


Workshop Latent Variable Modeling (LVM)

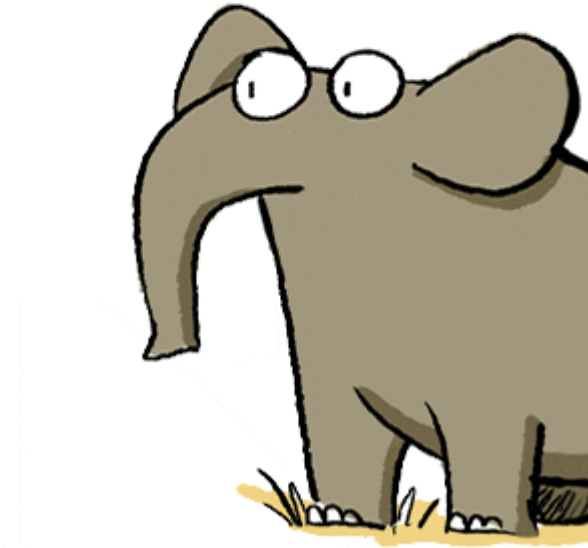
Menggunakan JASP: Bagian 4 - *Confirmatory Factor Analysis*

Rizqy Amelia Zein

- Dosen, Fakultas Psikologi, Universitas Airlangga
- Anggota, #SainsTerbuka Airlangga 
- Relawan, INA-Rxiv
- Researcher-in-training, Institute for Globally Distributed Open Research and Education (IGDORE)

Analisis faktor


- Awalnya dikembangkan oleh Charles Spearman (1904) untuk menyelidiki *g factor theory of intelligence*
- Terdiri dari:
 - *Exploratory factor analysis* (EFA)
 - *Confirmatory factor analysis* (CFA)
- Analisis faktor digunakan untuk menguji model *common variance*
- Mengasumsikan bahwa dua atau lebih *observed variable* memiliki *shared/common variance* (*commonality* atau *common factor*) ➔ ditunjukkan dengan *factor loading*



EFA vs CFA

EFA	CFA
Mencari model yang cocok menggambarkan data, sehingga peneliti mengeksplorasi berbagai pilihan model yang cocok kemudian mencari rasionalisasi teoritisnya	Menguji hipotesis yang sudah ditentukan sebelumnya , sehingga peneliti ingin tahu apakah hipotesisnya didukung oleh data
Jumlah faktor belum diketahui sampai peneliti melakukan analisisnya	Jumlah faktor sudah ditentukan sebelum mengambil data
Peneliti tidak memiliki model yang dihipotesiskan <i>a priori</i>	Peneliti sudah memiliki model hipotesis yang ditentukan <i>a priori</i>

Confirmatory factor analysis

- Menyediakan solusi untuk mengoreksi bias karena *measurement error* ketika mengestimasi korelasi antar-variabel
- Cara kerjanya adalah dengan membandingkan *variance-covariance matrix* yang dihipotesiskan dengan *variance-covariance matrix* pada data (sampel)
- Perhatian 
 - **Sangat tidak disarankan** untuk melakukan EFA kemudian CFA pada **sampel yang sama**
 - Karena *generating hypothesis* dengan *testing hypothesis* adalah dua proses yang berbeda yang **tidak seharusnya** dilakukan pada sampel yang sama
 - Kalau hal tsb dilakukan, maka tentu saja peneliti akan mendapatkan hasil yang 'sesuai prediksinya'
 - Ingat **Texas Sharpshooter Fallacy**



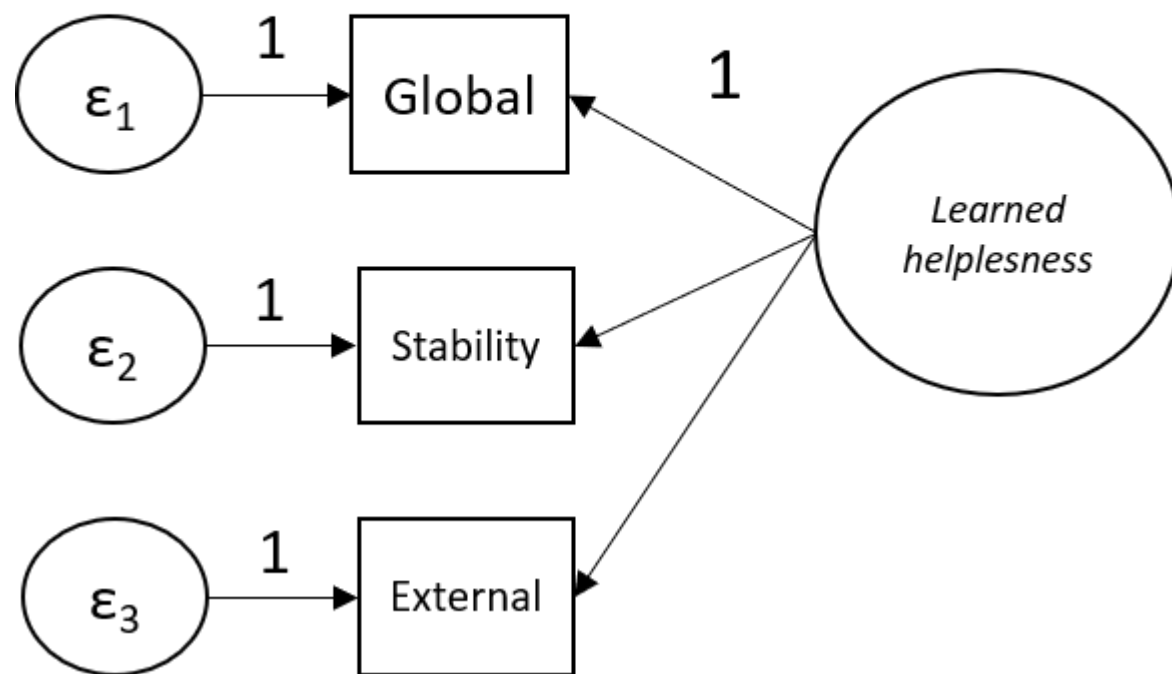
Constraining parameter model

- Membatasi/menentukan **varians** untuk setiap variabel/faktor laten
 - Dilakukan untuk mengeluarkan ***standardised estimates***
 - ...yang interpretasinya sama seperti *standardised estimates* di regresi linear
 - *Factor loading* di z-scorekan
 - Sehingga *defaultnya*, *mean* variabel laten = 0, *variance* = 1
- Membatasi/menentukan ***error covariance*** untuk setiap variabel/faktor laten
 - Dilakukan untuk menentukan ***error variance***

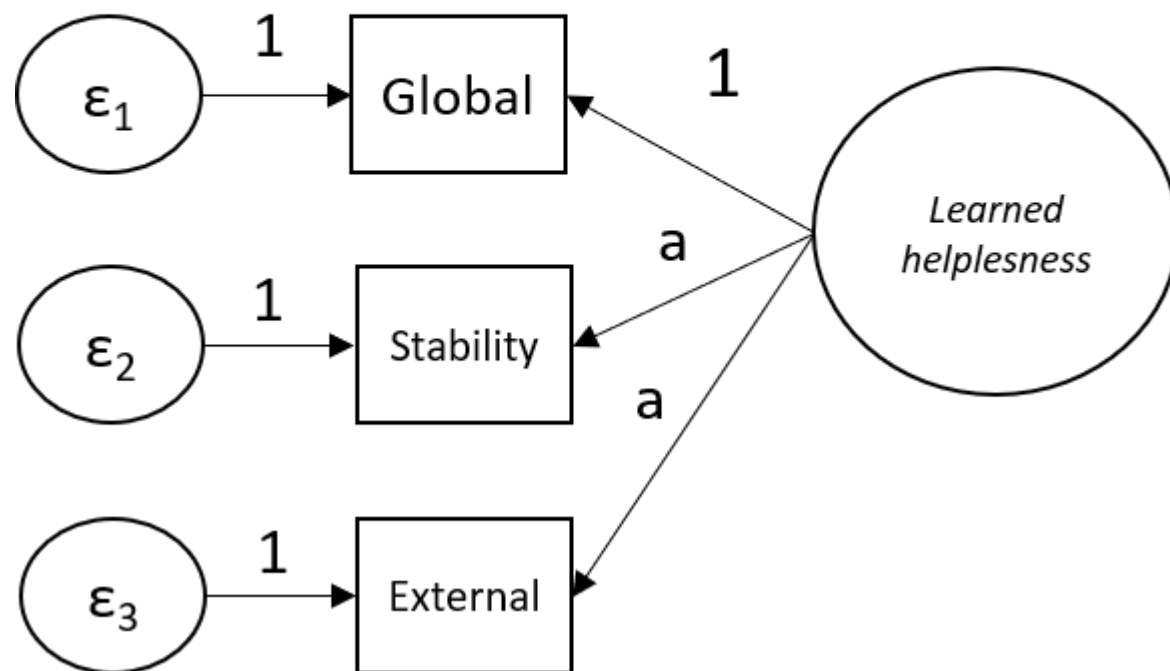
Jenis-jenis model pengukuran

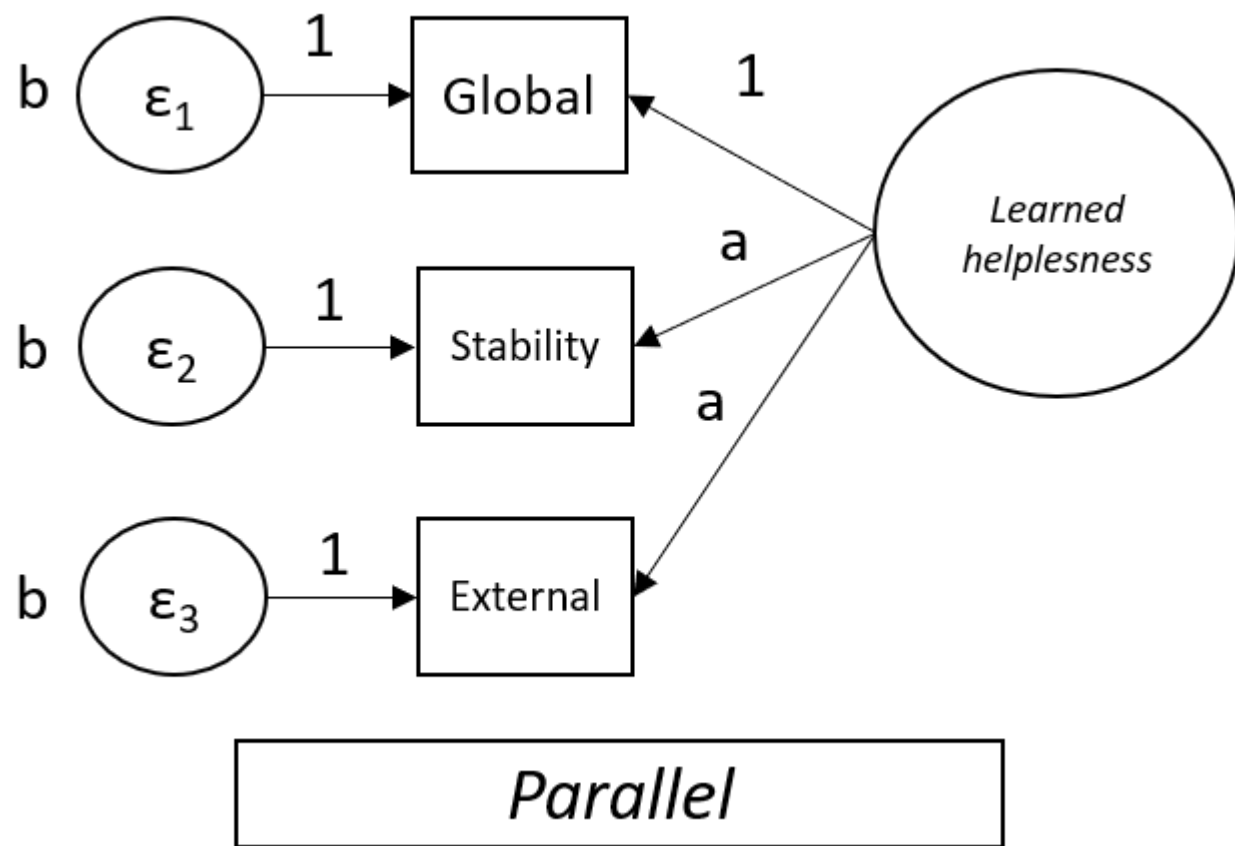
- *Congeneric*
 - Model yang paling moderat dan *default* di berbagai perangkat lunak SEM
 - Asumsinya, **skala, error variance, dan factor loading** boleh berbeda (dibebaskan)
 - **Teknik reliabilitas skala** yang mengasumsikan model pengukuran *congeneric* ➡ ω , McDonald's ω , ω total (ω_t), Revelle's ω , Raju's *coefficient, composite reliability*.
- *Tau equivalence*
 - Model yang sedikit lebih rigid daripada *congeneric*
 - Asumsinya, **skala dan error variance** boleh berbeda (dibebaskan), namun **factor loading** harus sama (dibatasi)
 - Ketika asumsi *tau equivalence* dipenuhi, maka **Cronbach's α dapat digunakan**
 - Selain Cronbach's α , **teknik reliabilitas skala** yang mengasumsikan model pengukuran *tau equivalence* ➡ Formula Rulon, KR-20, Flanagan-Rulon Formula, Guttman's λ_3 , Guttman's λ_4 dan Hoyt *method*.
- Paralel
 - Model yang paling rigid
 - Asumsinya, **skala, error variance, dan factor loading** harus sama (dibatasi)
 - **Teknik reliabilitas skala** yang mengasumsikan model pengukuran paralel ➡ Spearman-Brown's Formula, Standardised α .

Congeneric



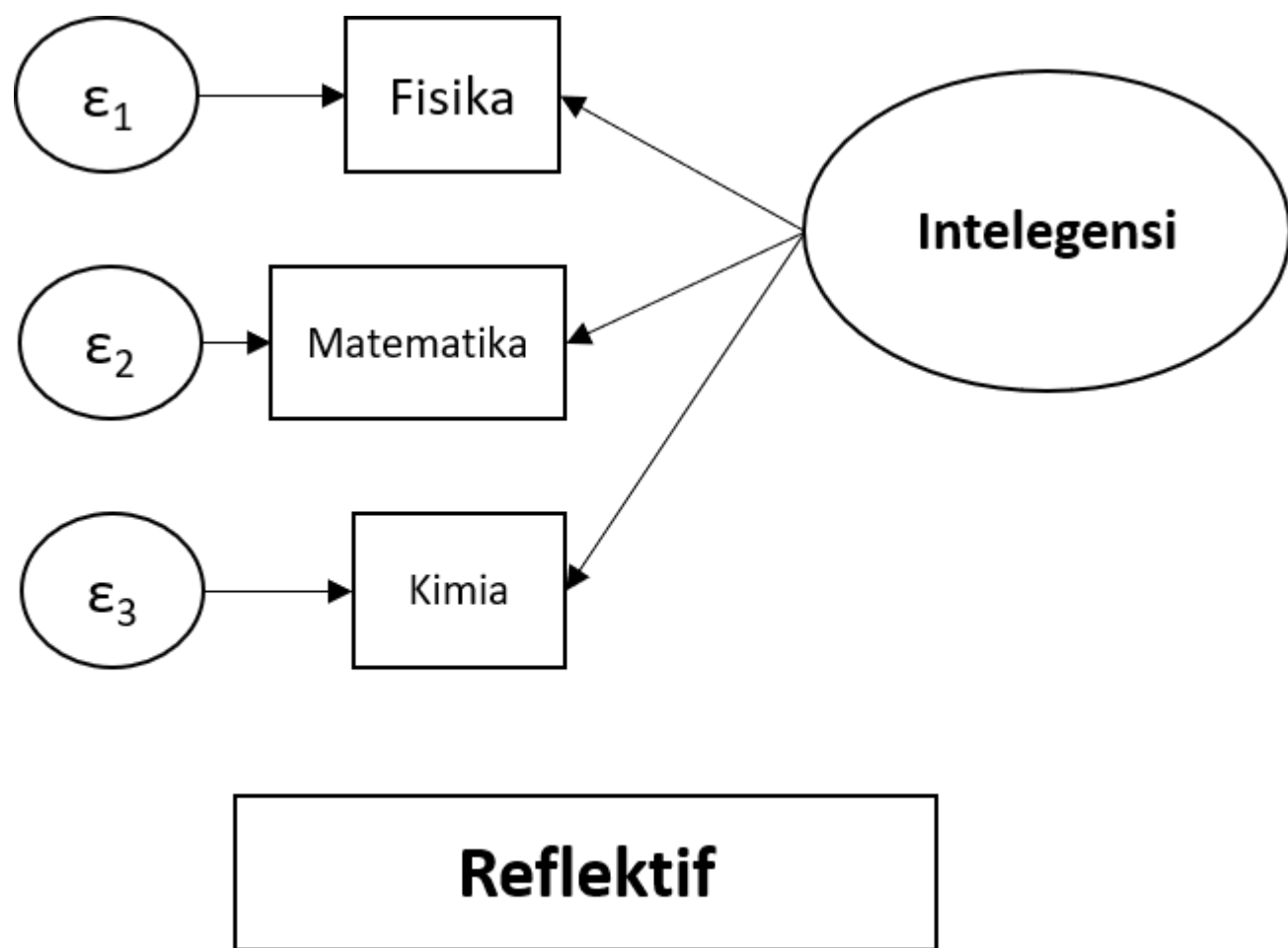
Tau-equivalence

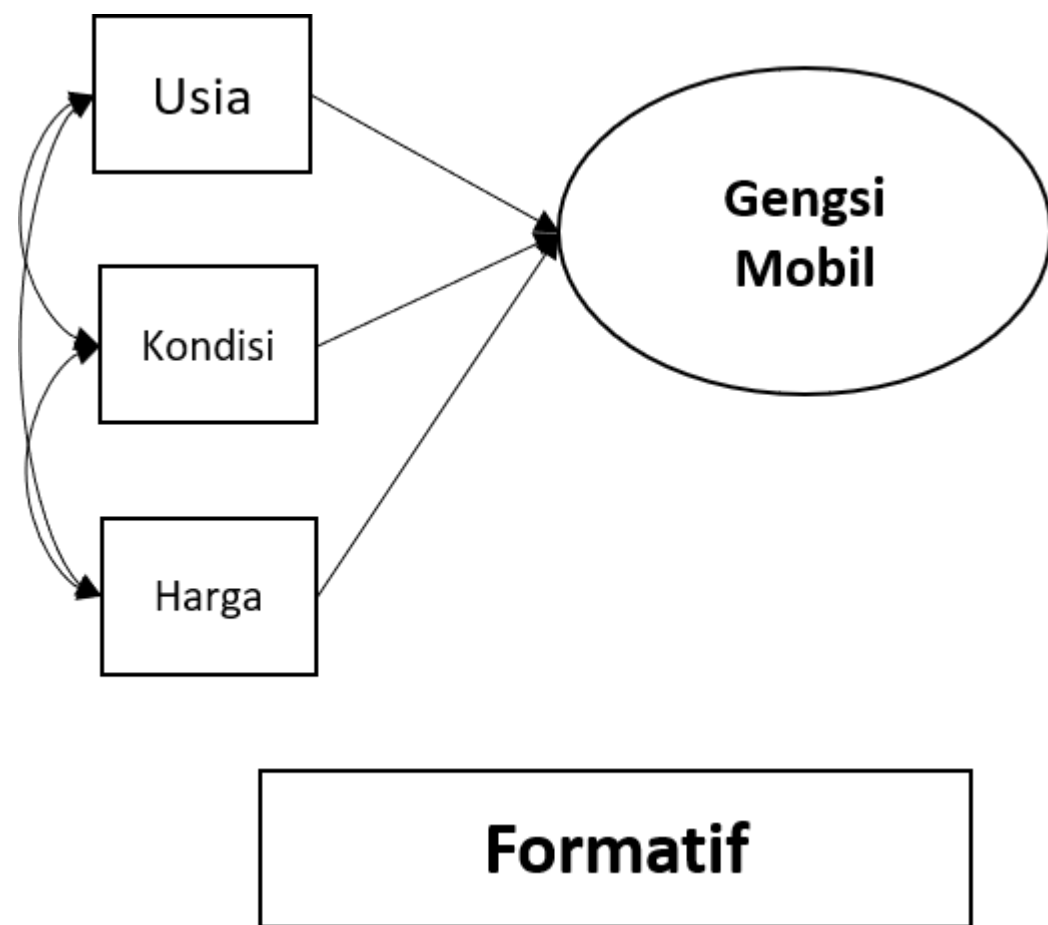




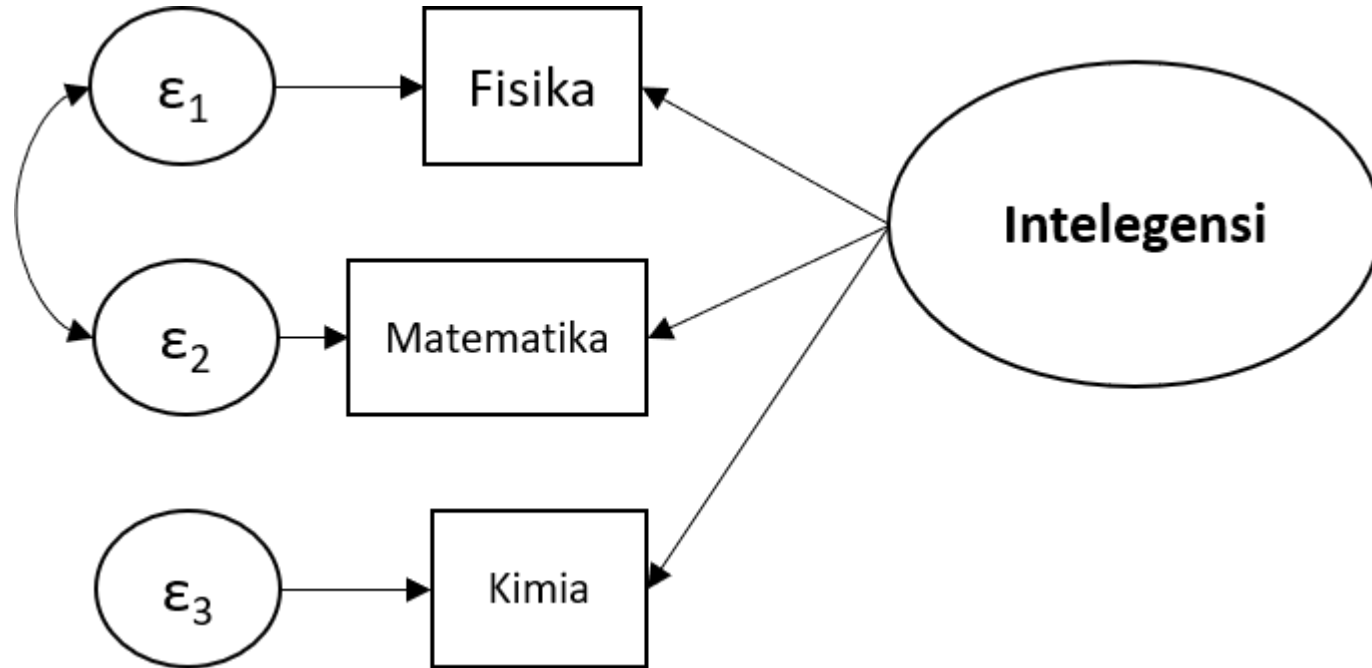
Reflektif vs Formatif

- Reflektif
 - **Variabel laten menjelaskan** mengapa **variabel indikator bervariasi**
 - Misalnya 🧠 individu dengan intelegensi yang tinggi akan mendapatkan nilai yang berbeda dalam tes matematika
 - Dalam hal ini, variasi **intelegensi**lah yang menjelaskan mengapa nilai tes matematika bervariasi
 - Biasanya mengasumsikan bahwa **korelasi antar-variabel indikator = 0**, karena seharusnya ketika (misalnya) nilai tes matematika dan fisika berkorelasi, korelasi tersebut **dijelaskan oleh faktor laten yang sama (intelegensi)**
- Formatif
 - **Variabel *observed* menjelaskan** mengapa **variabel laten bervariasi**
 - Misalnya 🚗 gensi sebuah mobil ditentukan oleh usia mobil, kondisi, harga, dan intensitas pemakaian
 - Korelasi antara variabel *observed* tidak diketahui. Bisa jadi = 0, positif, atau negatif
 - Biasanya digunakan untuk menentukan indeks pada konstruk yang *orthogonal* (contoh 🧠 kepribadian pada *Five Factor model*)





Apa yang terjadi ketika *error variance* berkorelasi?



- Kedua variabel indikator tersebut mengukur variabel laten lain di luar model (*unique factor*)
- Bisa jadi karena ada aitem *unfavourable* dalam skala
- Kemungkinan konstruk laten **bukan konstruk tunggal** (multidimensi)
- Perhatikan justifikasi teori ketika menambah *error covariance* (korelasi antar-variables *error*)

Skor faktor (*factor scores*)

- Apabila kita memiliki informasi tentang *factor loading*, maka kita bisa menghitung *factor scores* ➡ **estimasi** (*fitted*) skor variabel laten
- Caranya dengan mengalikan *factor loading* dengan skor kasar ➡ metode regresi
- Namun ingat, mengalikan *factor loading* dengan skor kasar **masih berisiko mendapatkan estimasi yang bias**, karena kedua parameter berasal dari distribusi data yang berbeda, sehingga ***standard error***nya akan berbeda di berbagai **kelompok sampel**. Itulah yang menyebabkan *factor scores* akan berubah, ketika model diujikan pada kelompok sampel yang berbeda.
- Ada tiga cara yang bisa digunakan untuk menghitung *factor scores*:
 - **Metode Regresi** ➡ dengan mengoptimalkan validitas konstruk (*variance explained*)
 - **Metode Bartlett** ➡ mengasumsikan variabel indikator **tidak saling berkorelasi**
 - **Metode Anderson-Rubin** ➡ mengasumsikan variabel indikator **saling berkorelasi**

Memilih metode estimasi

- *Maximum Likelihood* ➡ distribusi data (*multivariate*) normal, level pengukuran harus interval, tidak ada data *missing*
- *Generalized least squares* ➡ menggunakan asumsi yang sama dengan ML namun performanya kurang baik apabila dibandingkan dengan ML
- *Weighted least squares* ➡ dapat digunakan pada data kategorikal (nominal dan ordinal), estimasi menggunakan *polychoric correlation matrix*
- *Diagonally weighted least squares* ➡ dapat digunakan pada data kategorikal, estimasi menggunakan *polychoric correlation matrix* yang kemudian dikonversi menjadi *asymptotic covariance matrix*, berkerja dengan baik pada sampel yang relatif kecil dan data yang tidak berdistribusi normal

Mengestimasi model

- Pilih **metode estimasi** yang paling cocok dengan karakteristik data (ML, ULS, GLS, WLS, DWLS atau *robust DWLS*)
- Metode estimasi ini yang akan menghitung *standard error*, apabila metode estimasi yang dipilih tidak tepat dan tidak sesuai dengan kompatibilitas datanya, maka estimasi *standard error* menjadi bias ➡ model memberikan informasi yang menyesatkan

Menguji model

- Dalam tahap ini, peneliti perlu mengetahui apakah *implied model*nya didukung oleh data atau tidak
- Hal ini dapat dievaluasi melalui uji ketepatan model (*omnibus model fit*) dengan beberapa parameter kriteria

Menguji ketepatan model

- Umumnya peneliti ingin mendapatkan 3 informasi
 - ***Chi-square sebagai global fit measure.*** *Chi-square* menguji perbedaan antara *model-implied* dengan *sample covariance matrix*. Apabila *p-value* dari *Chi-square* $\geq \alpha$ (dengan $\alpha=0.05$), maka **tidak ada perbedaan** antara keduanya ➡ data mendukung model
 - ***p-value dari factor loading*** untuk setiap variabel dalam model. Perhitungan *p-value* untuk *factor loading* menggunakan *t-statistics* (formula yang sama dengan *t-test*). Namun **parameter yang lebih penting** adalah...
 - **Besar dan arah *factor loading*.** Besar *factor loading* memberikan informasi mengenai *magnitude* (besar efek/*effect size*) dan kontribusi variabel tersebut dalam menjelaskan variabel lainnya. Sedangkan arah *factor loading* (positif/negatif) memberikan informasi mengenai arah hubungan

Menguji ketepatan model: *Chi-square* (X^2)

- Dihitung dengan cara membandingkan *saturated model* dengan model tanpa jalur sama sekali (*baseline, null, atau independent model*)
- Kok *saturated model*? Bukannya *saturated model* tidak bisa dianalisis?
 - Iya betul, *saturated model* tidak dapat dijadikan *implied model*, tetapi berguna untuk menghitung nilai X^2
- Selain X^2 , kita bisa menggunakan *alternative fit indices* (yang penggunaannya cenderung menggunakan *rule of thumb*) yang terdiri dari
 - *Incremental index*
 - *Parsimony index*
 - *Absolute (standalone) index*



Incremental (comparative/relative) index

- Didapatkan dengan membandingkan *implied model* dengan *baseline model*, meliputi
 - **Comparative Fit Index** ➡ mendekati 1 = *closer fit*
 - **Normed Fit Index** ➡ mendekati 1 = *better fit*
 - **Parsimonious Normed Fit Index** ➡ NFI yang mempertimbangkan *parsimony* model, mendekati 1 = *better fit*
 - **Incremental Fit Index/Bollen's Nonnormed Fit Index** ➡ NFI yang mempertimbangkan *parsimony* model, mendekati 1 = *better fit*
 - **Tucker Lewis Index/Bentler-Bonnet Non-Normed Fit Index** ➡ mendekati 1 = *better fit*

Parsimony index

- Indeks ini secara khusus memberikan penalti pada kompleksitas model, sehingga umumnya model dengan jalur yang lebih banyak (sehingga df -nya lebih kecil) akan mendapat penalti
- Indeks-indeksnya meliputi
 - **Expected Cross Validation Index** ➡ digunakan untuk membandingkan dua model atau lebih. Nilai yang lebih kecil menunjukkan model yang lebih baik
 - **Information-Theoretic Criterion** ➡ meliputi *Akaike's Information Criterion*, *Schwarz's Bayesian Information Criteria* dan *Sample-size Adjusted Bayesian Information Criteria*. Nilai yang kecil menunjukkan model yang lebih baik
 - **Noncentrality Parameter-based Index** ➡ mendekati 1 = *better fit*
 - **McDonald's Noncentrality Index** ➡ mendekati 1 = *better fit*
- Yang paling sering digunakan adalah...
- **Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA)** ➡ menilai apakah model secara umum tepat menggambarkan data dan biasanya berkisar antara 0.0-1.0, meskipun dapat lebih dari 1. Model **close fit** ketika nilainya **0.05 - 0.08**
 - Ada beberapa perangkat lunak (termasuk **JASP**) yang bisa mengkalkulasi *confidence interval* dan *p-value*nya.
 - *P-value* ini dapat digunakan untuk menolak H_0 : RMSEA = 0.05
 - Oleh karena itu, **menolak H_0** menunjukkan bahwa model "*close-fitting*"

Absolute index

- Indeks ini dihitung tanpa melakukan perbandingan dengan *baseline*
- Meliputi
 - **Chi-square** (χ^2)/*df* ratio
 - **Goodness of Fit Index** ☹ mendekati 1 = *better fit*
 - **Adjusted Goodness of Fit Index** ☹ merupakan *parsimony adjustment* dari GFI, mendekati 1 = *better fit*
 - **Parsimony Goodness of Fit Index** ☹ mendekati 1 = *better fit*
 - **Hoelter's Critical *n*** ☹ nilainya sebaiknya > 200
 - **Standardized Root Mean Square Residual** (SRMR/RMR) ☹ paling baik digunakan untuk membandingkan dua model yang diuji di satu kelompok sampel yang sama, nilai < 0.05 menunjukkan *good fit*

Parameter fit

- Parameter jalur bisa ditolak meskipun hasil *omnibus test* memuaskan, sehingga menginterpretasi koefisien jalur adalah proses yang juga harus dilakukan.
- Berikut ini adalah beberapa prosedur yang direkomendasikan:
 - Lihat tanda *factor loading*, apakah **arahnya sudah benar** (negatif/positif)
 - Lihat *standardised parameter estimates* untuk tahu apakah ada *factor loading* yang **nilainya diatas kewajaran**
 - Lihat *p-value* untuk mempertimbangan **menolak H_0** (bahwa tidak ada korelasi atau *direct effect* antara dua variabel)
 - Lakukan pengujian *measurement invariance* dengan mengasumsikan beberapa *factor loading* sama di berbagai kelompok yang berbeda (misal gender, dll), kemudian buat perbandingan relatif antara *factor loading* di kelompok yang berbeda tersebut
 - Apabila *error variance* mendekati nol (yang menyiratkan bahwa variabel *observed* adalah indikator yang 'nyaris sempurna' bagi variabel laten -- **tapi ini tidak mungkin**), hal tsb lebih mungkin disebabkan oleh adanya *outlier*, kurangnya jumlah sampel, atau kurangnya jumlah indikator

Demonstrasi CFA



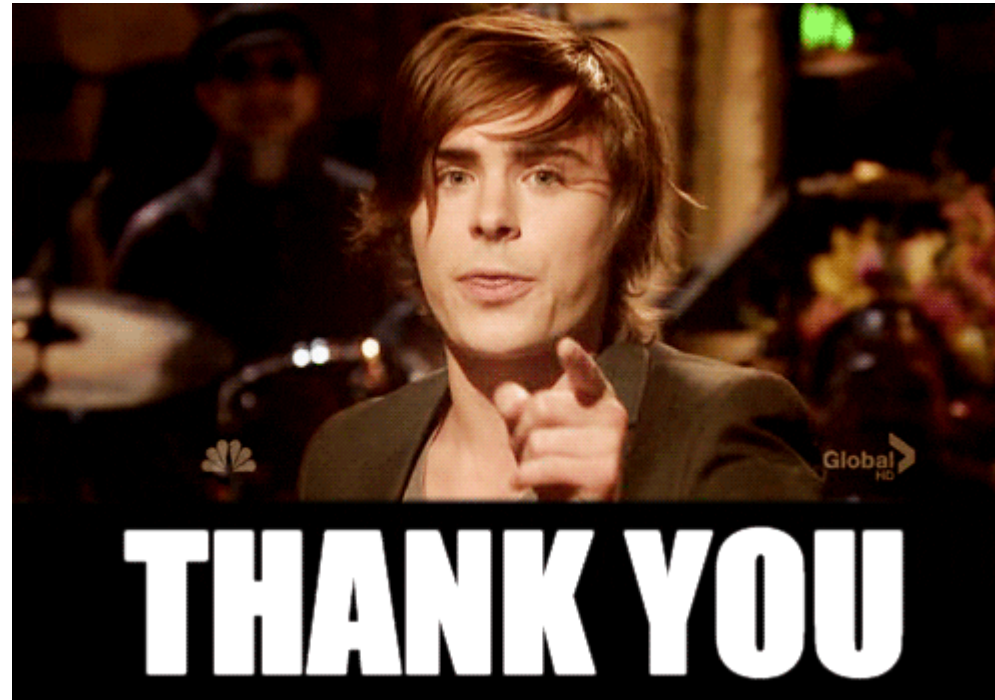
Unduh Dataset Contoh CFA

TUGAS 3: Mencoba *confirmatory factor analysis*

- Unduh [Dataset Latihan SEM](#)
- Unduh [Kamus Data disini](#)
- Lakukan CFA pada skala *right-wing authoritarianism*
 - Diukur dengan skala *Likert*, 15 aitem dengan 9 pilihan jawaban
- Laporkan *model fit*, *factor loading*, dan *multivariate normality*
- Lakukan penyesuaian apabila perlu
- *Export* datasetnya menjadi [.html](#) kemudian

Kumpulkan tugasnya disini

Terima kasih banyak! 😊



Paparan disusun dengan menggunakan  *package* **xaringan** dengan *template* dan *fonts* dari **R-Ladies**.

Chakra dibuat dengan **remark.js**, **knitr**, dan **R Markdown**.