

# Datos perdidos, poder, tamaño de la muestra y CFA con múltiples grupos

Mauricio Garnier Villarreal



# Datos perdidos, poder y tamaño de la muestra

- Tipos de datos perdidos
- Buenos métodos para manejarlos
  - Poder

# Tipos de datos perdidos

- Missing Completely at Random (MCAR)
  - No esta asociado con variables observadas o no observadas
- Missing at Random (MAR)
  - No esta asociado con variables no observadas, pero tal vez esta relacionado a variables observadas
- Missing Not at Random (MNAR)
  - Alguna asociación con variables no observadas y tal vez con variables observadas

# Efecto de imputar datos perdidos

	No Association with Observed Variable(s)	An Association with Observed Variable(s)
No Association with Unobserved /Unmeasured Variable(s)	<b>MCAR</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Fully recoverable</li> <li>• Fully unbiased</li> </ul>	<b>MAR</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Partly to fully recoverable</li> <li>• Less biased to unbiased</li> </ul>
An Association with Unobserved /Unmeasured Variable(s)	<b>NMAR</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Unrecoverable</li> <li>• Biased (same bias as not estimating)</li> </ul>	<b>MAR/NMAR</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Partly recoverable</li> <li>• Same to unbiased</li> </ul>

# Efecto de imputar datos perdidos

	No Association with ANY Observed Variable	An Association with <u>Analyzed</u> Variables	An Association with <u>Unanalyzed</u> Variables
No Association with Unobserved /Unmeasured Variable(s)	<b>MCAR</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Fully recoverable</li> <li>• Fully unbiased</li> </ul>	<b>MAR</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Partly to fully recoverable</li> <li>• Less biased to unbiased</li> </ul>	<b>MAR</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Partly to fully recoverable</li> <li>• Less biased to unbiased</li> </ul>
An Association with Unobserved /Unmeasured Variable(s)	<b>NMAR</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Unrecoverable</li> <li>• Biased (same bias as not estimating)</li> </ul>	<b>MAR/NMAR</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Partly to fully recoverable</li> <li>• Same to unbiased</li> </ul>	<b>MAR/NMAR</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Partly to fully recoverable</li> <li>• Same to unbiased</li> </ul>

# Malos métodos de corrección

- List-wise deletion
  - Sesgo: varianzas y medias
  - N es uniforme
  - Aceptable solo si el poder no es problema y es MCAR
- Pair-wise deletion
  - Sesgo: varianzas y medias
  - N varia
  - Aceptable solo si el poder no es problema y es MCAR

# Malos métodos de imputación

- Sustitución por la media de la muestra
  - Variancia reducida
  - Correlaciones sesgadas
- Sustitución por la media del sujeto

# Métodos cuestionables

- Imputación por regresión
  - Con algunos ítems relevantes como predictores
  - Con todos los ítems como predictores
- Imputación por regresión estocástica
  - Igual que anterior pero incluye un componente de error aleatorio

## Metodos modernos

# MI or FIML

- Rubin (1978) propuso Imputación Múltiple (MI)
  - Especialmente útil con bases grandes
- Principios de 1980 métodos de likelihood se desarrollaron
  - Full Information Maximum Likelihood (FIML)

# Buenos métodos

(solo si las variables relacionadas se incluyen en el modelo)

- Imputación Múltiple (EM o MCMC)
  - Se imputan los datos  $N$  (20 - 100) veces
  - Ejecutar el análisis en cada base con los datos imputados
  - Calcular la media y desviaciones estándar de los  $N$  análisis
- Full Information Maximum Likelihood
  - Se estiman las estadísticas suficientes con el algoritmo Expectation Maximization (EM)
  - Esos estimados son usados como los valores de partida para la estimación con ML

# Planned missing

- Se evalúa a todos los sujetos, pero no se evalúan todos los ítems a cada sujeto
  - Dos evaluaciones: barata (menos confiable) y cara (mas confiable)
    - Todos los sujetos reciben la barata
    - Una parte de la muestra también recibe la cara
- 
- Graham Graham, Taylor, Olchowski, & Cumsille (2006)
  - Raghunathan & Grizzle (1995) “split questionnaire design”
  - Wacholder et al. (1994) “partial questionnaire design”

## En lavaan

- Full Information Maximum Likelihood
  - `fit<-cfa(model, data, std.lv, meanstructure, missing="fiml")`
- Imputación múltiple
  - Imputación en R: Amelia, mice, mi
  - semTools -> runMI
- Fraction of Missing Information (FMI)

# Tamaño de la muestra

- Malas reglas
  - 5 - 10 personas por parámetro/variable/constructo
  - Mas personas que parámetros
- Factores que afectan el tamaño de la muestra
  - Grado de violación de los presupuestos
  - Grado de confiabilidad y validez
  - Grado de error de muestreo
  - Grado de desajuste del modelo

# Tamaño de la muestra

- Lo importante: es la muestra lo suficientemente buena representación de la población para calcular la matriz de varianza/covarianza y medias de los indicadores
  - Usualmente por encima de 100 funciona para un grupo, y para múltiples grupos un mínimo de 150 (con al menos 50 por grupo)

# Poder en SEM

- Basado en MacCallum, Browne, & Sugawara (1996)
- Usa el RMSEA y la prueba de pobre ajuste
- Debe especificar un  $H_0$  and  $H_A$ 
  - $H_0$  : ej, ajuste es malo:  $RMSEA \geq .10$
  - $H_A$  : ej, ajuste es buen:  $RMSEA \leq .05$
- Preguntas:
  - Si el ajuste es bueno en la población, tenemos una alta probabilidad con nuestro tamaño de muestra de ser capaces de rechazar la hipótesis que es malo?
  - Si el ajuste es malo en la población, tenemos una alta probabilidad con nuestro tamaño de muestra de ser capaces de rechazar la hipótesis que es bueno?

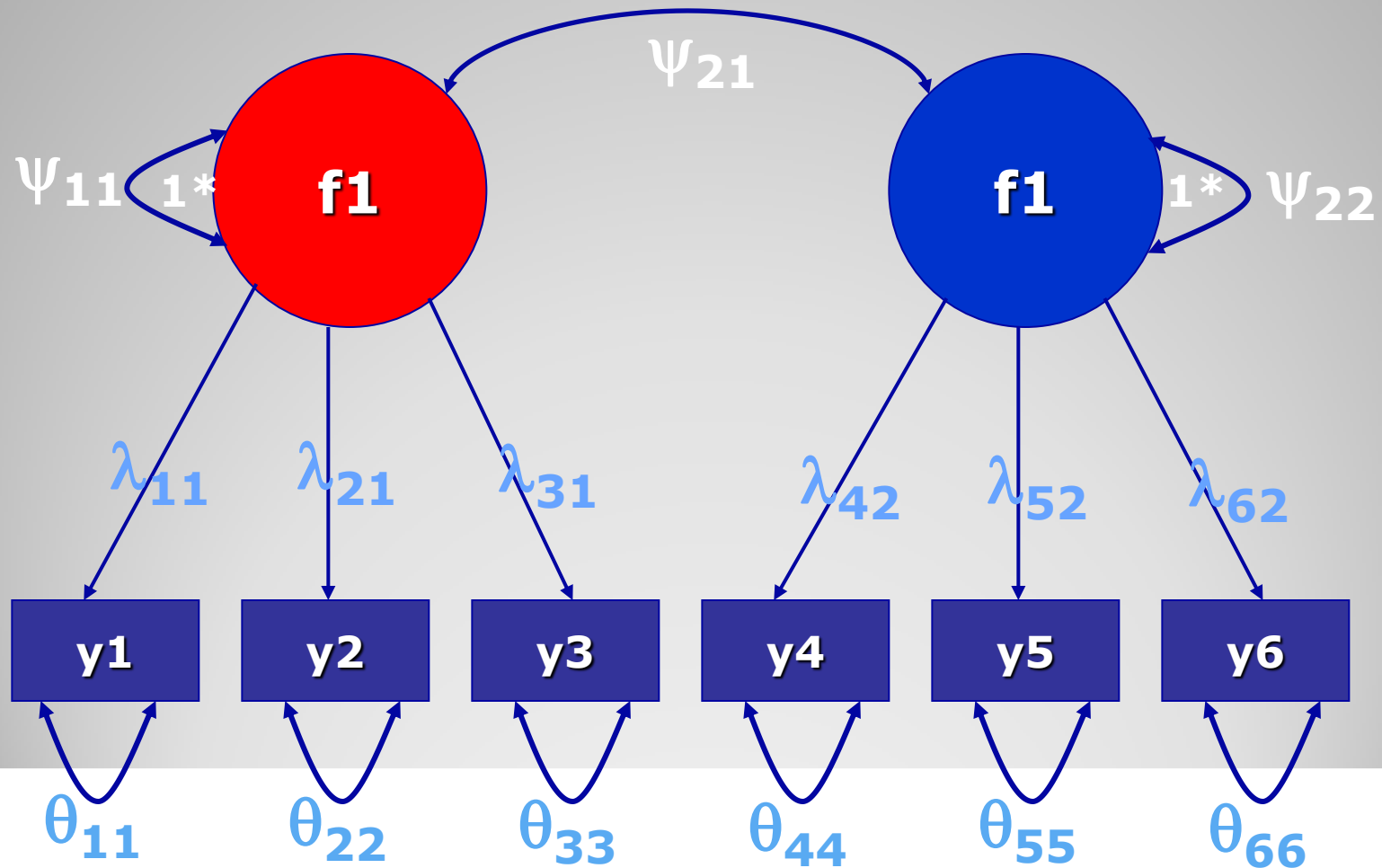
## Poder en SEM

- Pruebas con RMSEA (semTools)
  - ?findRMSEApower
  - ?findRMSEAsamplesize
- Método Monte Carlo (simsem)

## CFA con múltiples grupos

- Ejecutar el CFA en 2 grupos
- Comparar los resultados
- Pruebas de invarianza
- Probar las varianzas latente, covarianzas y medias latentes

# CFA con múltiples grupos

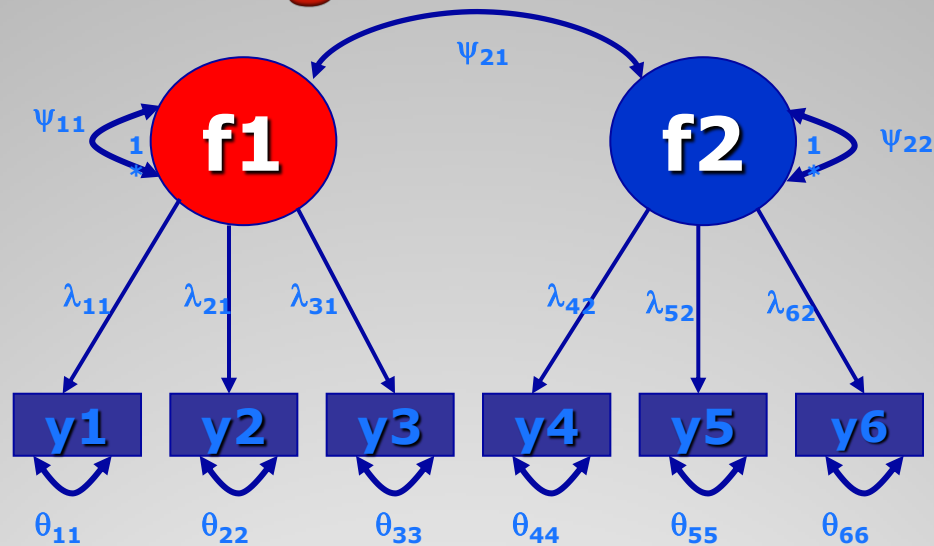


# Invariancia factorial

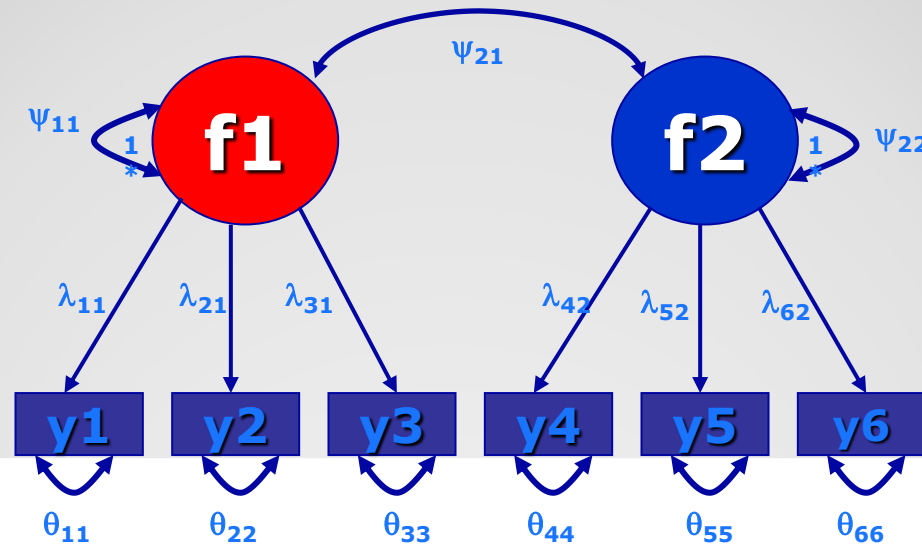
- Se asume cuando se comparan grupos, tiempos (ANOVA)
- Establecer equivalencia de medida (estamos evaluando el mismo constructo en cada grupo?)
- Cuatro niveles de invariancia:
  1. Invariancia configural: misma estructura
  2. Invariancia factorial débil: las cargas factoriales son equivalentes entre grupos
  3. Invariancia factorial fuerte: las medias de los indicadores son iguales entre grupos
  4. Invariancia factorial estricta: varianza residual es igual entre grupos (nivel no recomendado)

# Invariancia configural

G1:



G2:



# Invariancia configural

- `fit2 <- cfa(mod1, data=datsim, std.lv=T, meanstructure=T, group="group")`

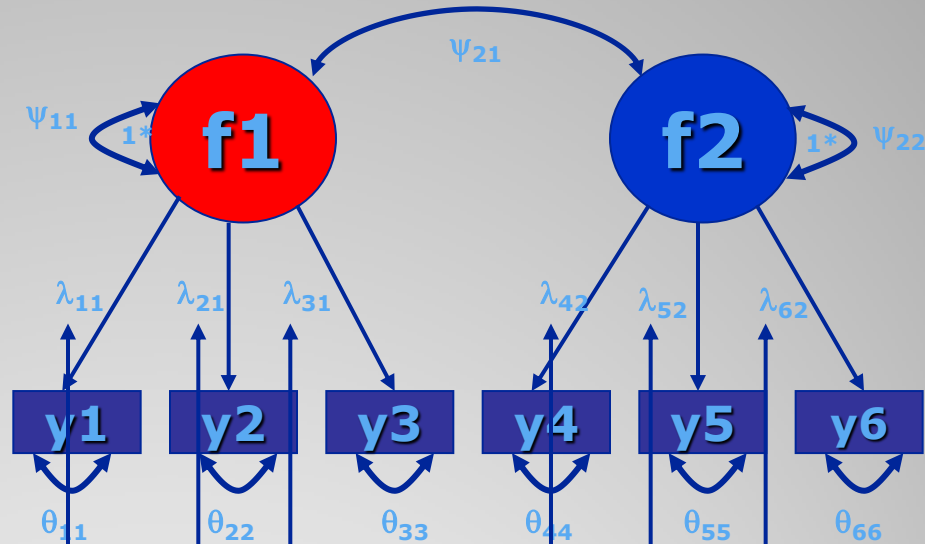
- Ajuste combinado

Model Fit:  $\chi^2_{(16, n=300)} = 19.243$ ; RMSEA =  $0.026_{(.000-.062)}$ ; CFI = .987; TLI/NNFI = .975

- $\chi^2$  y df: suma de modelo de ambos grupos
- RMSEA: promedio ponderado, corrige por el numero de grupos
- CFI, TLI/NNFI: promedio ponderado

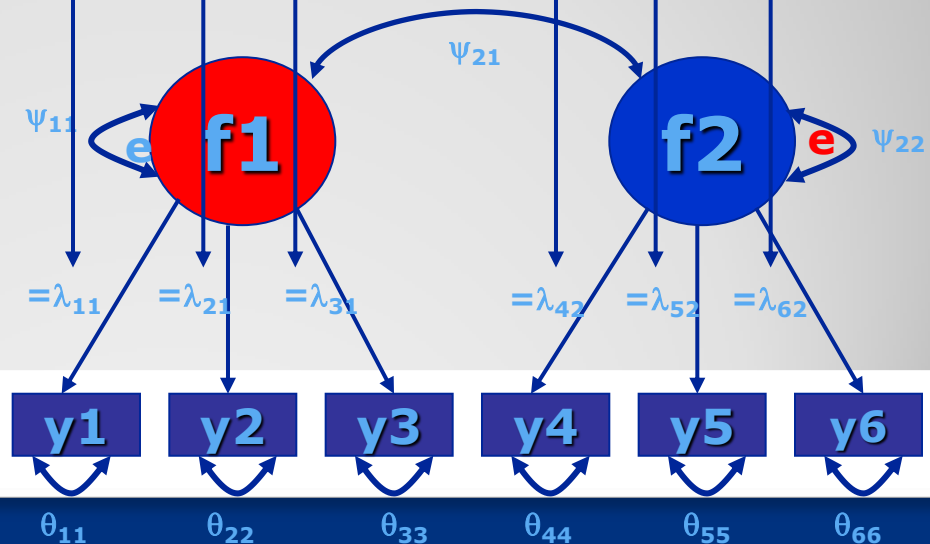
# Invariancia factorial débil

G1:

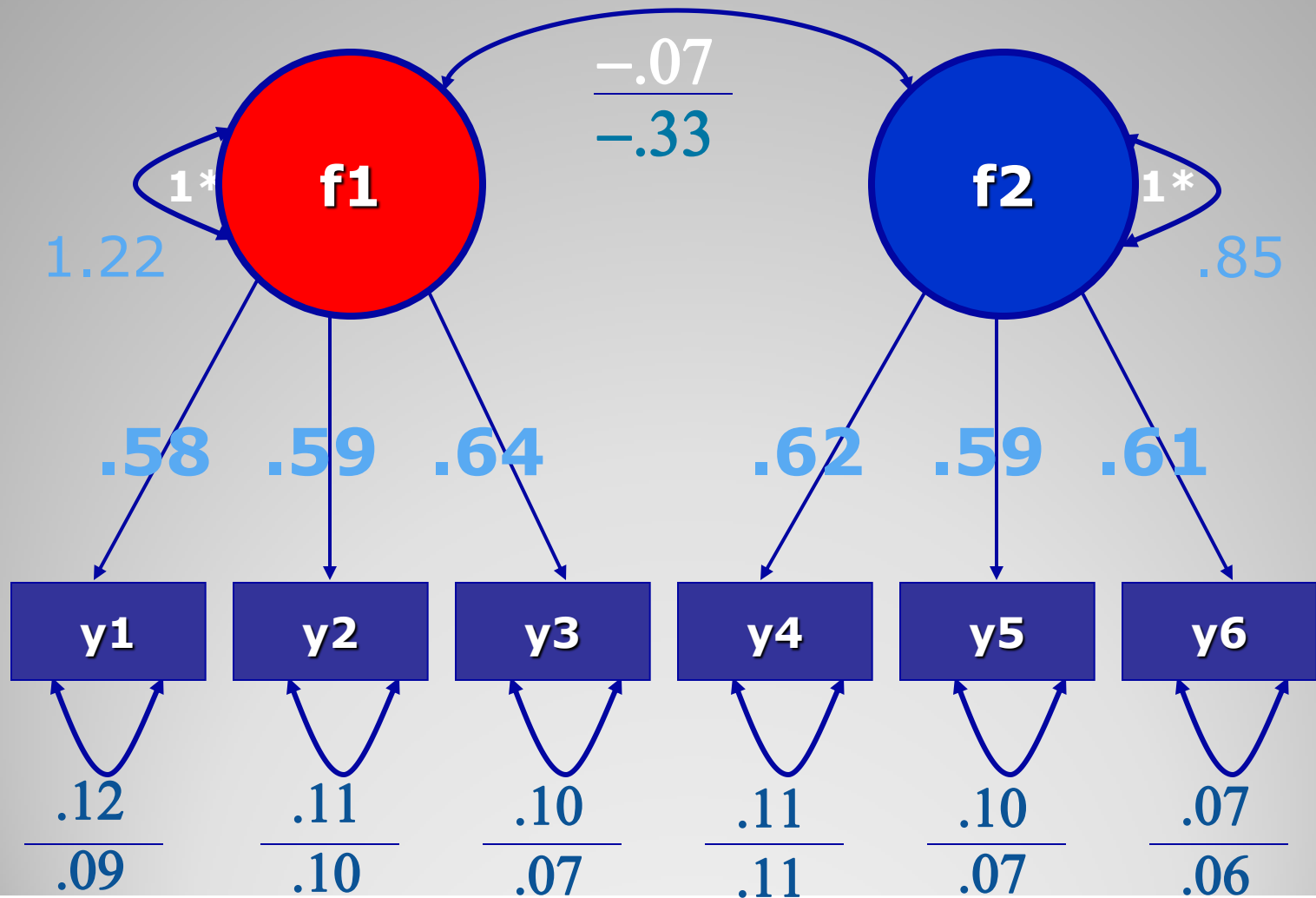


- Iguale los  $\lambda$  loadings entre los grupos
- Libere las variancias  $\Psi$  en el grupo 2

G2:



# Invariancia factorial débil



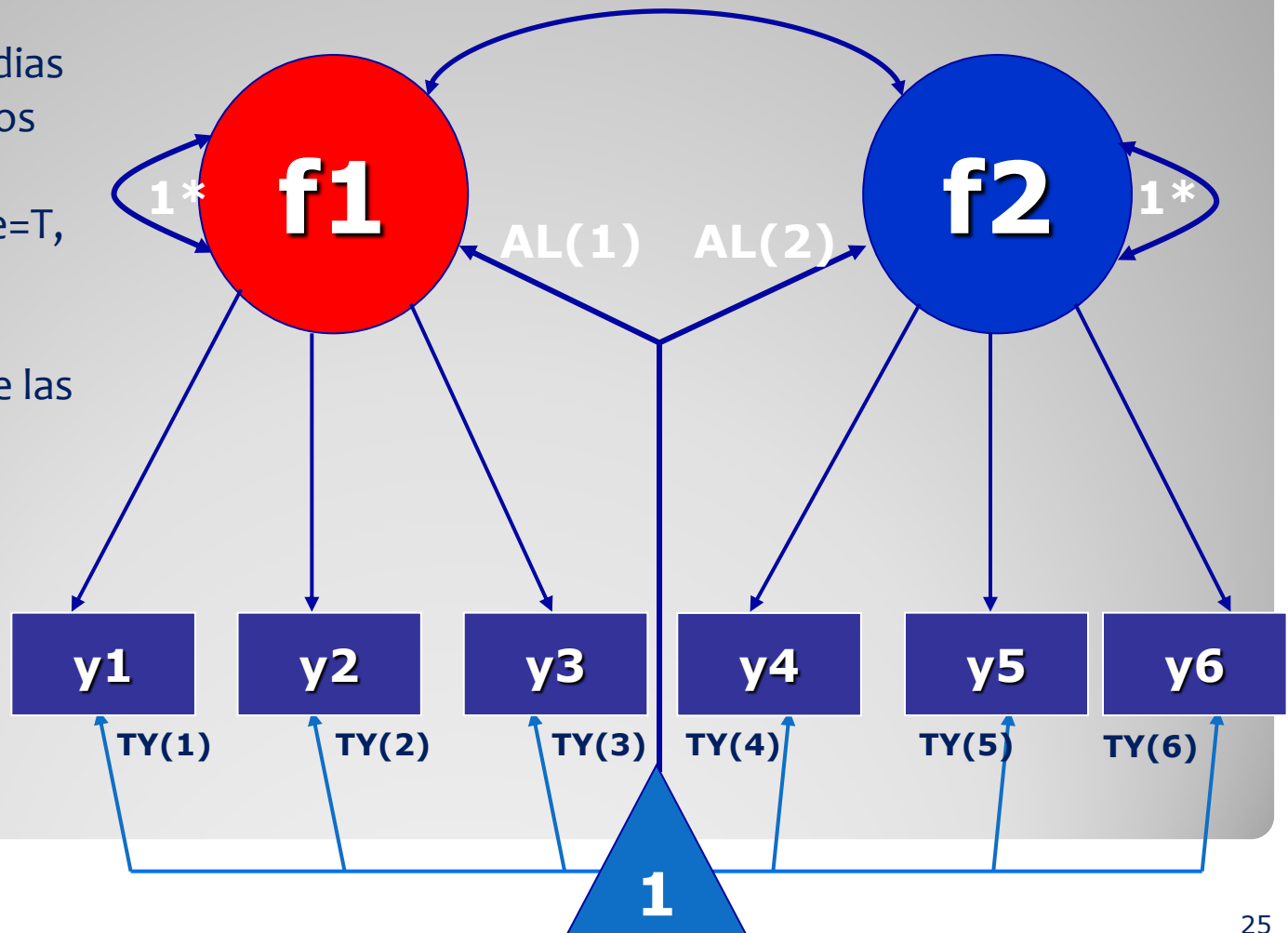
Model Fit:  $\chi^2_{(54, n=300)}=57.558$ ; RMSEA=.015<sub>(.000-.040)</sub>; CFI=.991; TLI/NNFI=.988

# Resultados: Invariancia factorial débil

- Pruebas razonables:
  - RMSEA: el modelo cae en el CI del otro modelo
  - CFA: cambio es  $\leq 0.1$
- RMSEA:
  - Débil: .015 (.00-.04) vs Configural: .026 (.00-.062)
- CFI:
  - Débil: .991 vs Configural: .987
- Cargas factoriales son invariantes entre los grupos
- Nota:  $\Delta\chi^2$  muy estricto

# Información de las medias

- Igualar las medias entre los grupos
- Lavaan: meanstructure=T, ya estamos incluyendo la información de las medias
- Lavaan: group.equal: “intercepts”



# Invariancia factorial fuerte

- `fit4 <- cfa(mod2, data=datsim, std.lv=T, meanstructure=T, group="group", group.equal=c("loadings","intercepts"))`
- Pruebas razonables:
  - RMSEA:
    - Débil: .015 (.00-.04) vs Strong: .00 (.00-.034)
  - CFI:
    - Débil: .991 vs Strong: 1.0
- Intercepts son invariantes entre los grupos

# Comparando parámetros latentes

- Después de establecer invariancia factorial, se establece que se evalúan los mismos constructos en cada grupo
- \*\* Ahora comparemos parámetros latentes \*\**
- Omnibus: es la matriz de variancia/covariancia diferente entre los grupos
  - Son las variancias diferentes? Es un grupo mas variable que otro?
  - Son las covariancias/correlaciones diferentes? La asociación entre constructos diferente entre grupos?
- Son las medias diferentes entre grupos? De ser así, cuales?

# Igualdad de variancias/covariancias

- Igualar las variancias de los constructos
- Las medias no son necesarias
- Es necesaria la invariancia débil, ser constante y coherente con los modelos contra los que se compara
- Comparación de modelos anidados ( $\Delta\chi^2$ )
- `fit5 <- cfa(mod2, data=datsim, std.lv=T, meanstructure=T, group="group", group.equal=c("loadings","intercepts","lv.variances"))`
- `anova(fit4,fit5)`

# Igualdad de variancias/covariancias

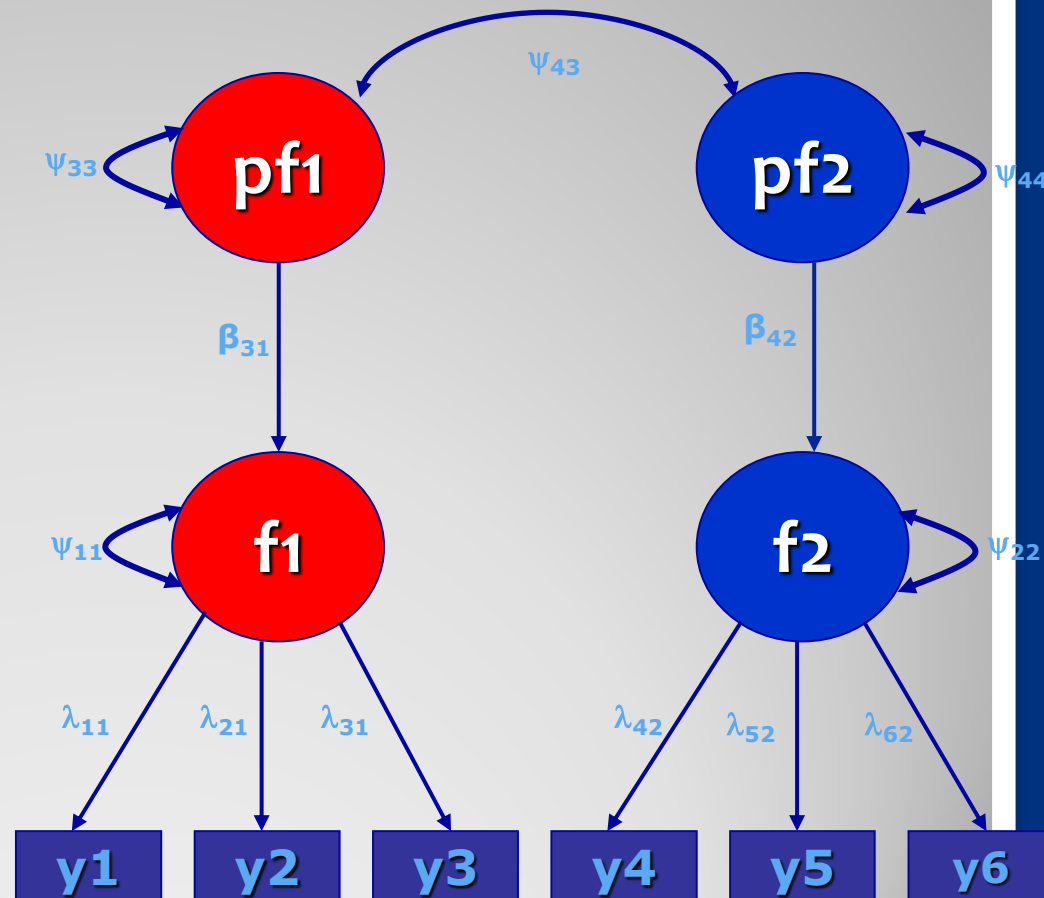
- Si las variancias son asumidas iguales, se prosigue con la prueba de covariancias
- Si las variancias no son asumidas iguales se debe estandarizar las variables latentes para probar las covariancias (correlaciones) con constructos fantasma
- Ej: Las variancias de los constructos no son invariantes entre grupos.

# Igualdad de variancias/covariancias

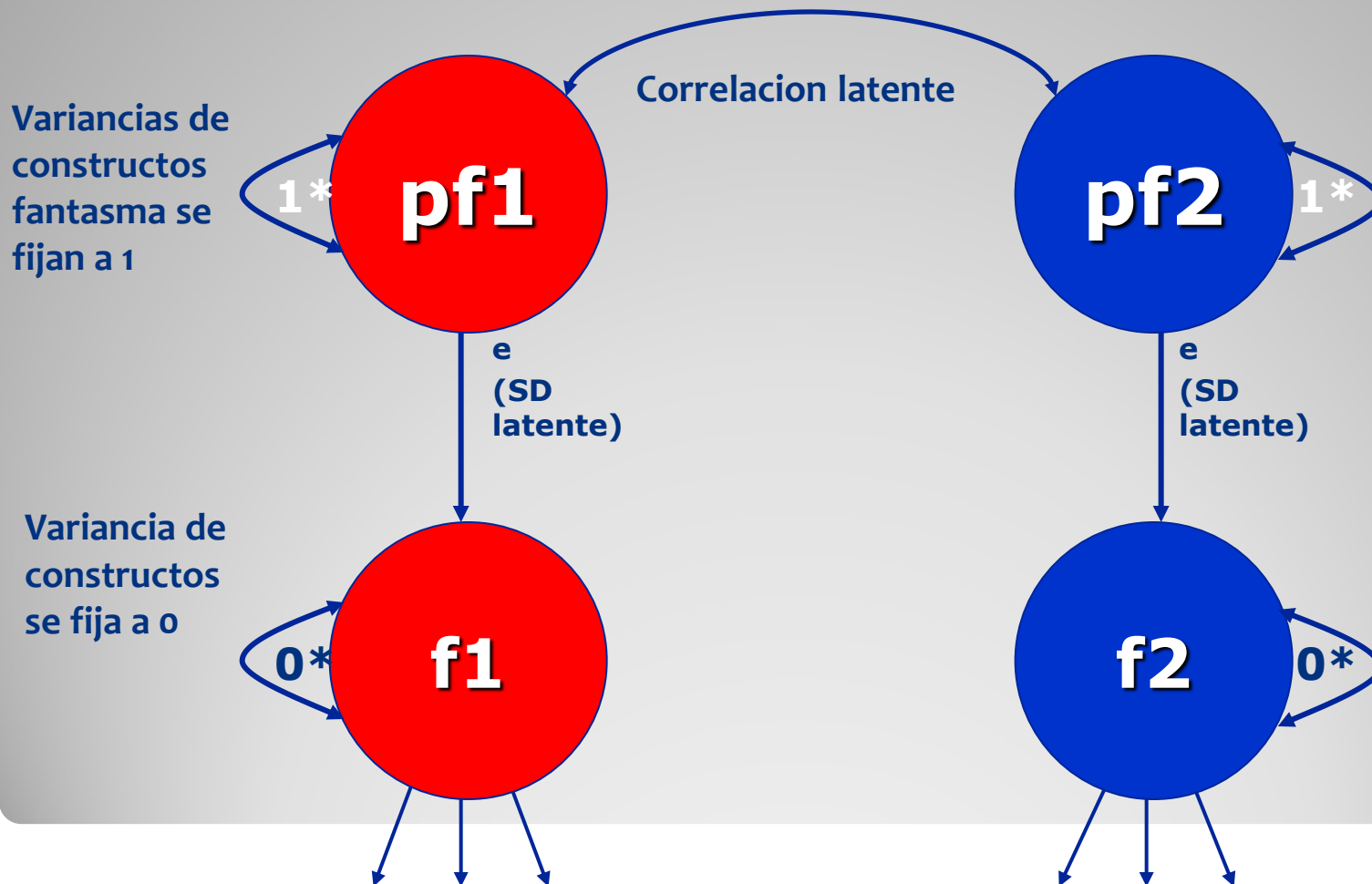
- Si variancias se asumen iguales:
  - `fit6 <- cfa(mod2, data=datsim, std.lv=T, meanstructure=T, group="group", group.equal=c("loadings","intercepts","lv.variances", "lv.covariances"))`
- Si las variancias no se asumen iguales
  - Se estandarizan las variancias por medio de constructos fantasma

# Constructos fantasmas

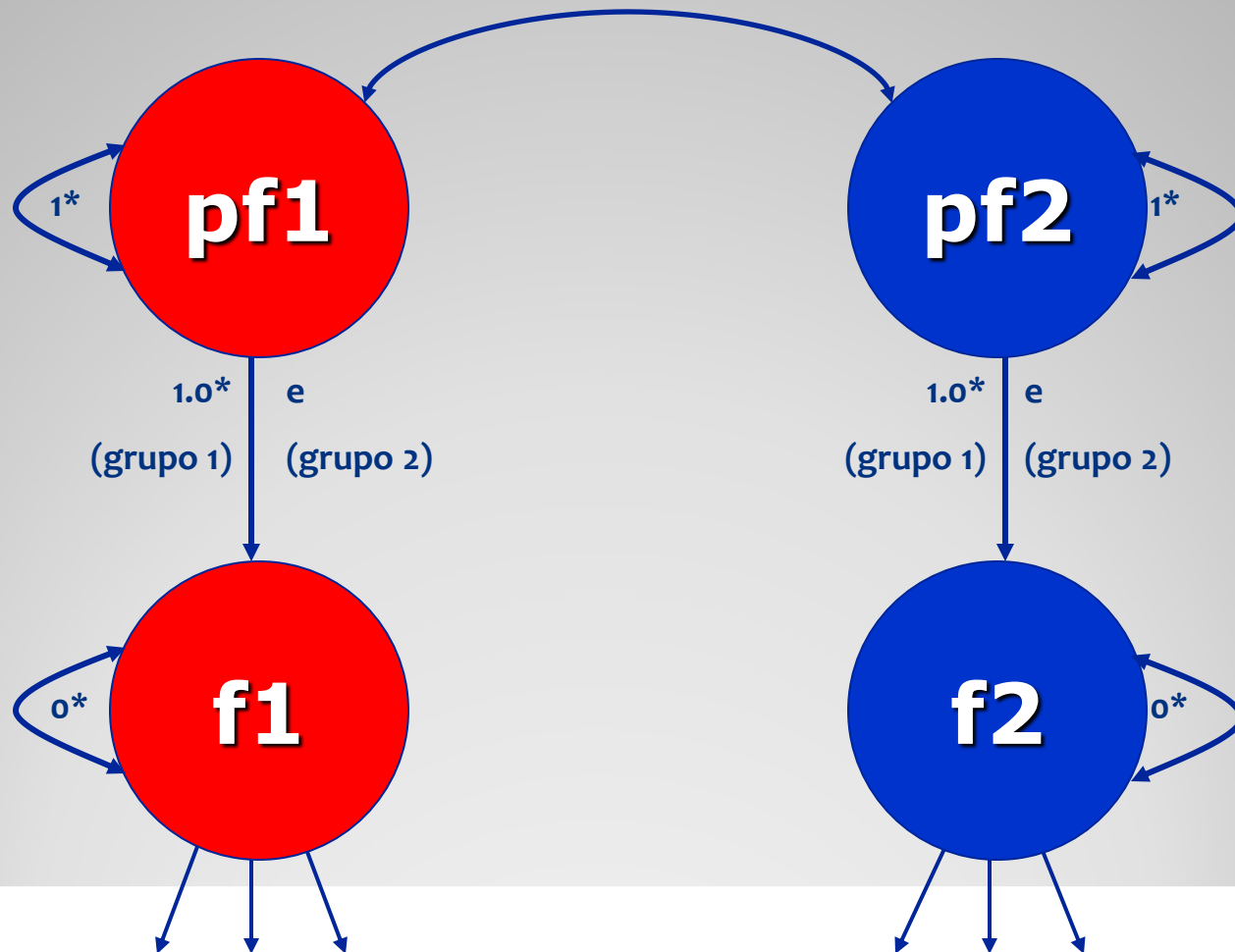
- Constructos fantasma no tienen indicadores
- Convierten covariancias ( $\Psi$ ) en correlaciones ( $r$ )



# Constructos fantasmas



# Constructos fantasmas



# Constructos fantasmas

- Mismo ajuste
- Se añaden nuevos constructos, pero no se añaden parámetros
- Luego, se prueban las correlaciones entre grupos usando la prueba de modelos anidados
- Si cuando se fijan todas las correlaciones hay una diferencia significativa, se pasa a probar una correlación a la vez
- `anova()`

# Comparando medias latentes

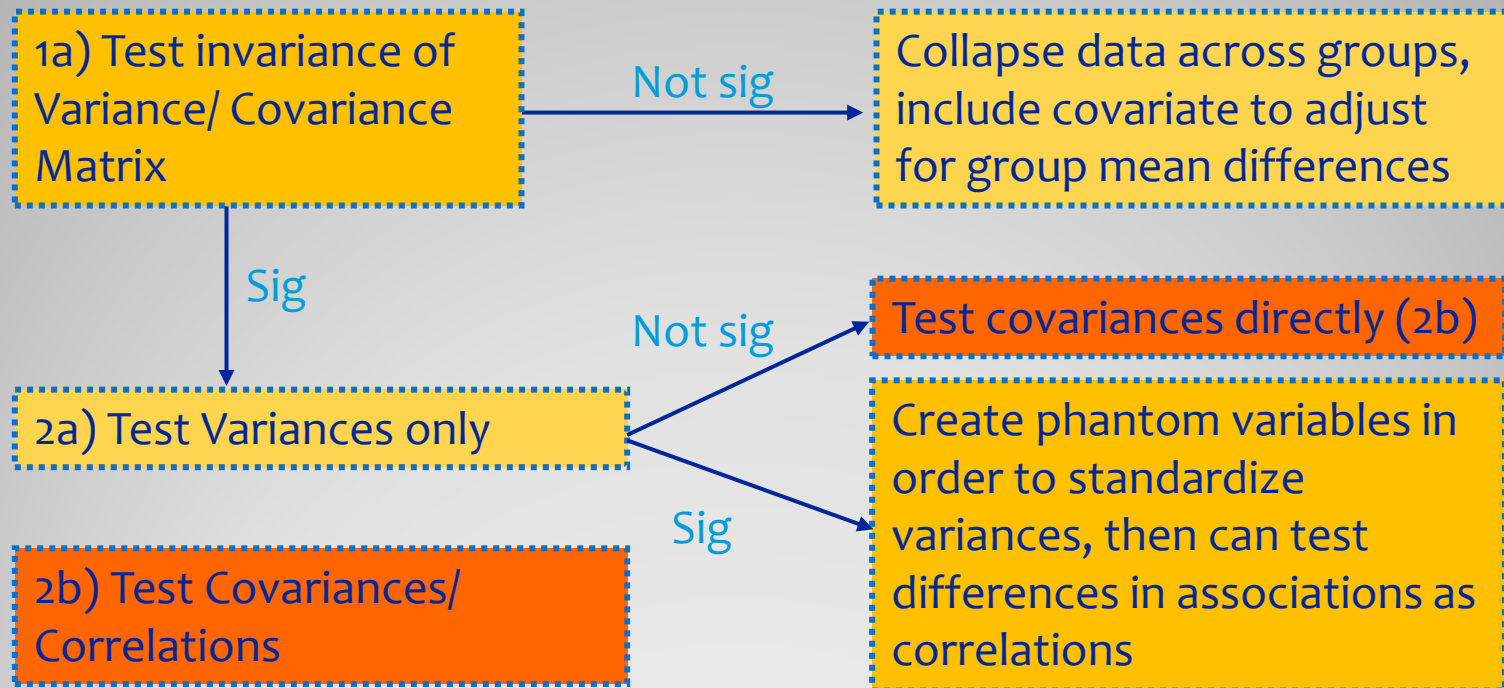
- Se necesita usar el modelo de invariancia fuerte como punto de comparación
- Prueba de modelos anidados
- `fitfmean <- cfa(modfancor, data=datsim, std.lv=T, meanstructure=T, group="group", group.equal="means")`

# Tamaño del efecto

- Cohen's  $d = (M_2 - M_1) / SD_{pooled}$   
 $SD_{pooled} = \sqrt{[(n_1 Var_1 + n_2 Var_2) / (n_1 + n_2)]}$
- Latente  $d = (\alpha_{2j} - \alpha_{1j}) / \sqrt{\psi_{pooled}}$   
 $\sqrt{\psi_{pooled}} = \sqrt{[(n_1 \psi_{1jj} + n_2 \psi_{2jj}) / (n_1 + n_2)]}$
- Diferencia significativa, pero es el efecto significativo

# Comparación de parámetros latentes

**\*Interested in variances and/or covariances?**



**\*Interested in means?**

If Strong factorial invariance is established...

1b or 3) Test invariance of latent means

# Comparación de parámetros entre grupos

