SmartPLS

1. **Model PLS-SEM untuk Variabel Laten:** SmartPLS menggunakan pendekatan Partial Least Squares-Structural Equation Modeling (PLS-SEM), yang ideal untuk model di mana variabel laten (seperti X1, X2, X3, dan Y) diukur dengan beberapa indikator. PLS-SEM memungkinkan kita untuk mengestimasi parameter model struktural secara lebih fleksibel dan tidak memerlukan asumsi distribusi normal, yang sering kali menjadi batasan dalam teknik SEM berbasis covariance (misalnya, LISREL atau AMOS).
2. **Pengujian Hipotesis Kompetitif:** Dalam SmartPLS, Anda dapat memodelkan hubungan bersaing antara X1, X2, dan X3 dengan Y. Anda dapat menguji apakah masing-masing variabel laten memiliki pengaruh signifikan terhadap Y, dan juga membandingkan kekuatan relatif dari efek ini. SmartPLS akan memberikan estimasi koefisien lintasan (path coefficients) yang menunjukkan sejauh mana setiap variabel laten mempengaruhi Y.
3. **Mudah untuk Membangun Model dengan Interaksi atau Moderasi:** SmartPLS memudahkan untuk memodelkan interaksi antara variabel laten. Misalnya, jika Anda menghipotesiskan bahwa X1 dan X2 bersaing dalam mempengaruhi Y, Anda dapat memasukkan efek moderasi atau interaksi di antara X1 dan X2, dan melihat bagaimana interaksi ini berdampak pada Y. SmartPLS menyediakan alat untuk menguji efek moderasi dan interaksi ini.
4. **Analisis Multigroup atau Mediasi:** Jika Anda ingin menguji apakah efek kompetitif X1, X2, dan X3 berbeda di antara kelompok yang berbeda (misalnya, berdasarkan demografi atau preferensi konsumen), SmartPLS mendukung analisis multigroup. Selain itu, jika ada dugaan bahwa salah satu variabel laten (misalnya, X2)

bertindak sebagai mediator antara X1 dan Y, SmartPLS juga menyediakan alat untuk menguji model mediasi.

Langkah-Langkah Analisis Menggunakan SmartPLS

1. Membangun Model:

- Definisikan variabel laten X1, X2, X3, dan Y di dalam perangkat lunak.
- Tentukan indikator (manifest variables) yang mengukur setiap variabel laten. Misalnya, untuk setiap variabel laten, tentukan item survei atau data observasi yang digunakan untuk pengukurannya.
- Gambar model struktural dengan menghubungkan variabel laten X1, X2, X3 ke variabel Y, sesuai dengan hipotesis penelitian.

2. Menentukan Hubungan Struktural:

- Atur hubungan lintasan (path relationships) antara X1, X2, X3, dan Y. Jika Anda menghipotesiskan adanya hubungan kompetitif, pastikan bahwa semua hubungan ini dimasukkan ke dalam model.
- Jika ada interaksi atau moderasi, tambahkan variabel interaksi atau efek moderasi ke dalam model.

3. Menjalankan Analisis PLS-SEM:

- Jalankan algoritma PLS untuk mengestimasi koefisien lintasan. SmartPLS akan menghitung estimasi parameter, termasuk koefisien lintasan, nilai t untuk signifikansi, dan nilai R^2 untuk mengukur kemampuan model dalam menjelaskan variasi pada variabel dependen (Y).
- Interpretasikan hasil output, termasuk koefisien lintasan, nilai p untuk pengujian hipotesis, serta indeks validitas dan reliabilitas model.

4. Memeriksa Goodness of Fit dan Signifikansi:

- Evaluasi model dengan memeriksa nilai R^2 , Q^2 (predictive relevance), dan nilai fit model (misalnya, SRMR - Standardized Root Mean Square Residual).
- Periksa apakah koefisien lintasan signifikan untuk hubungan X1, X2, dan X3 terhadap Y, dan jika ada efek moderasi atau interaksi, apakah efek tersebut signifikan.

Kesimpulan

SmartPLS sangat sesuai untuk menganalisis model di mana variabel laten bersaing mempengaruhi variabel dependen. Fleksibilitas SmartPLS dalam menangani model non-linier, interaksi, dan mediasi membuatnya menjadi alat yang kuat untuk mempelajari efek kompetitif di antara variabel laten. Pastikan model yang Anda bangun didukung oleh teori yang kuat dan data yang cukup untuk menghasilkan estimasi yang valid dan reliabel.

Q

SRMR untuk apa?

A

SRMR atau **Standardized Root Mean Square Residual** adalah salah satu indikator goodness of fit (GOF) yang digunakan dalam model analisis struktural, seperti Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM), untuk menilai sejauh mana model yang diestimasi cocok dengan data yang diamati. SRMR mengukur perbedaan rata-rata antara korelasi yang diobservasi dan korelasi yang diprediksi oleh model.

Fungsi dan Tujuan SRMR

1. **Menilai Keselarasan Model dengan Data:** SRMR digunakan untuk mengevaluasi seberapa baik model yang diajukan sesuai dengan data yang sebenarnya. Nilai SRMR memberikan informasi tentang seberapa besar penyimpangan rata-rata dari model teoretis terhadap matriks kovarians atau korelasi yang diobservasi.

Dengan kata lain, SRMR menunjukkan sejauh mana prediksi model sesuai dengan hubungan yang diamati antara variabel.

2. **Mendeteksi Misfit Model:** SRMR dapat membantu mendeteksi apakah ada masalah misfit dalam model. Misfit dapat terjadi ketika model tidak cukup mampu menggambarkan struktur data yang sebenarnya, mungkin karena variabel-variabel yang hilang, kesalahan spesifikasi model, atau asumsi yang tidak realistis.

Interpretasi Nilai SRMR

- **Nilai SRMR yang Rendah:** Umumnya, nilai SRMR yang lebih rendah menunjukkan kesesuaian model yang lebih baik dengan data. Nilai SRMR di bawah 0,08 sering dianggap sebagai indikasi model yang sesuai dengan data dalam konteks PLS-SEM. Beberapa literatur bahkan menyarankan bahwa nilai SRMR di bawah 0,05 menunjukkan model yang sangat baik.
- **Nilai SRMR yang Tinggi:** Nilai SRMR yang lebih tinggi dari 0,08 menunjukkan bahwa model tersebut memiliki misfit yang signifikan, artinya prediksi model tidak sesuai dengan data yang diobservasi. Hal ini mungkin mengindikasikan perlunya penyesuaian atau pemodelan ulang untuk memperbaiki kesesuaian.

Cara Menggunakan SRMR dalam SmartPLS

Saat melakukan analisis menggunakan SmartPLS, SRMR dihitung secara otomatis dan disediakan dalam hasil output. Anda dapat menggunakan SRMR sebagai alat evaluasi cepat untuk menilai apakah model struktural yang dibangun layak dipertahankan atau memerlukan revisi. Dalam SmartPLS:

1. **Model Fit Tab:** SRMR akan muncul dalam tab "Model Fit" setelah Anda menjalankan analisis PLS-SEM.
2. **Evaluasi SRMR:** Anda dapat menggunakan nilai SRMR bersama dengan indikator lain, seperti nilai R^2 , Q^2 , dan koefisien lintasan, untuk mengevaluasi keseluruhan kesesuaian model.

Kesimpulan

SRMR adalah ukuran kesesuaian model yang penting dalam PLS-SEM karena memberikan indikasi seberapa baik model sesuai dengan data yang diobservasi. SRMR memungkinkan peneliti untuk cepat mendeteksi dan menangani masalah misfit, memastikan bahwa model struktural yang diestimasi benar-benar mewakili hubungan antar variabel dalam data yang diteliti.

Q

Berapa nilai SRMR untuk model struktural yang FIT?

A

Nilai **SRMR (Standardized Root Mean Square Residual)** yang digunakan untuk menilai apakah model struktural "fit" atau sesuai dengan data yang diobservasi biasanya diinterpretasikan sebagai berikut:

1. **SRMR $\leq$ 0,08:**

- Umumnya, nilai SRMR di bawah atau sama dengan **0,08** dianggap menunjukkan model yang "fit" atau sesuai dengan data yang diobservasi. Nilai ini sering diambil sebagai batas atas yang menunjukkan kesesuaian model yang dapat diterima dalam konteks Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM).

2. **SRMR $\leq$ 0,05:**

- Nilai SRMR yang lebih rendah, di bawah atau sama dengan **0,05**, dianggap sebagai indikasi model dengan kesesuaian yang sangat baik. Ini berarti model tersebut menggambarkan struktur data yang diamati dengan lebih akurat.

3. **SRMR $>$ 0,08:**

- Nilai SRMR di atas **0,08** menunjukkan adanya misfit dalam model, artinya model tidak cocok atau tidak sesuai dengan data yang diobservasi. Hal ini mungkin mengindikasikan

masalah dalam spesifikasi model, seperti kurangnya variabel yang relevan atau kesalahan dalam penentuan hubungan antar variabel.

Praktik Terbaik untuk Menilai SRMR

- **Konteks Penelitian:** Ambang batas SRMR untuk menilai model "fit" dapat bervariasi tergantung pada konteks penelitian dan standar spesifik dari bidang studi. Namun, secara umum, cutoff $\leq 0,08$ adalah yang paling umum diterima.
- **Menggunakan Bersama Indikator Lain:** SRMR sebaiknya digunakan bersama dengan indikator lain seperti nilai R^2 , Q^2 , nilai t-statistik untuk koefisien lintasan, dan ukuran kesesuaian lain (misalnya, Normed Fit Index/NFI) untuk memberikan evaluasi yang lebih holistik terhadap kesesuaian model.

Kesimpulan

Untuk menentukan apakah model struktural "fit," disarankan untuk menargetkan nilai $SRMR \leq 0,08$ sebagai pedoman umum, dengan mempertimbangkan standar dan konteks spesifik dari penelitian yang dilakukan.

Q

Uji apa saja yang penting dalam Analisis dengan SmartPLS?

A

Dalam analisis menggunakan **SmartPLS (Partial Least Squares Structural Equation Modeling)**, ada beberapa uji dan langkah evaluasi yang penting untuk memastikan model struktural yang dibangun valid dan reliabel. Uji-uji ini dibagi menjadi dua bagian utama: **evaluasi model pengukuran (measurement model)** dan **evaluasi model struktural (structural model)**. Berikut adalah uji-uji yang penting dalam setiap tahapan tersebut:

1. Evaluasi Model Pengukuran (Measurement Model)

Evaluasi model pengukuran bertujuan untuk memastikan bahwa konstruk laten diukur secara akurat oleh indikator-indikator yang menyusunnya. Ini melibatkan uji validitas dan reliabilitas.

a. Uji Reliabilitas

1. Cronbach's Alpha:

- Mengukur konsistensi internal dari indikator yang mengukur suatu konstruk laten. Nilai di atas 0,7 biasanya dianggap memadai, tetapi dalam beberapa kasus, nilai 0,6 dapat diterima untuk konstruk eksploratori.

2. Composite Reliability (CR):

- Mengukur reliabilitas gabungan dari indikator-indikator untuk suatu konstruk. Nilai Composite Reliability yang di atas 0,7 dianggap memadai. CR lebih disukai daripada Cronbach's Alpha dalam konteks PLS-SEM karena tidak mengasumsikan kontribusi indikator yang sama.

b. Uji Validitas Konvergen

1. Average Variance Extracted (AVE):

- Mengukur seberapa banyak varians yang diekstraksi oleh konstruk dibandingkan dengan varians karena kesalahan. Nilai AVE yang di atas 0,5 menunjukkan validitas konvergen yang memadai, yang berarti indikator-indikator cukup kuat dalam mengukur konstruk laten.

c. Uji Validitas Diskriminan

1. Fornell-Larcker Criterion:

- Memastikan bahwa konstruk berbeda secara empiris satu sama lain. Nilai akar kuadrat AVE dari setiap konstruk harus lebih besar daripada korelasi antara konstruk tersebut dengan konstruk lainnya.

2. Cross-loadings:

- Menilai apakah setiap indikator memiliki loading yang lebih tinggi pada konstruk yang dimaksud daripada pada konstruk lain. Indikator harus memiliki loading tertinggi pada konstruk yang diukur dan lebih rendah pada konstruk lainnya.

3. Heterotrait-Monotrait Ratio (HTMT):

- Mengukur validitas diskriminan dengan membandingkan rasio korelasi antara konstruk yang berbeda dengan rasio korelasi dalam satu konstruk. Nilai HTMT yang di bawah 0,85 (atau 0,90 tergantung pada konteks) menunjukkan validitas diskriminan yang memadai.

2. Evaluasi Model Struktural (Structural Model)

Evaluasi model struktural bertujuan untuk menilai kekuatan dan arah hubungan antar konstruk laten serta sejauh mana model dapat menjelaskan varians variabel dependen.

a. Koefisien Jalur (Path Coefficients) dan Signifikansi

1. Path Coefficients:

- Mengukur kekuatan dan arah hubungan antar konstruk laten. Nilai koefisien jalur menunjukkan sejauh mana variabel independen (prediktor) mempengaruhi variabel dependen. Nilai ini harus dianalisis dalam hal signifikansi statistik dan arah.

2. Uji t-Statistik dan p-Value:

- Uji t-statistik digunakan untuk menguji signifikansi koefisien jalur. Nilai p-value di bawah 0,05 umumnya dianggap signifikan, meskipun ambang ini dapat bervariasi tergantung pada konteks penelitian.

b. Nilai R-Square (R^2)

• R-Square (R^2):

- Menunjukkan sejauh mana variabel independen menjelaskan varians variabel dependen. Nilai R^2 berkisar antara 0 dan 1,

dengan nilai yang lebih tinggi menunjukkan kemampuan prediktif yang lebih baik. Secara umum, nilai R^2 sekitar 0,25 dianggap lemah, 0,50 moderat, dan 0,75 kuat.

c. Nilai Adjusted R-Square

- **Adjusted R^2 :**
 - Menyesuaikan nilai R^2 dengan jumlah variabel dalam model. Ini penting ketika model memiliki banyak prediktor untuk memastikan bahwa nilai R^2 tidak meningkat hanya karena banyaknya variabel dalam model.

d. Predictive Relevance (Q^2)

- **Q-Square (Q^2) Predictive Relevance:**
 - Mengukur kemampuan model untuk memprediksi data yang diobservasi menggunakan teknik blindfolding. Nilai Q^2 yang lebih besar dari 0 menunjukkan relevansi prediktif yang baik, dan semakin tinggi nilai Q^2 , semakin baik kemampuan prediktif model.

e. Effect Size (f^2)

- **Effect Size (f^2):**
 - Menilai efek ukuran masing-masing variabel laten pada variabel dependen. Nilai f^2 mengukur perubahan R^2 saat sebuah konstruk tertentu dikeluarkan dari model. Nilai f^2 di atas 0,02 dianggap sebagai efek kecil, di atas 0,15 sebagai efek sedang, dan di atas 0,35 sebagai efek besar.

f. Multicollinearity (Variance Inflation Factor - VIF)

- **Variance Inflation Factor (VIF):**
 - Mengukur apakah ada multikolinearitas di antara variabel prediktor. Nilai VIF di bawah 5 umumnya dianggap memadai, meskipun beberapa ahli menyarankan nilai di bawah 3 sebagai indikator yang lebih ketat.

g. SRMR (Standardized Root Mean Square Residual)

- **SRMR:**
 - Mengukur kesesuaian model dengan data yang diobservasi. Nilai SRMR di bawah 0,08 menunjukkan model yang fit.

Kesimpulan

Untuk melakukan analisis yang komprehensif menggunakan SmartPLS, penting untuk melakukan evaluasi baik terhadap model pengukuran (reliabilitas dan validitas) maupun model struktural (signifikansi hubungan, prediksi, dan kesesuaian model). Uji-uji ini akan memastikan bahwa model yang digunakan dalam penelitian tidak hanya tepat dalam menggambarkan hubungan antar variabel laten, tetapi juga valid, reliabel, dan memiliki kemampuan prediktif yang baik.

Q

Bagaimana mengukur Q-square?

A

Q² (Predictive Relevance) atau sering disebut **Q-Square** adalah ukuran yang digunakan dalam analisis **Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)** untuk menilai kemampuan prediktif suatu model struktural. Q² mengukur seberapa baik model mampu memprediksi data yang diobservasi. Nilai ini sangat penting dalam konteks PLS-SEM, karena PLS lebih difokuskan pada tujuan prediktif daripada hanya sekadar menjelaskan varians.

Cara Mengukur Q² (Predictive Relevance)

Untuk mengukur Q², SmartPLS menggunakan teknik yang disebut **blindfolding**. Teknik ini melibatkan penghapusan atau "blindfolding" sebagian dari data observasi, kemudian menggunakan model yang diestimasi untuk memprediksi nilai-nilai yang hilang tersebut. Hasil prediksi ini kemudian dibandingkan dengan data observasi yang sebenarnya untuk menghitung kemampuan prediktif model.

Langkah-langkah Mengukur Q^2 dengan SmartPLS:

1. Menjalankan Teknik Blindfolding:

- Dalam SmartPLS, setelah model struktural dan model pengukuran Anda diestimasi, Anda dapat melakukan analisis blindfolding. Blindfolding melibatkan menghilangkan sebagian data untuk variabel endogen (variabel dependen) dan kemudian menggunakan model yang diestimasi untuk memprediksi nilai yang dihapus.
- Anda harus memilih omitting distance (jarak penghapusan) yang optimal. Biasanya, nilai jarak penghapusan diatur antara 5 hingga 10. Nilai ini menentukan seberapa sering observasi dihilangkan dari dataset saat melakukan blindfolding.

2. Menghitung Q^2 Predictive Relevance:

- SmartPLS akan menghitung nilai **cross-validated redundancy** dan **cross-validated communality** sebagai bagian dari proses blindfolding.
- **Cross-validated redundancy** digunakan untuk menilai kemampuan model struktural dalam memprediksi indikator-indikator variabel dependen, sedangkan **cross-validated communality** menilai kemampuan model pengukuran.

3. Menginterpretasikan Nilai Q^2 :

- Nilai Q^2 dihitung berdasarkan perbedaan antara nilai asli yang diamati dan nilai yang diprediksi. Rumus umum untuk menghitung Q^2 adalah sebagai berikut:

$$Q^2 = 1 - \frac{\sum(e_i^2)}{\sum(x_i^2)}$$

Di mana:

- e_i adalah residual (kesalahan prediksi, yaitu selisih antara nilai asli dan nilai yang diprediksi oleh model).
- x_i adalah nilai asli dari data yang diobservasi.

1. Jika Q^2 lebih besar dari 0, ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan prediktif untuk variabel dependen tersebut. Semakin tinggi nilai Q^2 , semakin baik kemampuan prediksi model.

Interpretasi Nilai Q^2

- **$Q^2 > 0$:**
 - Nilai ini menunjukkan bahwa model memiliki relevansi prediktif untuk variabel dependen. Artinya, model tersebut dapat digunakan untuk memprediksi data observasi dengan akurasi yang dapat diterima.
- **$Q^2 < 0$:**
 - Nilai ini menunjukkan bahwa model tidak memiliki kemampuan prediktif, artinya model tidak lebih baik dari model rata-rata (mean model) dalam memprediksi nilai observasi. Jika ini terjadi, model harus ditinjau ulang karena ada masalah dengan spesifikasi model.
- **Nilai Q^2 0,02; 0,15; dan 0,35:**
 - Menurut Hair et al. (2017), nilai Q^2 diinterpretasikan sebagai berikut:
 - Q^2 sekitar **0,02** menunjukkan relevansi prediktif kecil.
 - Q^2 sekitar **0,15** menunjukkan relevansi prediktif sedang.
 - Q^2 sekitar **0,35** atau lebih menunjukkan relevansi prediktif besar.

Cara Melakukan Q^2 Analysis di SmartPLS

1. **Buka SmartPLS** dan muat model yang sudah Anda estimasi.
2. Pilih tab **Calculate > Blindfolding**.
3. Pilih **Omitting Distance** (biasanya antara 5 hingga 10).
4. Jalankan analisis blindfolding.

5. Setelah analisis selesai, Anda akan mendapatkan output yang berisi nilai Q^2 untuk setiap variabel dependen/endogen.

Kesimpulan

Mengukur **Q^2 (Predictive Relevance)** adalah langkah penting dalam PLS-SEM untuk menilai kemampuan model dalam memprediksi data observasi. Nilai Q^2 yang positif dan lebih besar menunjukkan bahwa model memiliki relevansi prediktif yang memadai, sedangkan nilai Q^2 negatif menunjukkan kurangnya kemampuan prediktif dan mungkin memerlukan revisi model. Teknik blindfolding yang digunakan dalam SmartPLS memungkinkan peneliti untuk mengevaluasi prediktabilitas model secara menyeluruh.

Q

Bagaimana menentukan jumlah sampling pada SmartPLS?

A

Menentukan jumlah sampel yang tepat dalam analisis **Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)** menggunakan SmartPLS sangat penting untuk memastikan bahwa hasil analisis valid, reliabel, dan dapat diinterpretasikan dengan benar. Dalam PLS-SEM, ukuran sampel yang memadai mempengaruhi keakuratan estimasi parameter, kekuatan uji statistik, dan kemampuan untuk mendeteksi hubungan yang signifikan antar variabel laten.

Pendekatan Menentukan Ukuran Sampel dalam SmartPLS

Ada beberapa pendekatan yang umum digunakan untuk menentukan ukuran sampel yang memadai dalam PLS-SEM:

1. Pendekatan "10-times Rule"

Pendekatan ini adalah salah satu aturan praktis yang paling sederhana dan sering digunakan untuk menentukan ukuran sampel minimum dalam PLS-SEM.

- **Aturan 10-Kali ("10-times Rule"):** Aturan ini menyarankan bahwa ukuran sampel minimum harus setidaknya **10 kali jumlah indikator** yang memuat konstruk dengan indikator terbanyak atau **10 kali jumlah lintasan (path)** menuju variabel endogen (variabel dependen) dengan lintasan masuk terbanyak.

Ukuran Sampel Minimum = $10 \times \max(\text{indikator per konstruk}, \text{jalur menuju konstruk dependen})$
$$\text{Ukuran Sampel Minimum} = 10 \times \max(\text{indikator per konstruk}, \text{jalur menuju konstruk dependen})$$

Contoh:

- Jika konstruk dengan indikator terbanyak memiliki 5 indikator dan variabel dependen memiliki 4 jalur masuk, maka ukuran sampel minimum adalah:
$$10 \times \max(5, 4) = 10 \times 5 = 50$$
$$10 \times \max(5, 4) = 10 \times 5 = 50$$

Kelebihan dan Kekurangan:

- Kelebihan: Mudah dihitung dan diimplementasikan.
- Kekurangan: Aturan ini sering dianggap konservatif dan tidak mempertimbangkan kompleksitas model atau distribusi data. Terkadang ukuran sampel ini mungkin terlalu kecil untuk menghasilkan estimasi yang stabil dan signifikan secara statistik.

2. Pendekatan Kekuatan Statistik (Statistical Power Analysis)

Pendekatan ini lebih formal dan berbasis statistik untuk menentukan ukuran sampel minimum. Tujuannya adalah memastikan bahwa studi memiliki kekuatan yang memadai untuk mendeteksi efek yang signifikan.

- **Kekuatan Statistik (Power Analysis):** Analisis kekuatan statistik membantu menentukan ukuran sampel yang diperlukan untuk mendeteksi efek tertentu dengan probabilitas tertentu, biasanya diatur pada 80% (0,80) atau 90% (0,90). Faktor-faktor yang mempengaruhi ukuran sampel dalam pendekatan ini termasuk:

- Tingkat signifikansi (alpha level), biasanya 0,05.
- Ukuran efek (effect size), misalnya 0,15 (sedang) atau 0,35 (besar).
- Jumlah jalur (path) menuju konstruk dependen.

Untuk PLS-SEM, beberapa panduan ukuran efek yang biasa digunakan adalah:

- **Kecil** ($f^2 = 0,02$)
- **Sedang** ($f^2 = 0,15$)
- **Besar** ($f^2 = 0,35$)

Langkah-langkah untuk Analisis Kekuatan:

1. Tentukan ukuran efek yang diharapkan (misalnya, kecil, sedang, besar).
2. Pilih tingkat signifikansi yang diinginkan (umumnya 0,05).
3. Tentukan jumlah jalur yang masuk ke konstruk dependen.
4. Gunakan perangkat lunak analisis kekuatan statistik (seperti G*Power) untuk menghitung ukuran sampel minimum yang diperlukan.

Contoh: Jika Anda memiliki 3 jalur menuju variabel dependen, tingkat signifikansi 0,05, dan ukuran efek sedang ($f^2 = 0,15$), G*Power mungkin menunjukkan bahwa Anda memerlukan ukuran sampel minimal 77 untuk kekuatan 80%.

3. Pendekatan Berdasarkan Kompleksitas Model

- **Model Kompleksitas dan Ukuran Sampel:** Ukuran sampel yang dibutuhkan juga dapat ditentukan berdasarkan kompleksitas model. Semakin kompleks model (misalnya, dengan banyak konstruk laten, jalur lintasan, dan indikator), semakin besar ukuran sampel yang dibutuhkan.
- **Guidelines Umum:**

- Model sederhana (1-2 konstruk laten, dan beberapa indikator): **Ukuran Sampel Minimum:** 50-100.
- Model sedang (3-7 konstruk laten, beberapa lintasan moderat): **Ukuran Sampel Minimum:** 100-200.
- Model kompleks (lebih dari 7 konstruk laten, banyak indikator, dan banyak lintasan): **Ukuran Sampel Minimum:** 200 atau lebih.

4. Simulasi Monte Carlo

Pendekatan simulasi Monte Carlo dapat digunakan untuk menentukan ukuran sampel minimum berdasarkan kompleksitas model spesifik Anda dan asumsi tertentu tentang distribusi data, kekuatan, dan ukuran efek. Pendekatan ini melibatkan pemodelan berbasis simulasi yang memungkinkan peneliti untuk menilai bagaimana variasi dalam ukuran sampel mempengaruhi stabilitas dan akurasi estimasi parameter.

Kesimpulan

- **Untuk Model Sederhana**, gunakan aturan "10-times rule" sebagai panduan awal, tetapi pertimbangkan untuk melakukan analisis kekuatan statistik untuk memastikan sampel yang memadai.
- **Untuk Model Sedang hingga Kompleks**, analisis kekuatan statistik menggunakan perangkat lunak seperti G*Power adalah pendekatan yang lebih tepat karena mempertimbangkan tingkat signifikansi, ukuran efek, dan jumlah jalur menuju konstruk dependen.
- **Untuk Model Sangat Kompleks atau Spesifik**, pertimbangkan untuk menggunakan simulasi Monte Carlo untuk menentukan ukuran sampel yang optimal.

Dengan mengikuti pedoman ini, Anda dapat menentukan ukuran sampel yang memadai untuk analisis PLS-SEM dengan SmartPLS, memastikan hasil penelitian yang valid dan dapat diandalkan.

Q

Bagaimana mengukur uji Hipotesis?

A

Uji hipotesis dalam konteks **Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)** menggunakan SmartPLS melibatkan pengujian hubungan yang dihipotesiskan antara konstruk laten dalam model struktural. Tujuan utama dari uji hipotesis ini adalah untuk menentukan apakah hubungan yang diusulkan antara variabel laten signifikan secara statistik dan sesuai dengan data yang diamati.

Cara Mengukur Uji Hipotesis dalam SmartPLS

Berikut adalah langkah-langkah yang biasa dilakukan untuk mengukur uji hipotesis menggunakan SmartPLS:

1. Menentukan Hipotesis Penelitian

Sebelum melakukan uji hipotesis, Anda harus merumuskan hipotesis penelitian. Biasanya, hipotesis ini melibatkan hubungan sebab-akibat antara konstruk laten (variabel laten). Sebagai contoh:

- **Hipotesis 1 (H1):** X1 memiliki pengaruh positif terhadap Y.
- **Hipotesis 2 (H2):** X2 memiliki pengaruh negatif terhadap Y.

2. Estimasi Model dalam SmartPLS

Setelah hipotesis dirumuskan, Anda perlu mengestimasi model dengan menggunakan data yang sudah diinputkan ke dalam SmartPLS:

- **Bangun model struktural** dengan variabel laten dan indikatornya.
- **Tentukan hubungan lintasan (path relationships)** antara konstruk laten sesuai dengan hipotesis yang akan diuji.
- Jalankan estimasi model menggunakan algoritma PLS, seperti PLS Algorithm di SmartPLS.

3. Menggunakan Bootstrapping untuk Uji Hipotesis

Untuk mengukur uji hipotesis, SmartPLS menggunakan teknik **bootstrapping** untuk menghasilkan distribusi sampling dan menghitung statistik yang diperlukan (seperti nilai t dan p-value). Bootstrapping melibatkan pengambilan sampel ulang dari data asli dengan penggantian, memungkinkan estimasi kesalahan standar dan interval kepercayaan.

Berikut adalah langkah-langkah untuk melakukan bootstrapping di SmartPLS:

1. Buka Menu Bootstrapping:

- Setelah estimasi model selesai, buka tab "Calculate" dan pilih "Bootstrapping".

2. Atur Parameter Bootstrapping:

- **Jumlah Sampel Bootstrapping:** Umumnya, 5.000 sampel bootstrap dianggap memadai untuk hasil yang stabil, tetapi Anda bisa menggunakan minimal 1.000 sampel bootstrap.
- **Metode Bootstrapping:** Pilih "Bias-Corrected and Accelerated (BCa) Bootstrap" untuk menghasilkan interval kepercayaan yang lebih akurat.

3. Jalankan Bootstrapping:

- Klik "Start Calculation" untuk memulai proses bootstrapping.

4. Menginterpretasikan Hasil Bootstrapping

Setelah bootstrapping selesai, SmartPLS akan memberikan output yang berisi beberapa statistik penting untuk mengukur hipotesis:

• Koefisien Jalur (Path Coefficients):

- Nilai koefisien jalur menunjukkan kekuatan dan arah hubungan antar variabel laten. Misalnya, nilai positif menunjukkan pengaruh positif, sedangkan nilai negatif menunjukkan pengaruh negatif.

- **t-Statistik (t-Value):**

- Nilai t-statistik digunakan untuk menguji signifikansi koefisien jalur. Dalam uji dua arah (two-tailed test) pada tingkat signifikansi 0,05, nilai t-statistik di atas 1,96 dianggap signifikan. Untuk uji satu arah (one-tailed test), nilai t di atas 1,645 pada tingkat signifikansi 0,05 dianggap signifikan.

- **p-Value:**

- p-value menunjukkan probabilitas bahwa hasil yang diamati (atau lebih ekstrem) dapat terjadi secara kebetulan jika hipotesis nol (tidak ada efek) benar. p-value di bawah 0,05 umumnya dianggap signifikan, yang berarti bahwa kita dapat menolak hipotesis nol dan menerima hipotesis alternatif.

- **Interval Kepercayaan (Confidence Intervals):**

- Interval kepercayaan (biasanya 95%) memberikan rentang nilai di mana koefisien jalur yang benar mungkin berada. Jika interval kepercayaan tidak mencakup nol, hubungan tersebut dianggap signifikan.

5. Membuat Keputusan tentang Hipotesis

Berdasarkan hasil bootstrapping, Anda dapat membuat keputusan tentang apakah menerima atau menolak hipotesis nol:

- **Jika nilai t-statistik > 1,96 (untuk tingkat signifikansi 5% pada uji dua arah) dan p-value < 0,05:**
 - Hipotesis nol ditolak, dan hipotesis alternatif diterima. Ini berarti hubungan yang dihipotesiskan signifikan.
- **Jika nilai t-statistik $\leq$ 1,96 (untuk tingkat signifikansi 5% pada uji dua arah) dan p-value $\geq$ 0,05:**
 - Hipotesis nol tidak ditolak, yang berarti tidak ada bukti statistik untuk mendukung hubungan yang dihipotesiskan.

6. Melaporkan Hasil Uji Hipotesis

Setelah menginterpretasikan hasil, laporan penelitian harus mencakup:

- **Nilai koefisien jalur** dan arah hubungan (positif atau negatif).
- **Nilai t-statistik dan p-value** untuk setiap hipotesis.
- **Interval kepercayaan** untuk koefisien jalur.
- **Kesimpulan** tentang apakah hipotesis diterima atau ditolak.

Contoh Interpretasi Hasil

Misalkan kita menguji hipotesis bahwa "X1 memiliki pengaruh positif terhadap Y" (H1):

- Koefisien jalur $X1 \rightarrow Y$: 0,45
- t-Statistik: 3,25
- p-Value: 0,001
- Interval kepercayaan: [0,15, 0,75]

Interpretasi:

- Koefisien jalur sebesar 0,45 menunjukkan pengaruh positif yang moderat dari X1 terhadap Y.
- Nilai t-statistik sebesar $3,25 > 1,96$, dan p-value sebesar $0,001 < 0,05$, yang berarti hipotesis nol ditolak pada tingkat signifikansi 5%.
- Interval kepercayaan tidak mencakup nol, yang menguatkan signifikansi hubungan.
- **Kesimpulan:** Hipotesis H1 diterima. X1 memiliki pengaruh positif yang signifikan terhadap Y.

Kesimpulan

Uji hipotesis dalam SmartPLS melibatkan penggunaan bootstrapping untuk menghitung nilai t-statistik, p-value, dan interval kepercayaan, yang kemudian digunakan untuk menentukan signifikansi hubungan antar konstruk laten dalam model struktural. Dengan memahami dan mengikuti prosedur ini, Anda dapat mengevaluasi apakah hipotesis

penelitian didukung oleh data dan dapat diinterpretasikan dalam konteks teori yang relevan.

Daftar Pustaka

1. **Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2017).** *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)* (2nd ed.). Sage Publications.
 - Buku ini merupakan panduan yang komprehensif dan sering digunakan untuk PLS-SEM. Buku ini menjelaskan teori dasar, aplikasi praktis, dan interpretasi hasil PLS-SEM, termasuk cara menggunakan SmartPLS.
2. **Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015).** "A New Criterion for Assessing Discriminant Validity in Variance-Based Structural Equation Modeling." *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43(1), 115-135.
 - Artikel ini memperkenalkan pendekatan HTMT (Heterotrait-Monotrait Ratio) sebagai kriteria baru untuk menilai validitas diskriminan dalam PLS-SEM, yang menjadi salah satu uji penting dalam analisis menggunakan SmartPLS.
3. **ChatGPT 4o (2024).** <https://chatgpt.com/c/66ea2a64-a3e4-8013-a980-6da8cc6f1b43> . Kopilot artikel ini
4. **Chin, W. W. (1998).** "The Partial Least Squares Approach for Structural Equation Modeling." In G. A. Marcoulides (Ed.), *Modern Methods for Business Research* (pp. 295-336). Lawrence Erlbaum Associates.
 - Buku ini menjelaskan pendekatan PLS untuk SEM secara lebih mendalam, termasuk teori di balik metode ini dan bagaimana metode ini berbeda dari pendekatan berbasis kovarians seperti LISREL atau AMOS.
5. **Cohen, J. (1988).** *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences* (2nd ed.). Routledge.
 - Buku ini memberikan panduan tentang analisis kekuatan statistik (power analysis), termasuk cara menentukan ukuran sampel yang

tepat berdasarkan kekuatan statistik yang diinginkan, yang relevan dalam menentukan ukuran sampel minimum dalam PLS-SEM.

6. **Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981).** "Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error." *Journal of Marketing Research*, 18(1), 39-50.
 - Artikel ini merupakan referensi klasik yang memperkenalkan kriteria validitas diskriminan yang terkenal, yaitu Fornell-Larcker Criterion, yang sering digunakan dalam evaluasi model pengukuran dalam PLS-SEM.
7. **Ringle, C. M., Wende, S., & Becker, J.-M. (2015).** *SmartPLS 3*. Boenningstedt: SmartPLS GmbH. Retrieved from <http://www.smartpls.com>
 - Dokumentasi resmi dan panduan pengguna untuk SmartPLS versi 3, perangkat lunak yang digunakan untuk melakukan analisis PLS-SEM. Ini termasuk panduan langkah demi langkah tentang cara menggunakan perangkat lunak dan interpretasi hasil.
8. **Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Hair, J. F. (2017).** "Partial Least Squares Structural Equation Modeling." In *Handbook of Market Research*. Springer International Publishing.
 - Bab dalam buku ini menawarkan gambaran umum tentang PLS-SEM, termasuk aplikasi praktisnya dalam penelitian pasar dan sosial, serta perbandingan dengan pendekatan lain seperti SEM berbasis kovarians.
9. **Henseler, J., Hubona, G., & Ray, P. A. (2016).** "Using PLS Path Modeling in New Technology Research: Updated Guidelines." *Industrial Management & Data Systems*, 116(1), 2-20.
 - Artikel ini memberikan panduan terbaru tentang penggunaan model jalur PLS dalam penelitian teknologi baru, serta memberikan aturan dan rekomendasi untuk melaksanakan PLS-SEM dengan baik.
10. **Tenenhaus, M., Vinzi, V. E., Chatelin, Y. M., & Lauro, C. (2005).** "PLS Path Modeling." *Computational Statistics & Data Analysis*, 48(1), 159-205.

- Artikel ini memperkenalkan dan menjelaskan teknik PLS Path Modeling, termasuk berbagai aspek teoritis dan praktis, dan sering dirujuk sebagai landasan teori dalam banyak studi PLS-SEM.

11. **Gefen, D., Straub, D., & Boudreau, M.-C. (2000).** "Structural Equation Modeling and Regression: Guidelines for Research Practice." *Communications of the Association for Information Systems*, 4(1), 7.

- Artikel ini memberikan panduan praktik untuk menggunakan SEM, termasuk PLS-SEM, dalam penelitian ilmu informasi, serta perbandingan dengan teknik regresi tradisional.