

Modelos Estructurales



KU CENTER FOR
RESEARCH METHODS
& DATA ANALYSIS

College of Liberal Arts
& Sciences

Modelos de regresión latente

- Entender ventajas de regresión latente
- Hipótesis direccionales
- Depuración del modelo
- Controlar por covariables

Correlación vs Regresión

- Correlación

- “Total” de variancia compartida
- Bivariada: “como están relacionadas dos variables”

- Regresión

- Descompone entre variancia única y compartida
- Multivariada

Ventajas de regresión latente

- Corrige por error de medida
- Múltiples variables “y” dependientes
- Especifica modelos complejos para responder preguntas complejas

Regresión de variables medidas

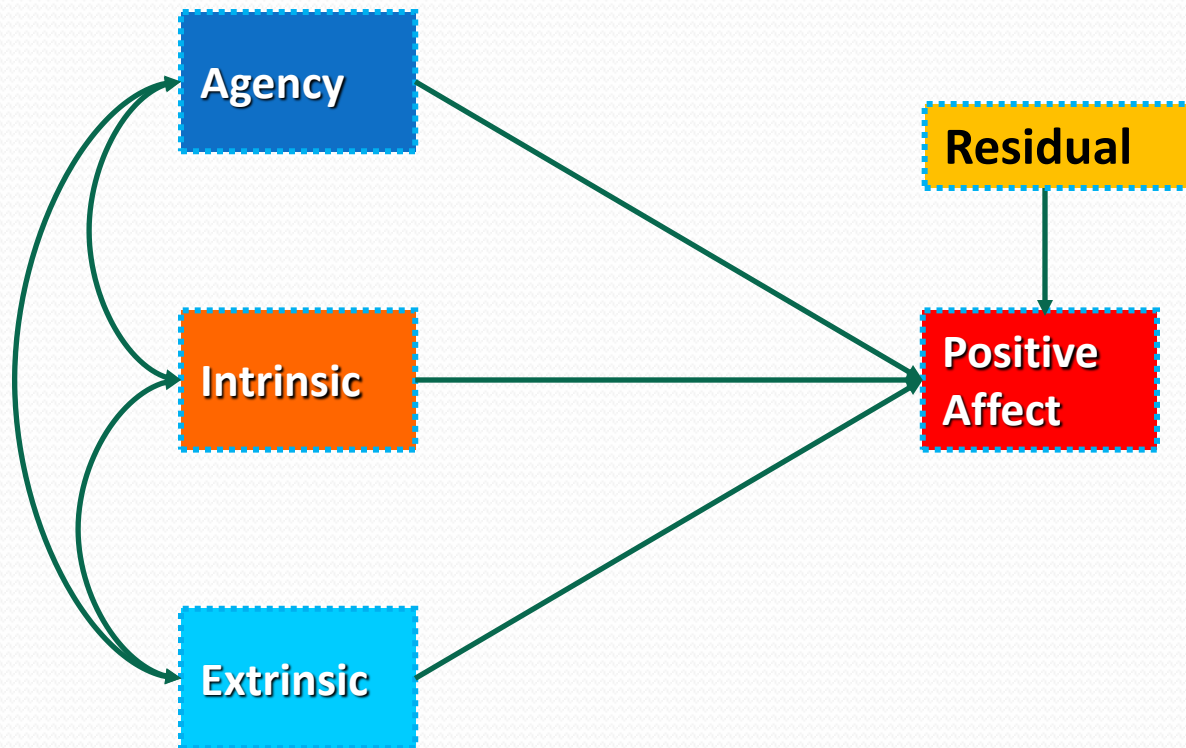
$$\text{Positive Affect} = b_1(\text{Agency}) + b_2(\text{Intrinsic}) + b_3(\text{Extrinsic}) + \text{Residual}$$

+ error

+ error

+ error

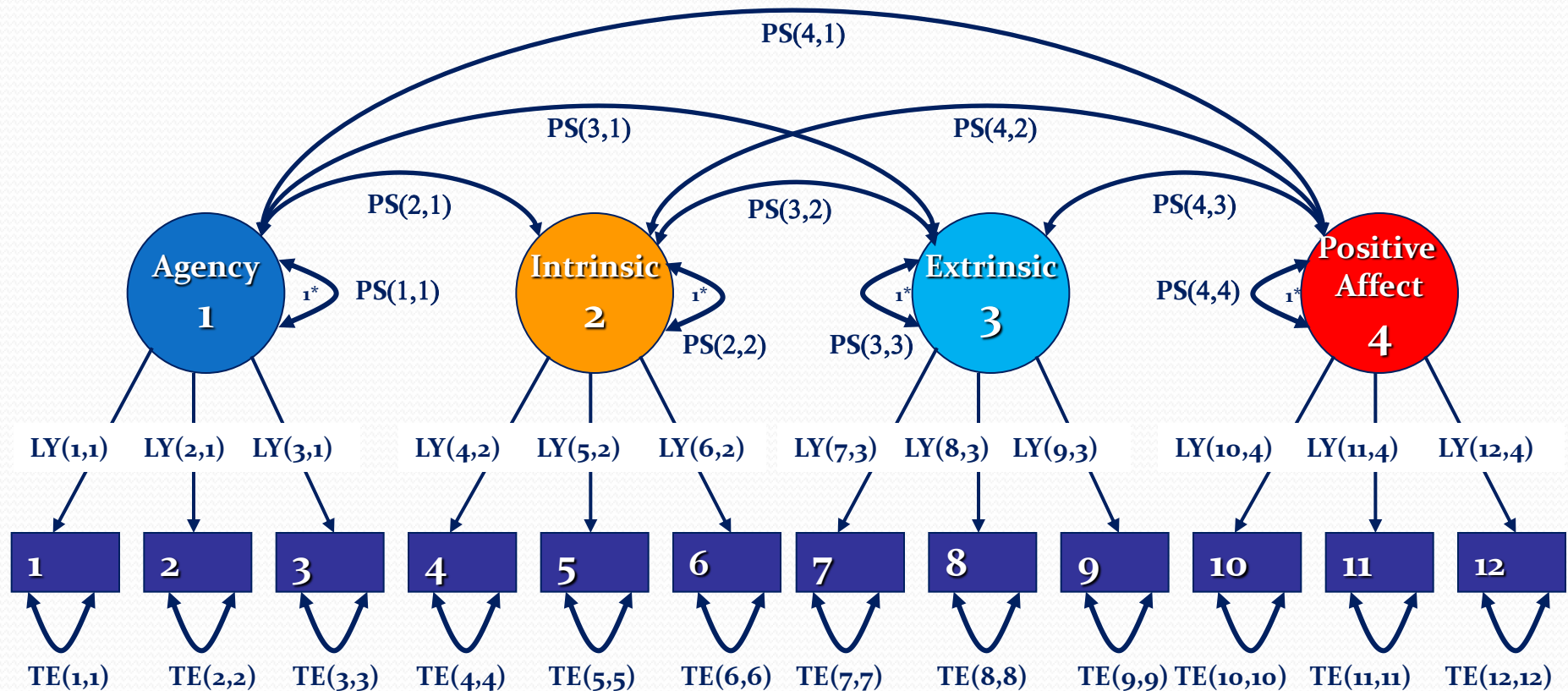
+ error



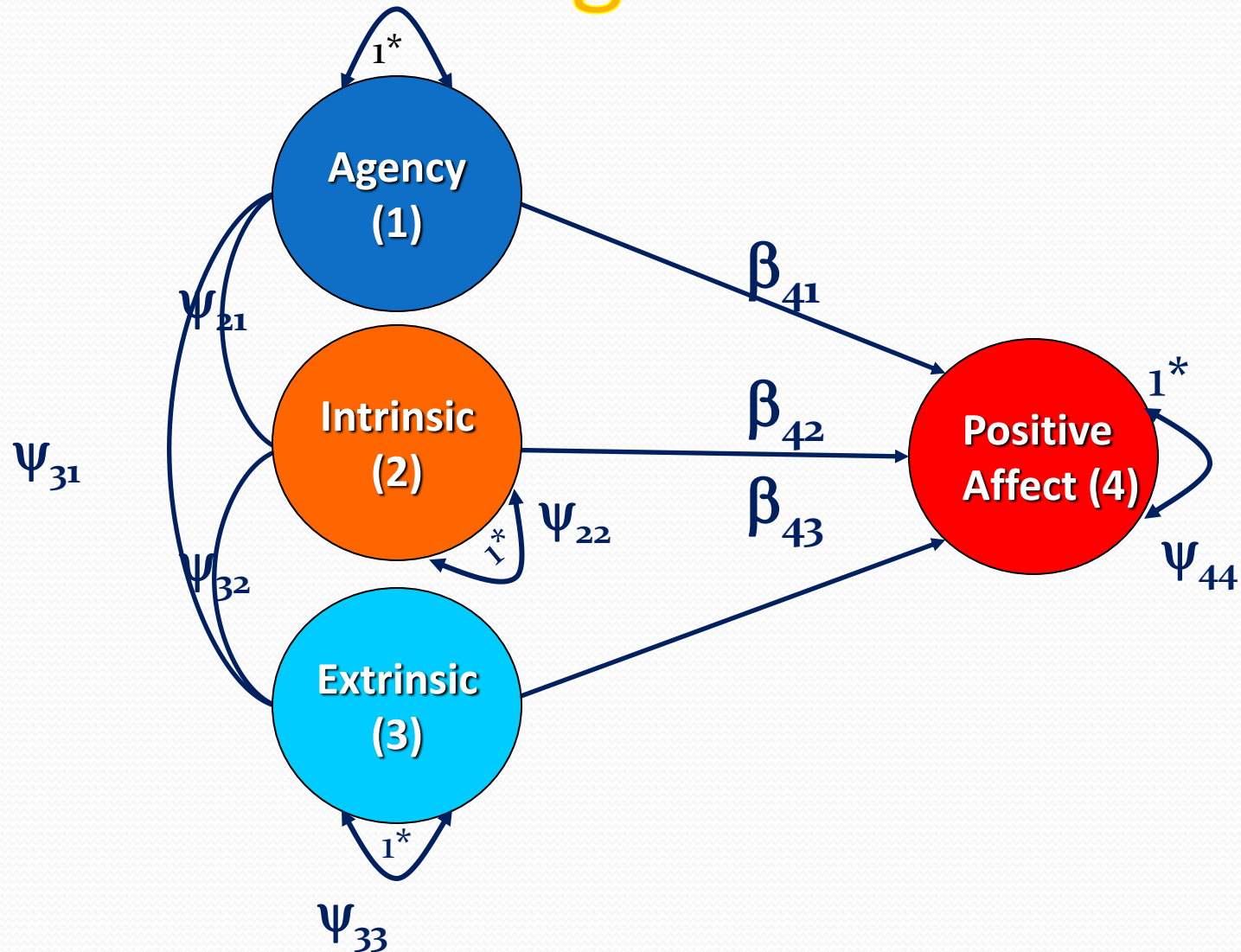
Regresión latente

1. Modelo de medida, CFA
2. Convierta covariancias/correlaciones en paths direccionales
3. Depure el modelo, remover paths no significativos
4. Controlar por covariables

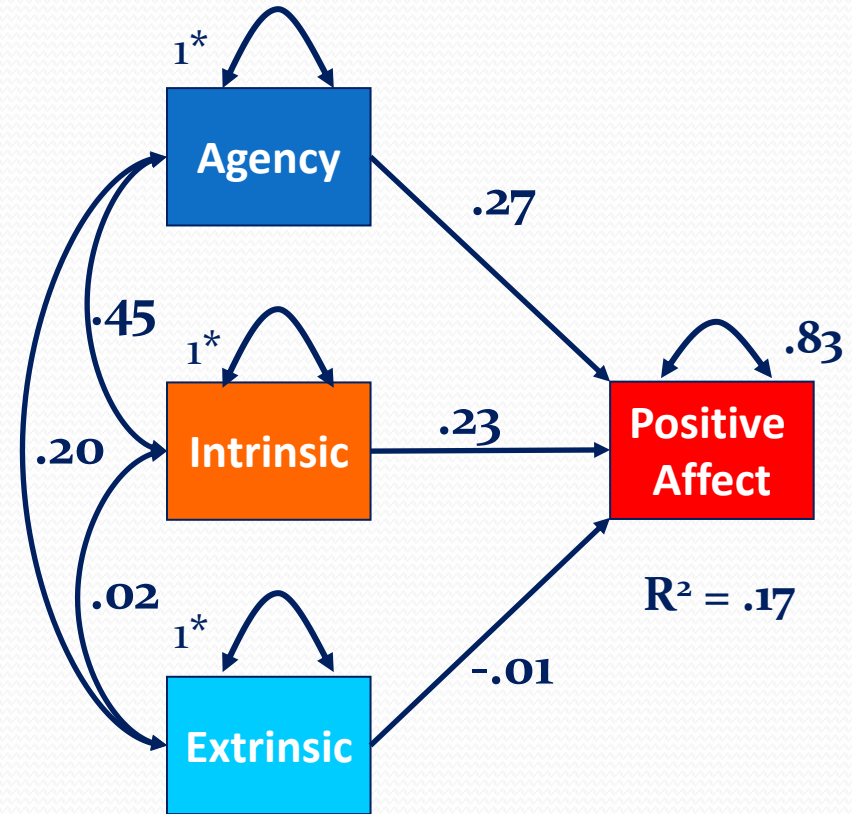
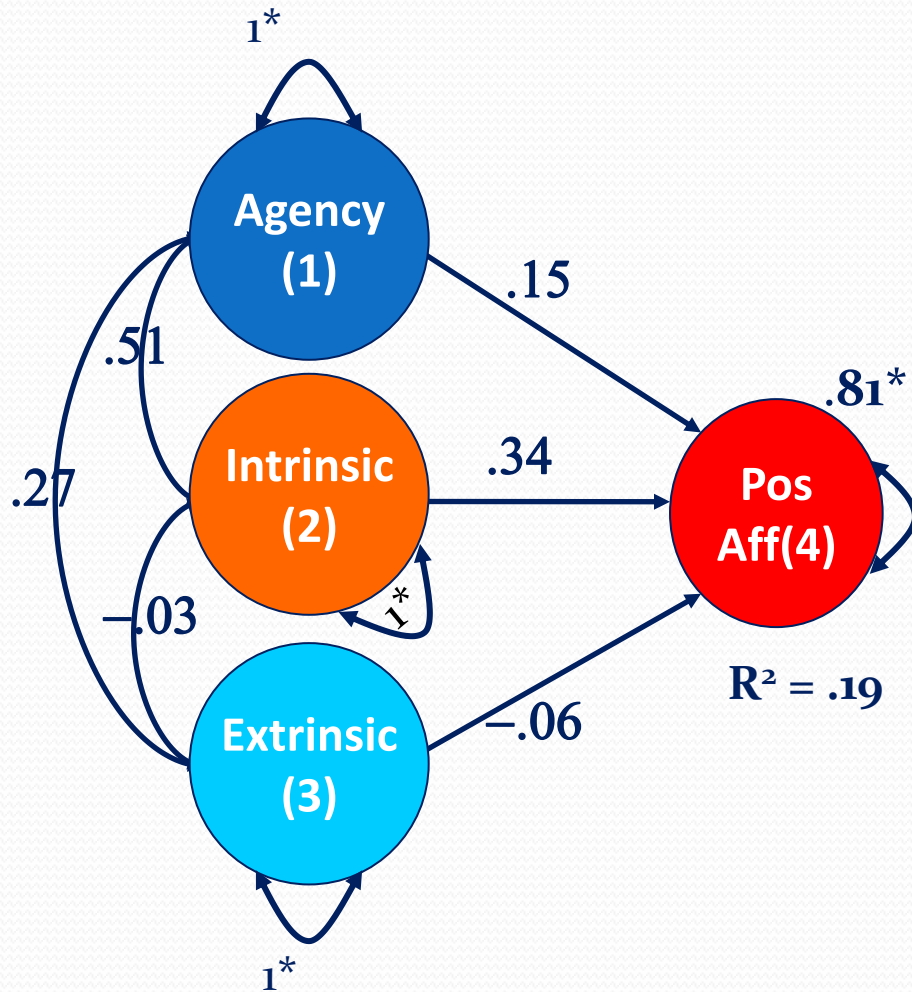
Regresión latente, paso 1



Modelo de regresión latente

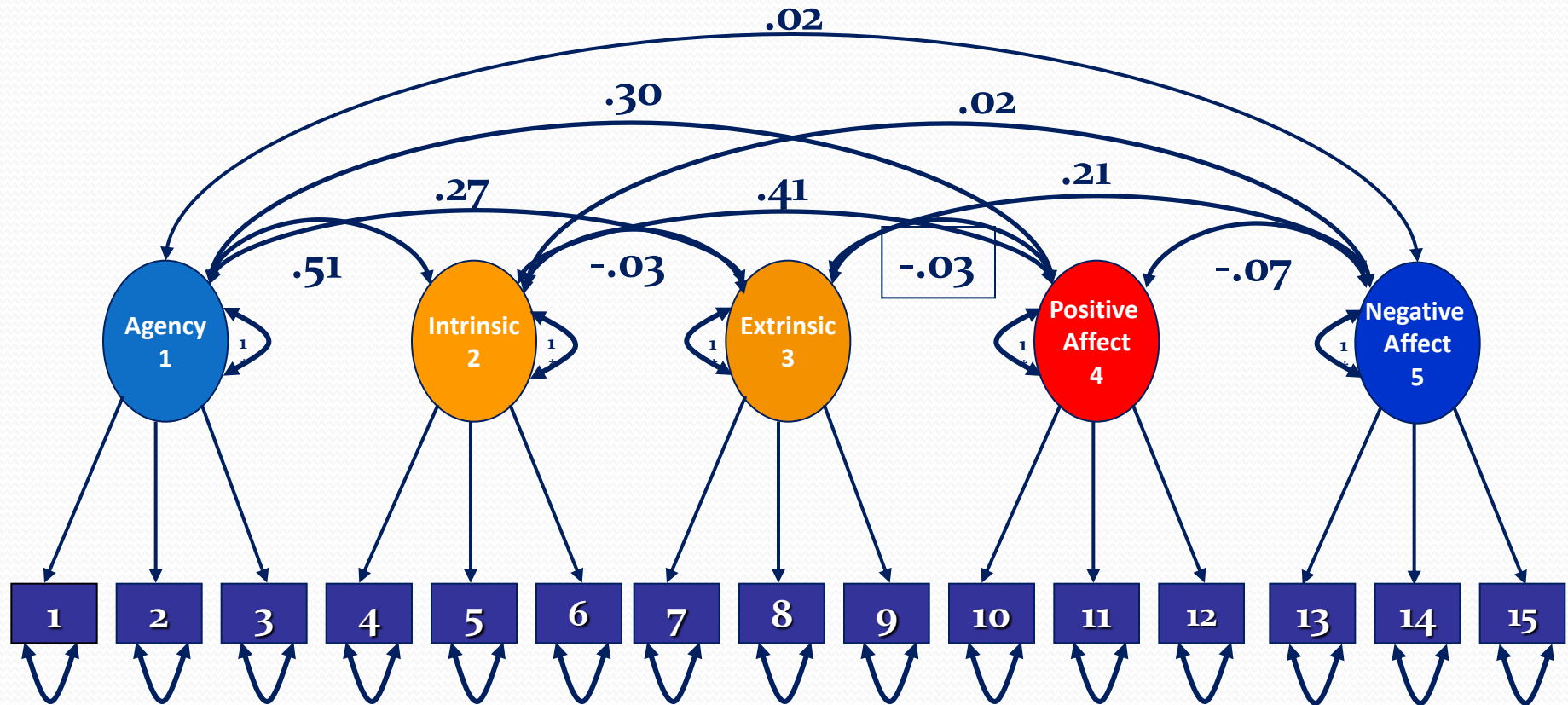


Latente vs Observada



Model Fit: $\chi^2_{(48, n=380)} = 57.37$; RMSEA = .024_(.000; .043); CFI = .997; TLI/NNFI = .996

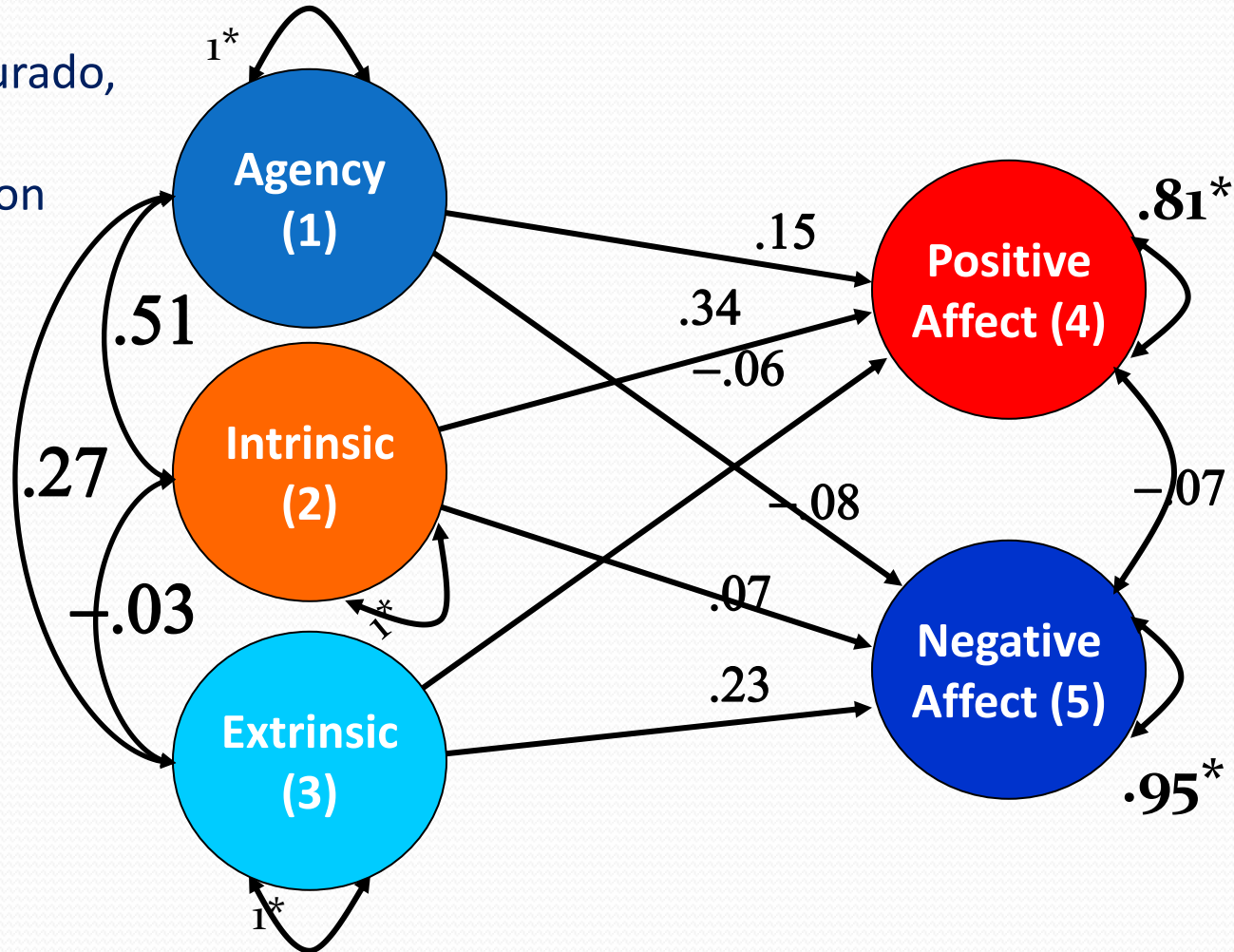
Múltiples variables dependientes



Model Fit: $\chi^2_{(80, n=380)} = 106.50$; RMSEA = .029_(.011;.043); CFI = .993; TLI/NNFI = .991

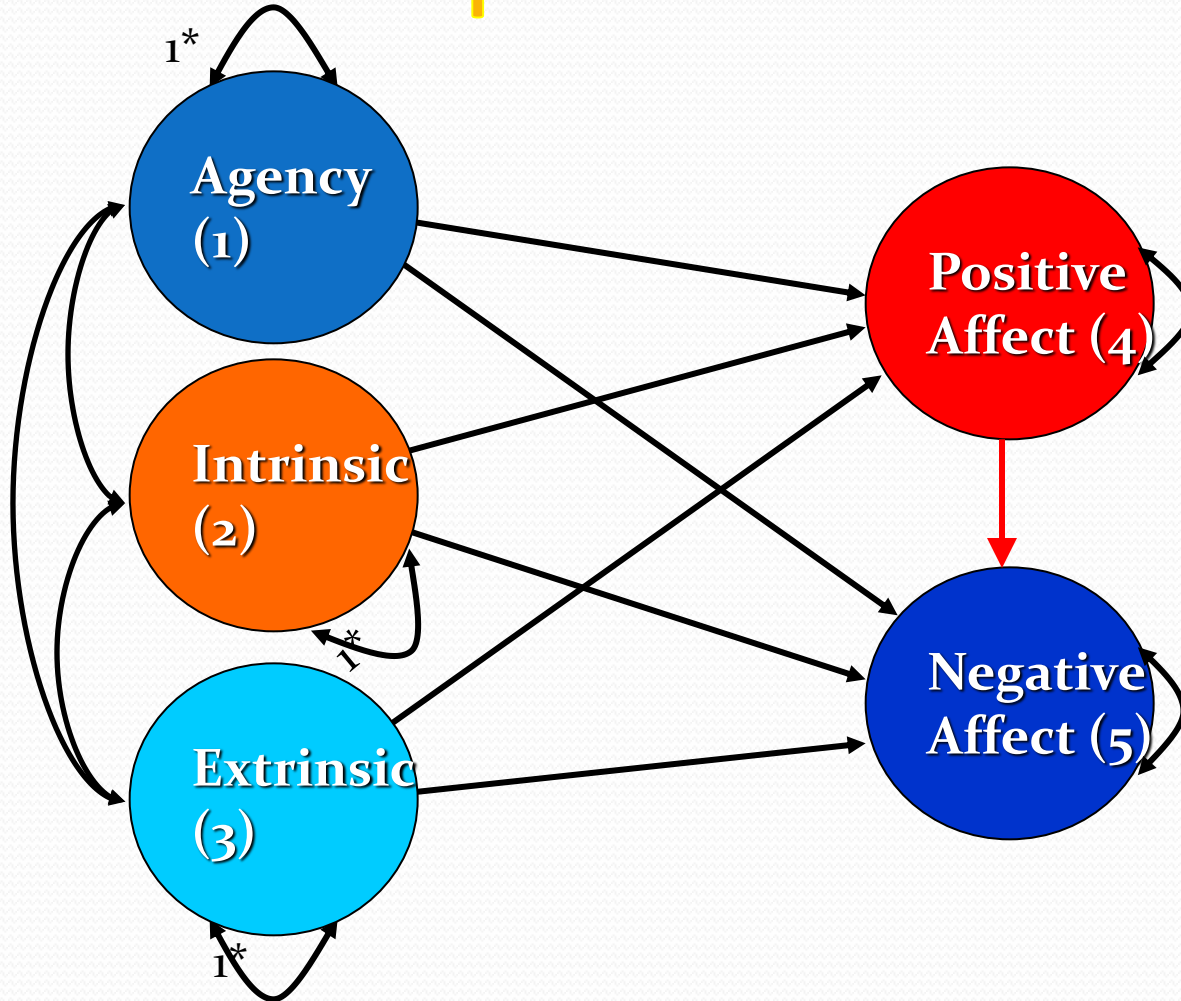
Múltiples variables dependientes

- Modelo saturado, todas las relaciones son estimadas



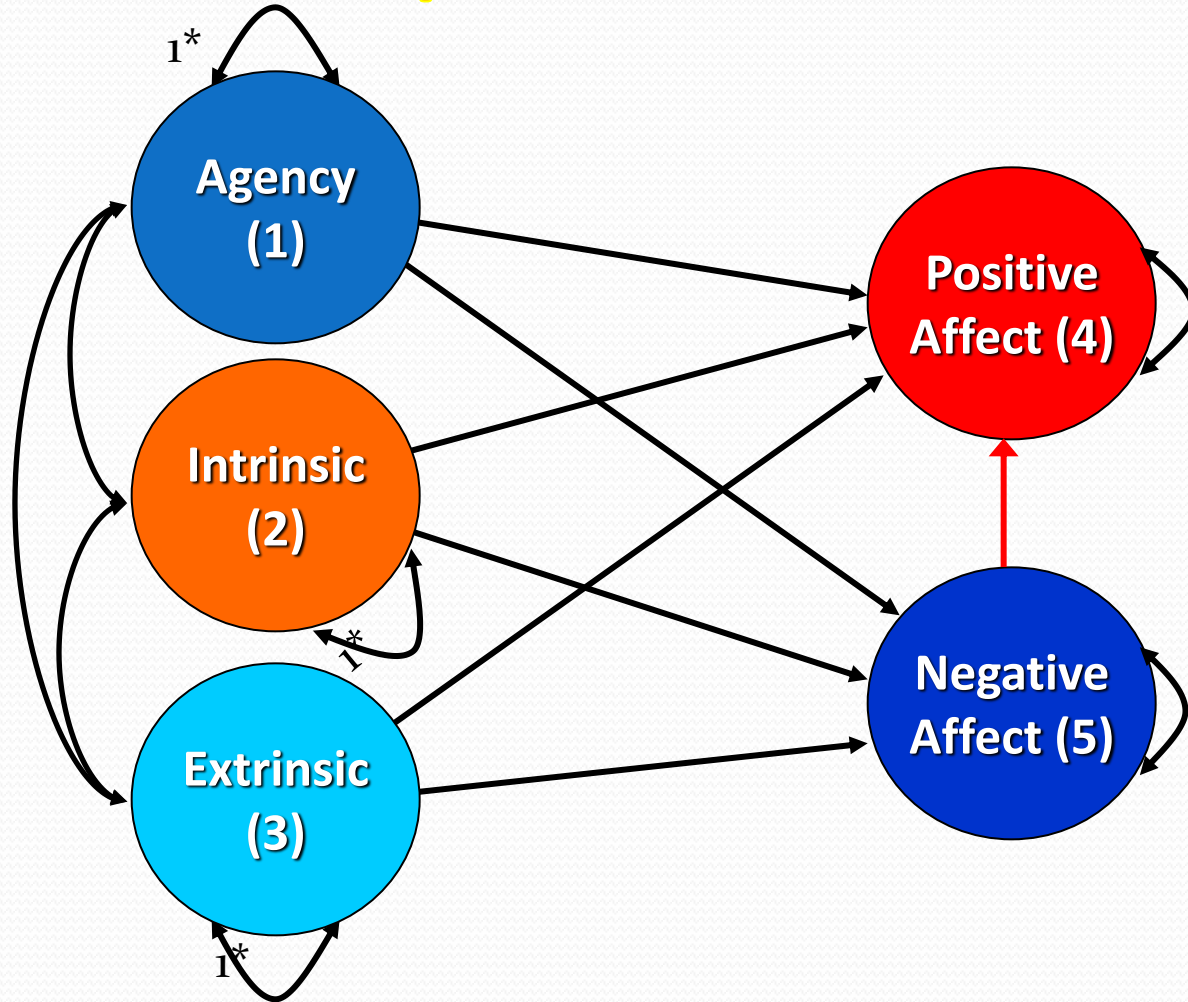
Model Fit: $\chi^2_{(80, n=380)} = 106.50$; RMSEA = .029_(.011;.043); CFI = .993; TLI/NNFI = .991₁₁

Modelos equivalentes



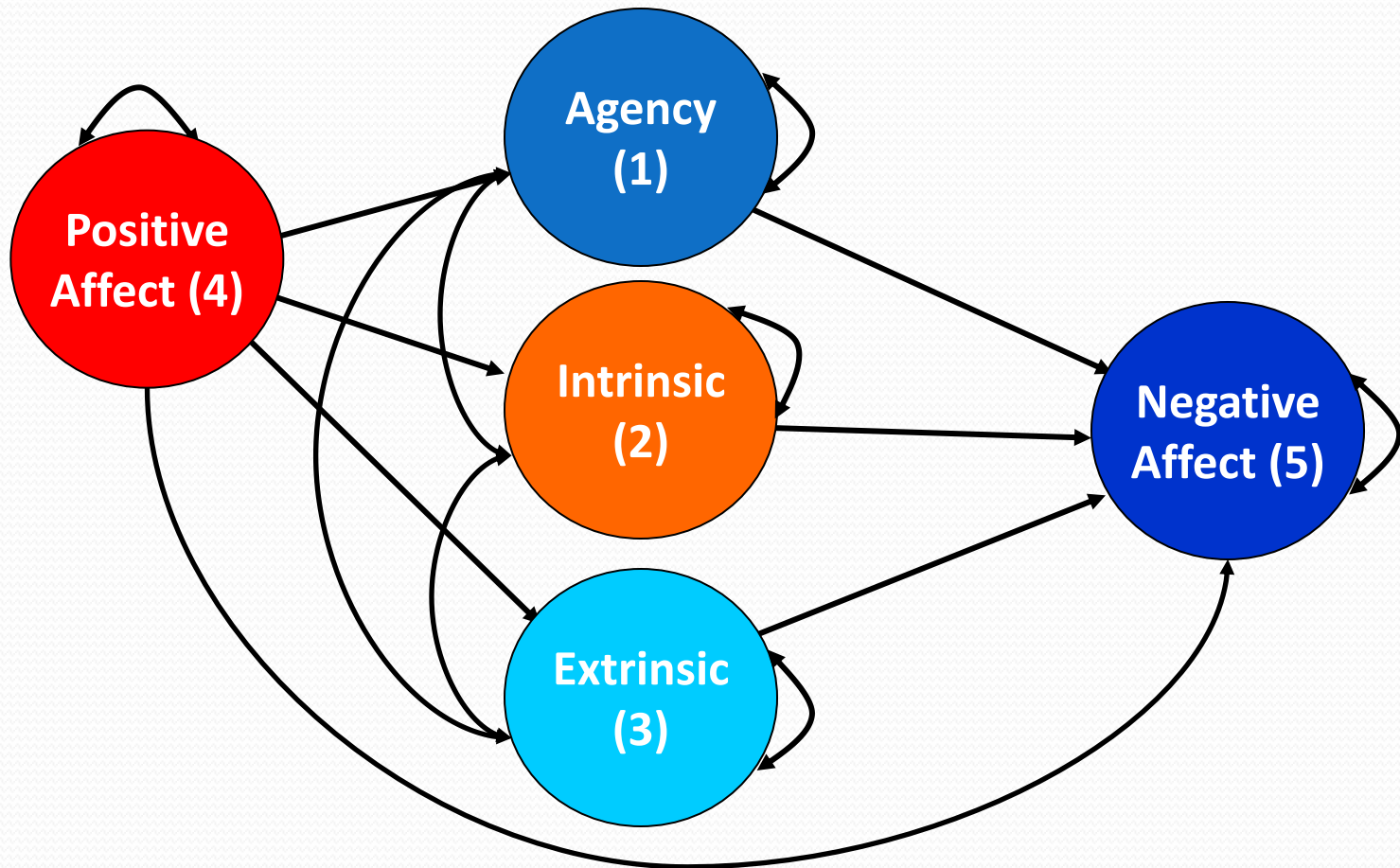
Model Fit: $\chi^2_{(80, n=380)} = 106.50$; $RMSEA = .029_{(.011; .043)}$; $CFI = .993$; $TLI/NNFI = .991$

Modelos equivalentes



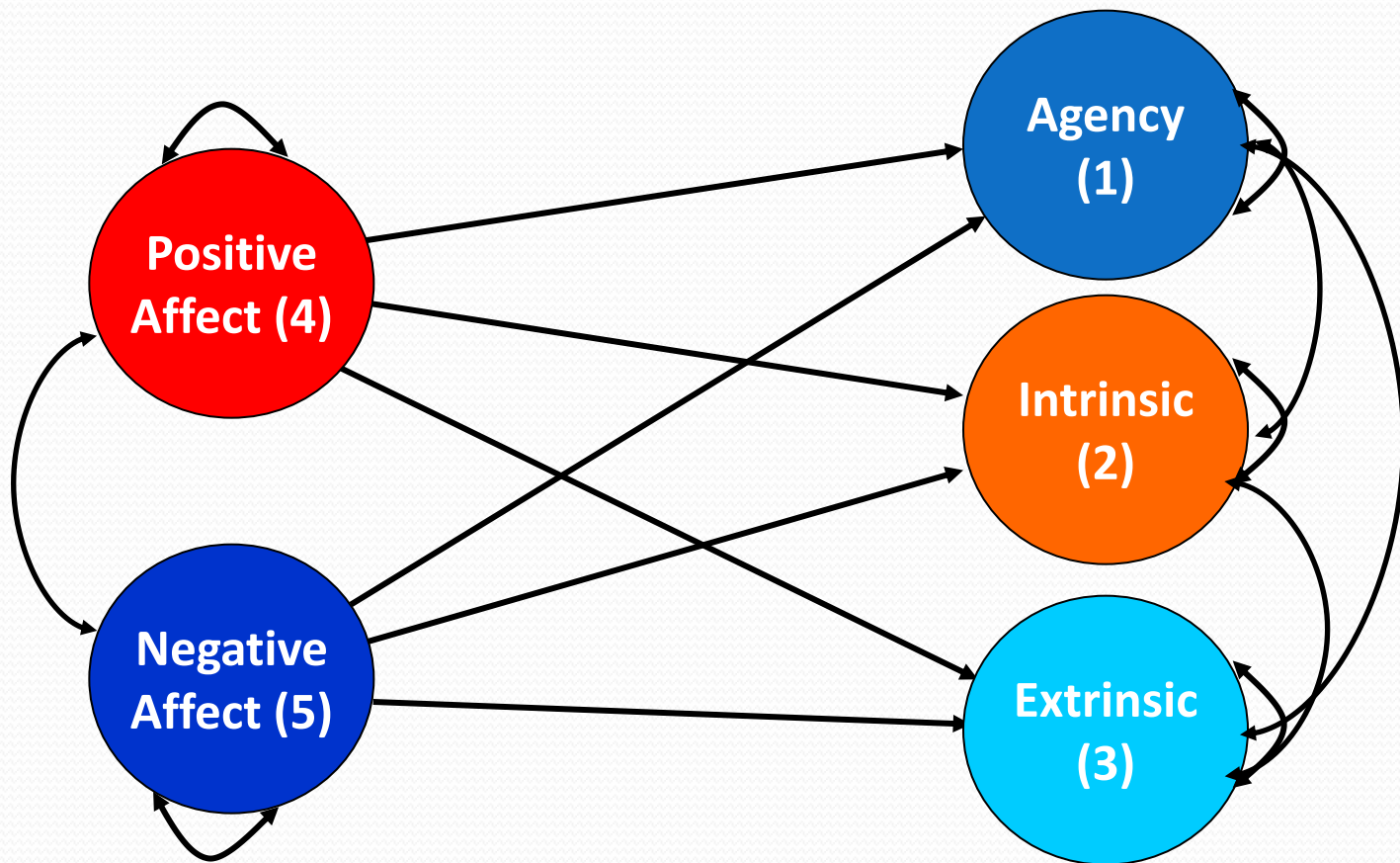
Model Fit: $\chi^2_{(80, n=380)} = 106.50$; RMSEA = .029_(.011;.043); CFI = .993; TLI/NNFI = .991

Modelos equivalentes



Model Fit: $\chi^2_{(80, n=380)} = 106.50$; RMSEA = .029_(.011;.043); CFI = .993; TLI/NNFI = .991

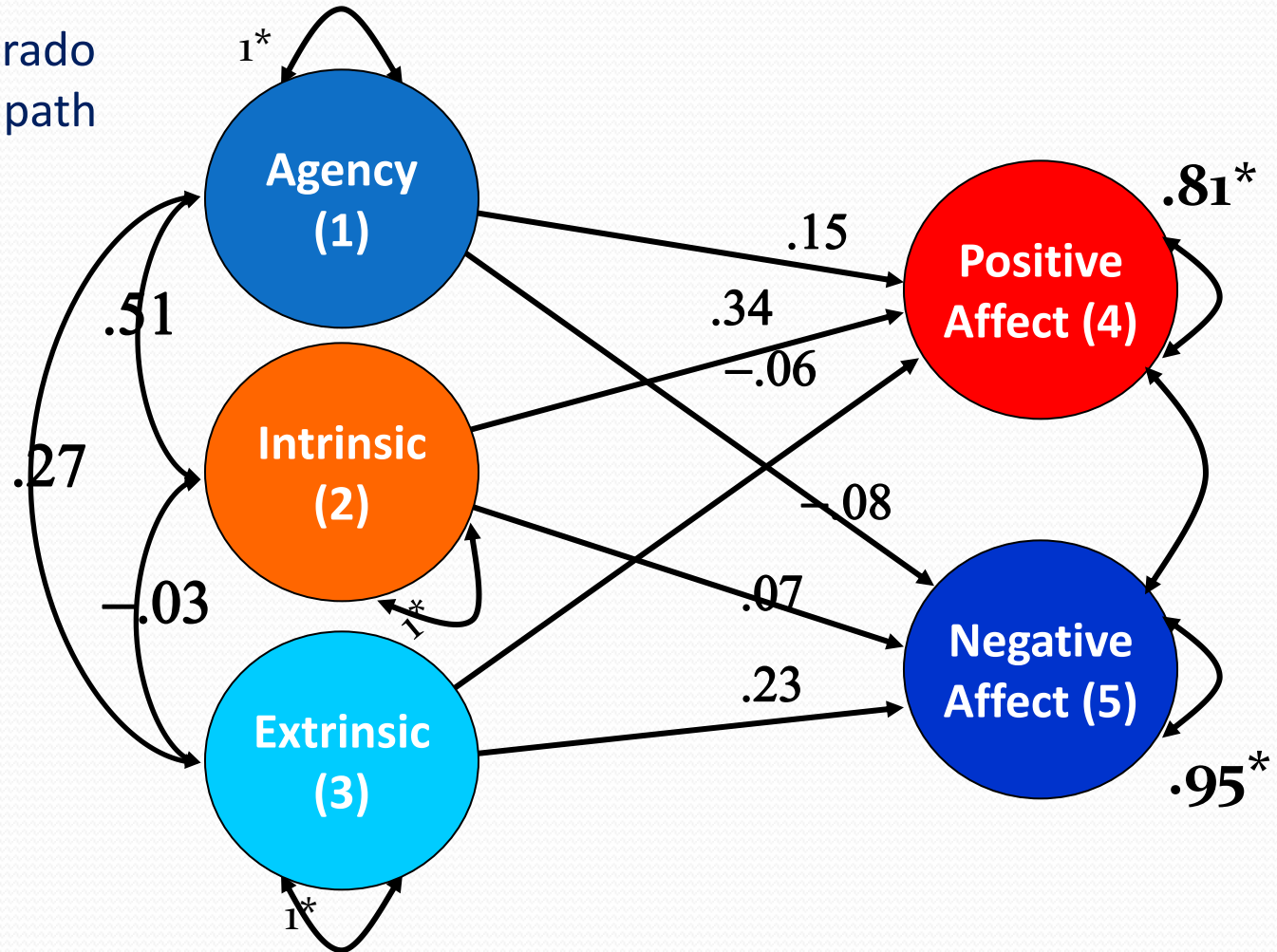
Modelos equivalentes



Model Fit: $\chi^2_{(80, n=380)} = 106.50$; RMSEA = .029_(.011;.043); CFI = .993; TLI/NNFI = .991

Depuración del modelo

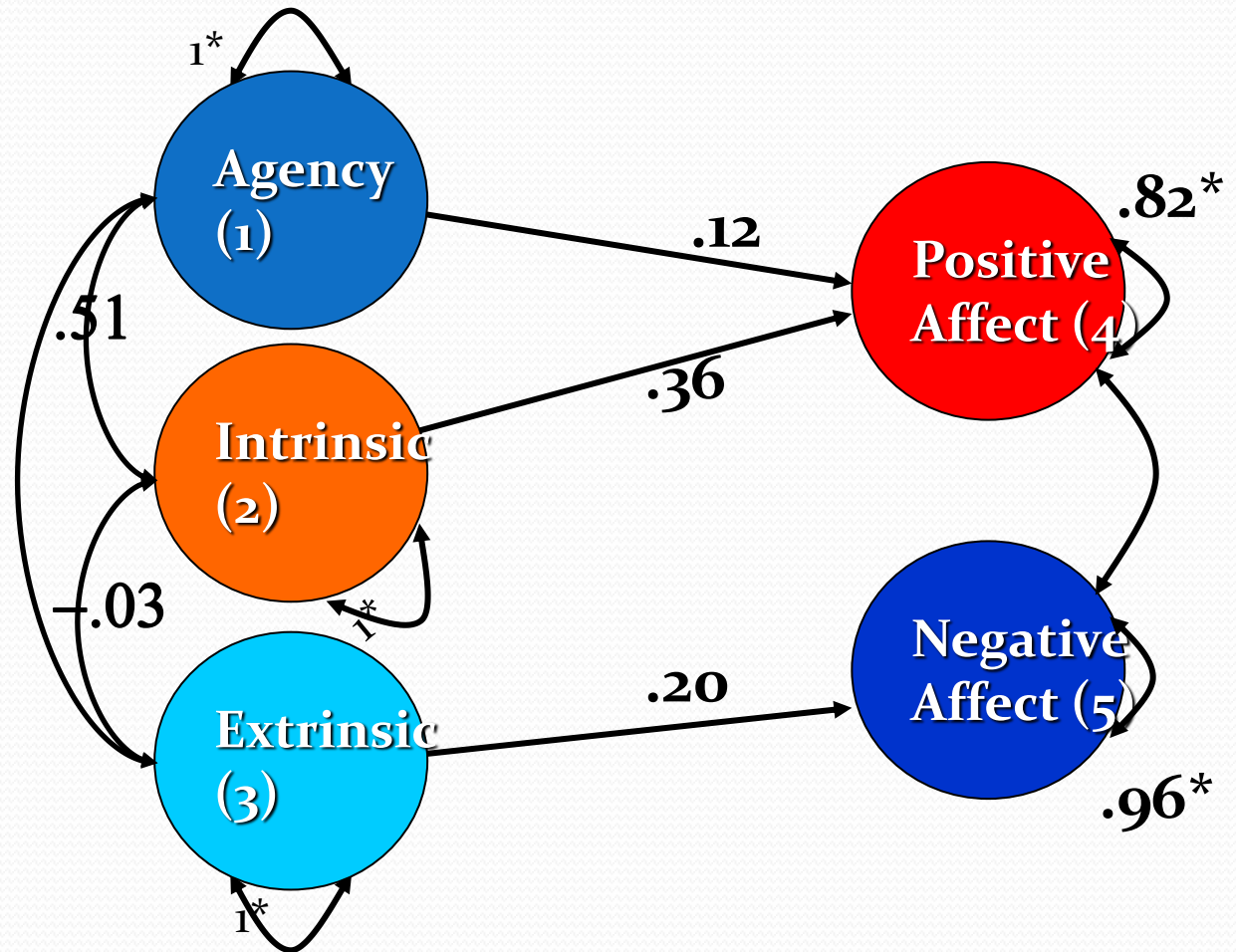
- Modelo saturado
- Remover un path a la vez



Model Fit: $\chi^2_{(80, n=380)} = 106.50$; RMSEA = .029_(.011; .043); CFI = .993; TLI/NNFI = .991

Modelo depurado

- 3 paths removidos
- Significancia mide la prueba de modelos anidados:
- $\Delta\chi^2_{(3, n=380)} = 2.3, p > .05$
- Modelo mas limpio

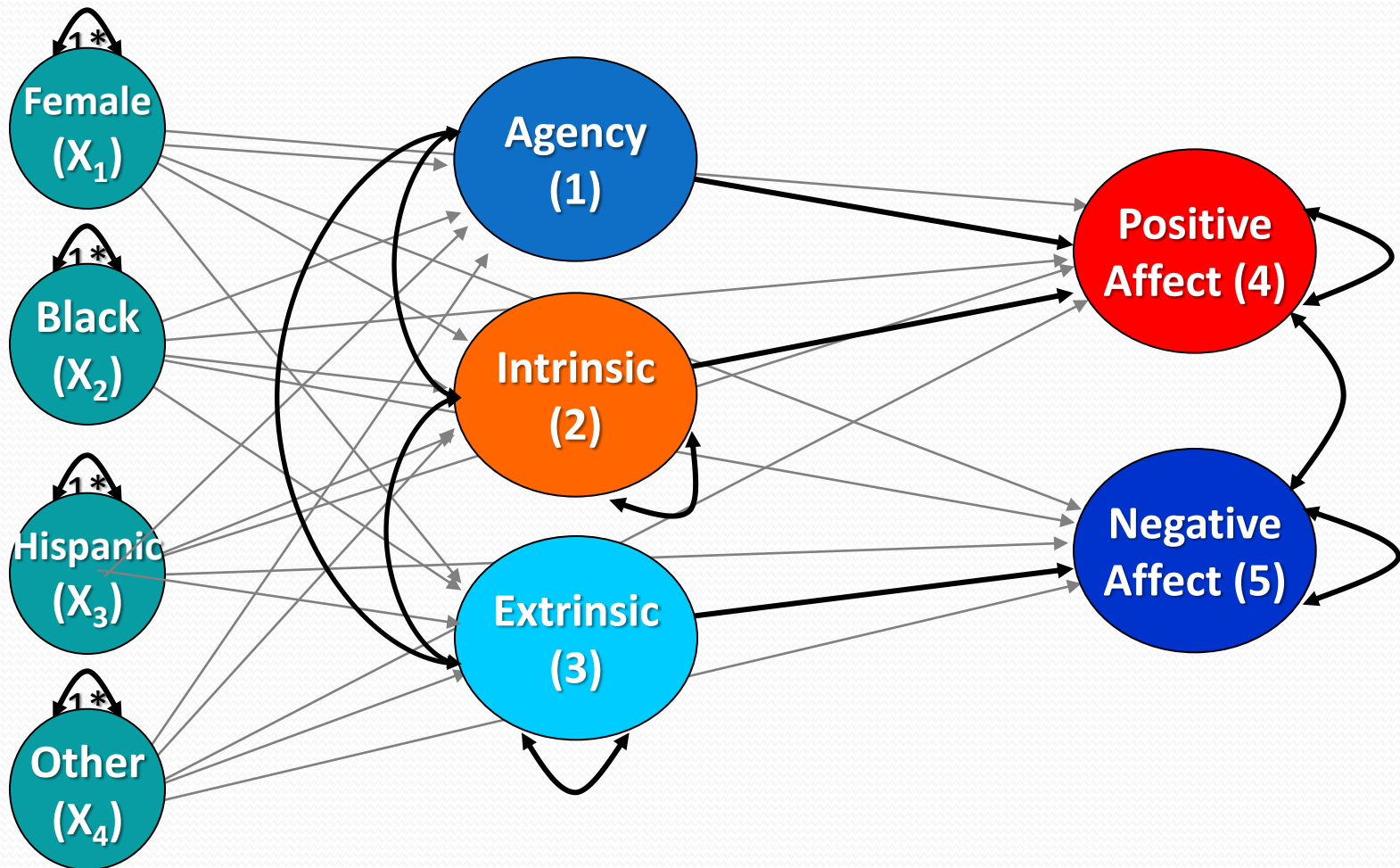


Model Fit: $\chi^2_{(83, n=380)} = 108.86$; RMSEA = .028_(.010;.042); CFI = .994; TLI/NNFI = .992

Covariables

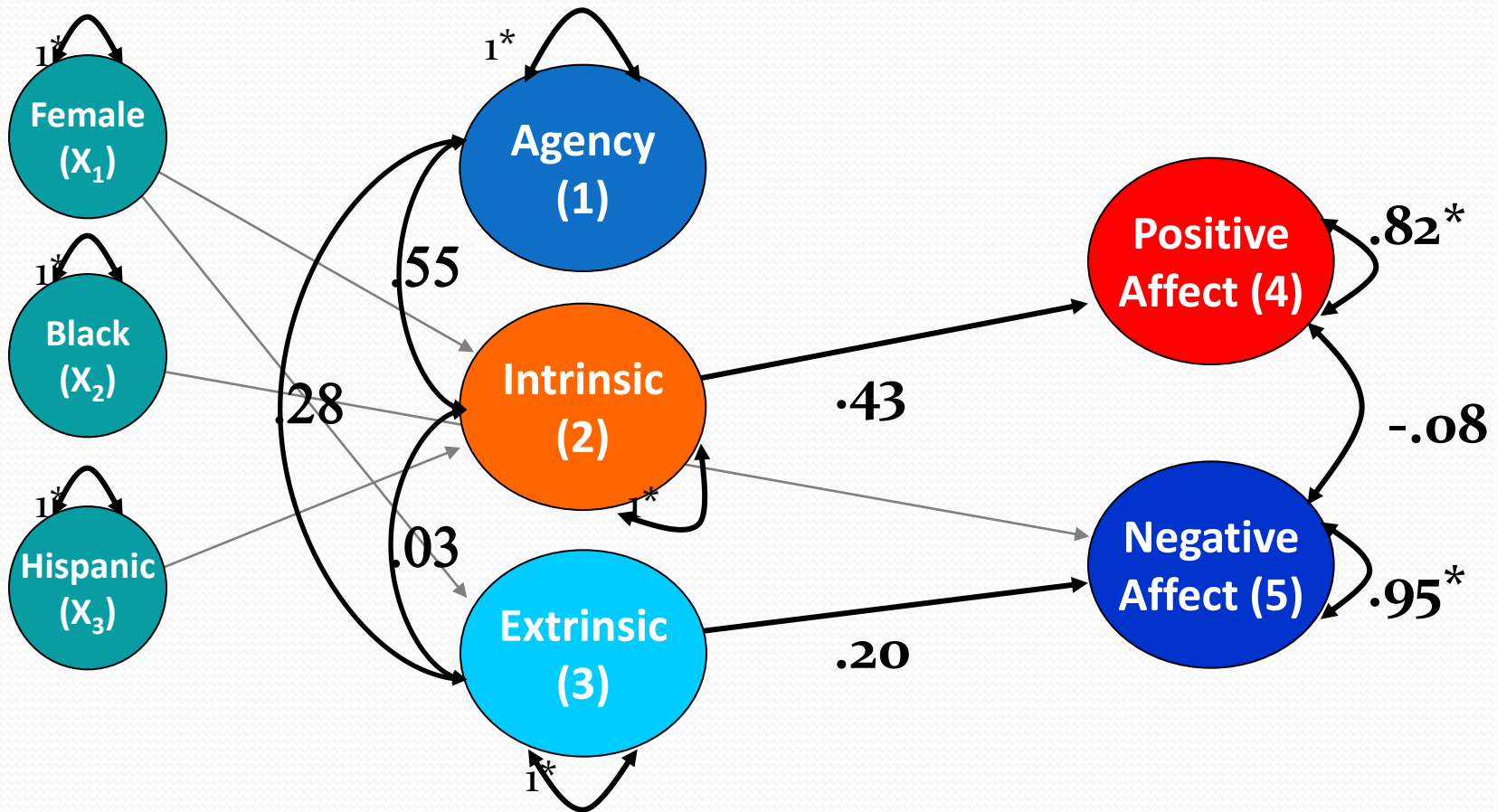
- Parcial completa: remover el efecto de covariable de las variables dependientes e independientes
 - Generalmente usado en SEM
- Semi – parcial: remover el efecto de covariable solo de las variables dependientes
 - Usado en regresión tradicional
- Indirecto: remover el efecto de covariable solo de las variables independientes
 - Efecto es transmitido indirectamente por las variables independientes

Parcial completa



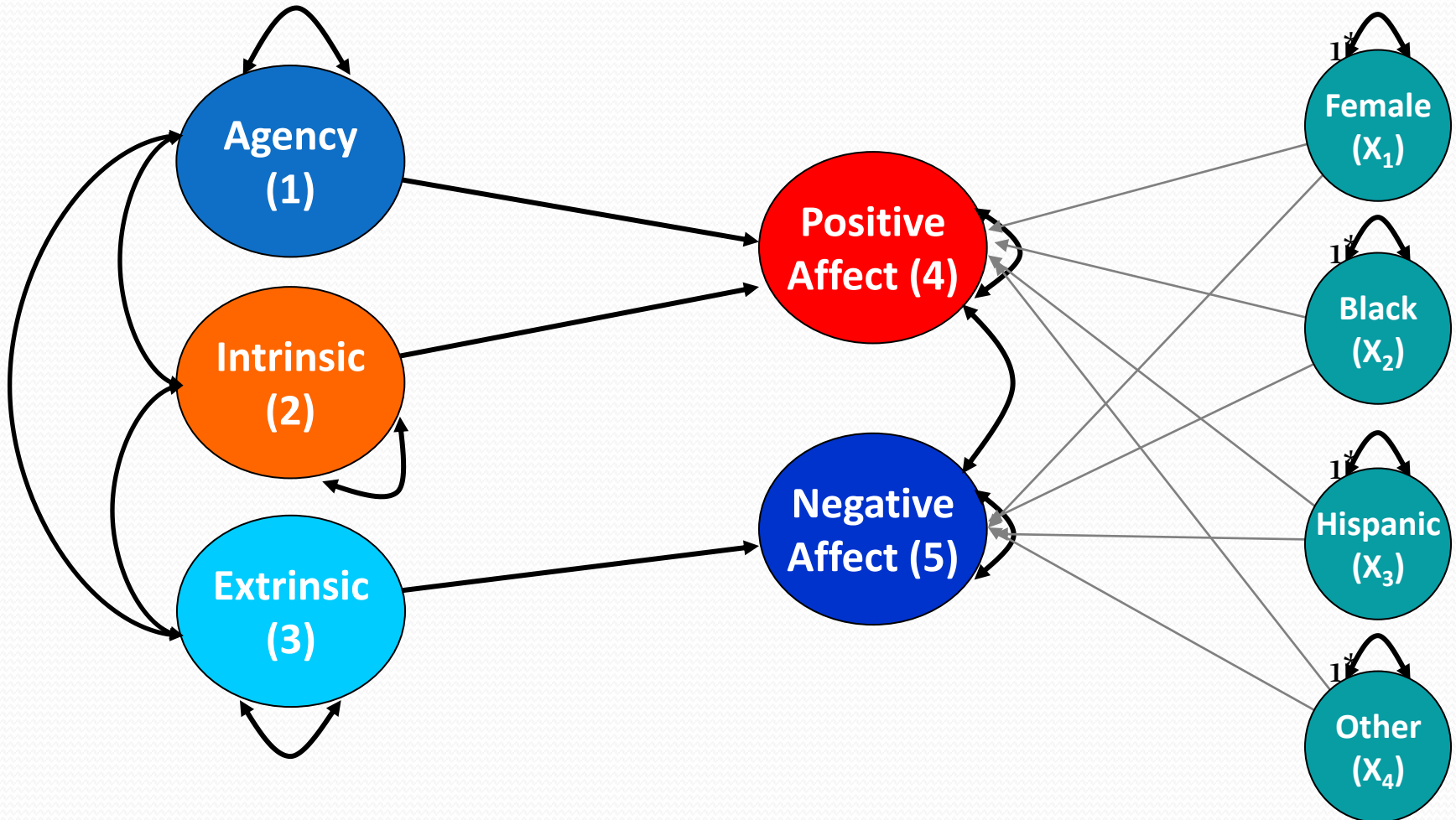
Model Fit: $\chi^2(123, n=380) = 160.64$; RMSEA = .027(.011;.038); CFI = .991; TLI/NNFI = .987

Parcial completa: modelo depurado



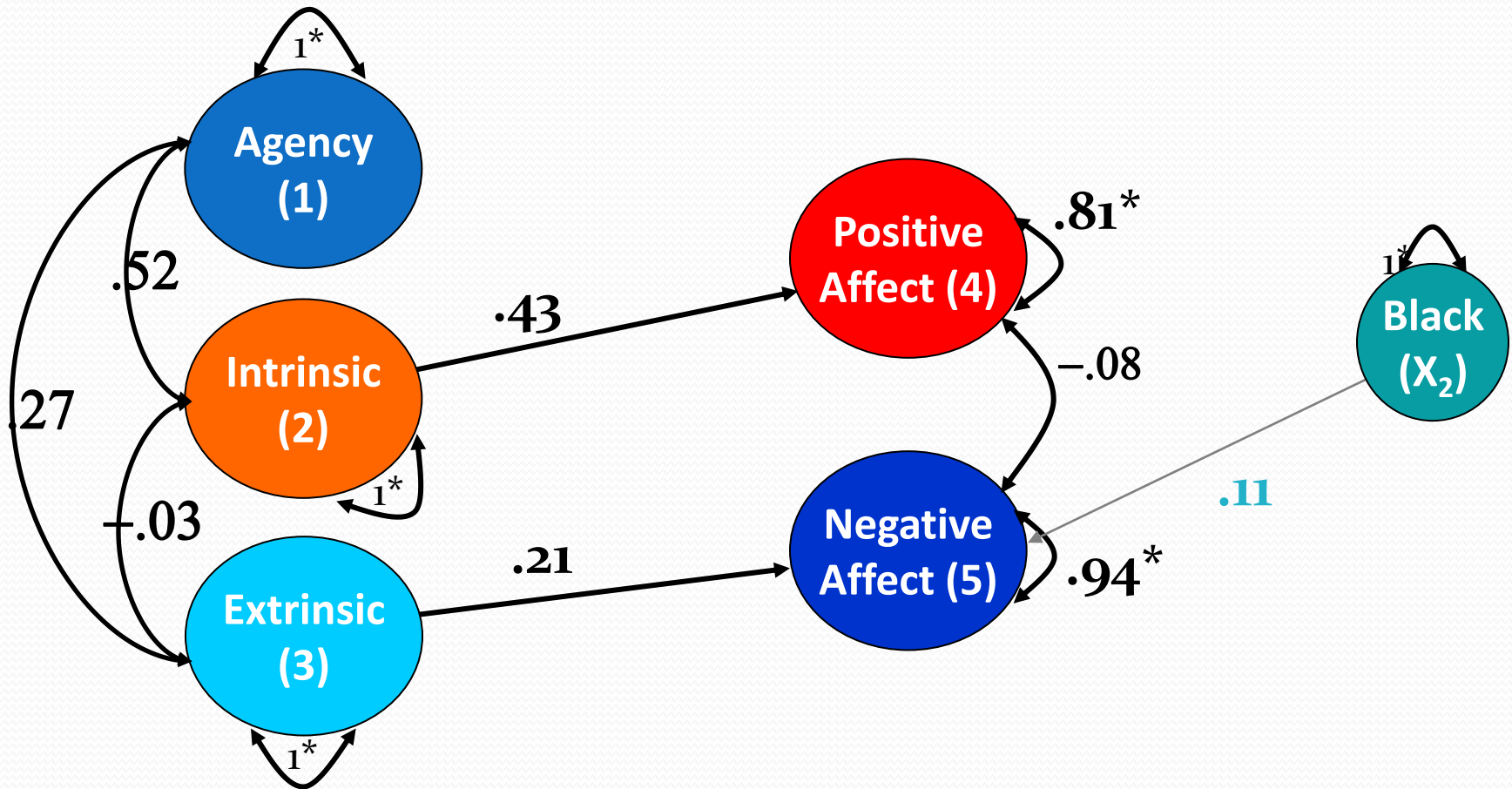
Model Fit: $\chi^2(124, n=380) = 163.01$; RMSEA = .027(.018;.039); CFI = .991; TLI/NNFI = .987

Semi - parcial



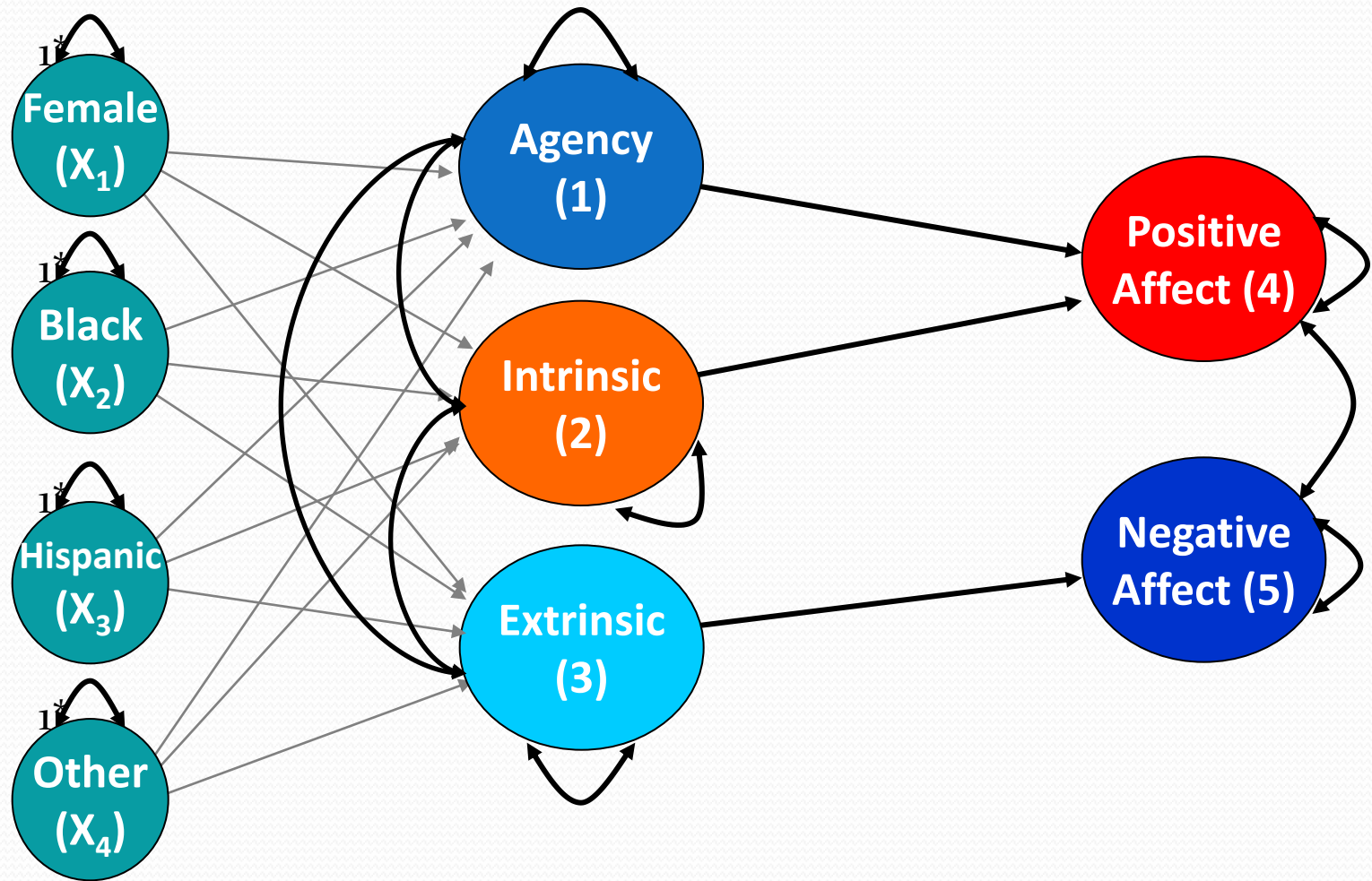
Model Fit: $\chi^2(123, n=380) = 160.64$; RMSEA = .027(.011;.038); CFI = .991; TLI/NNFI = .987

Semi – parcial: modelo depurado

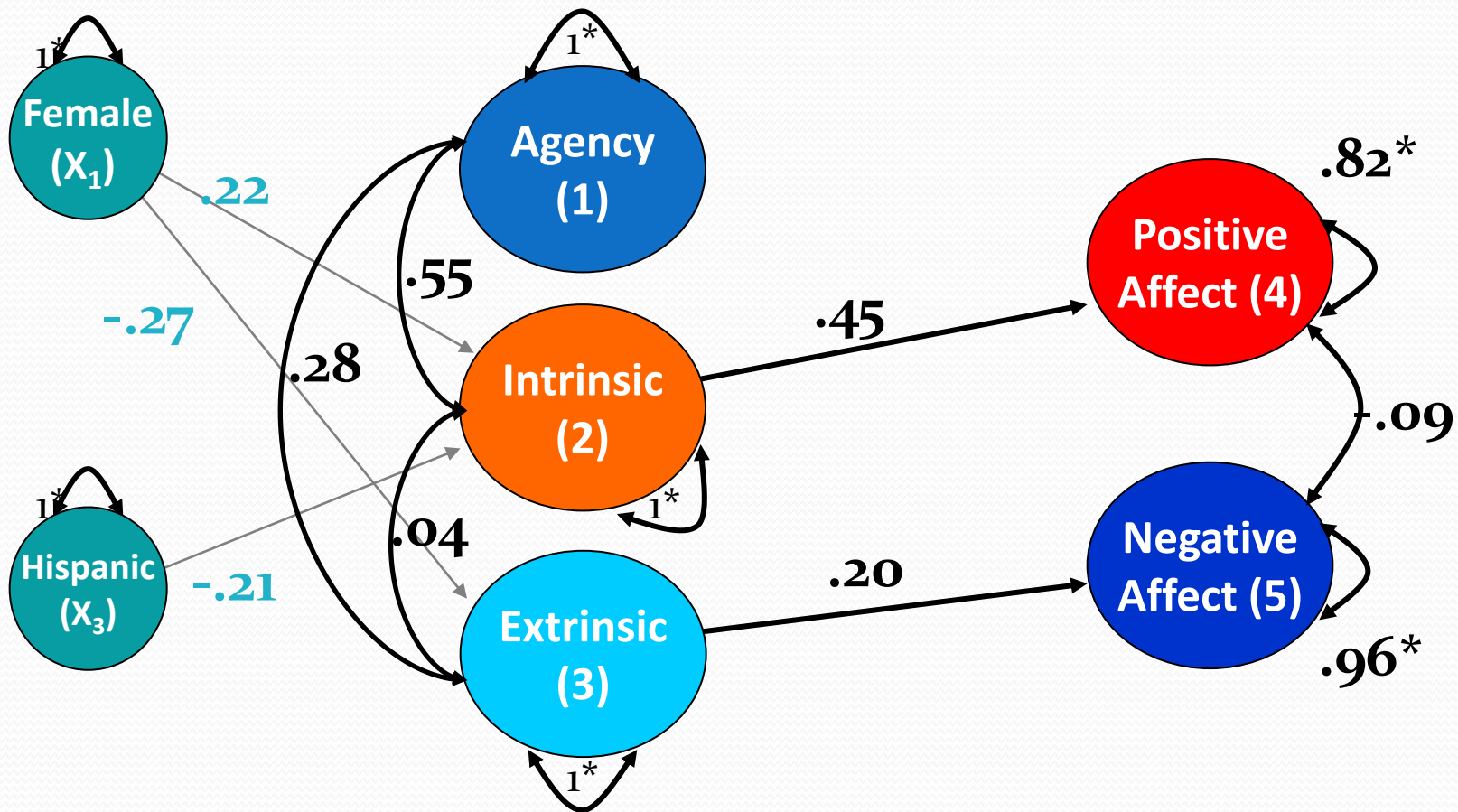


Model Fit: $\chi^2(124, n=380) = 163.01$; RMSEA = $.027(.012;.039)$; CFI = $.991$; TLI/NNFI = $.987$

Indirecto



Indirecto: modelo depurado

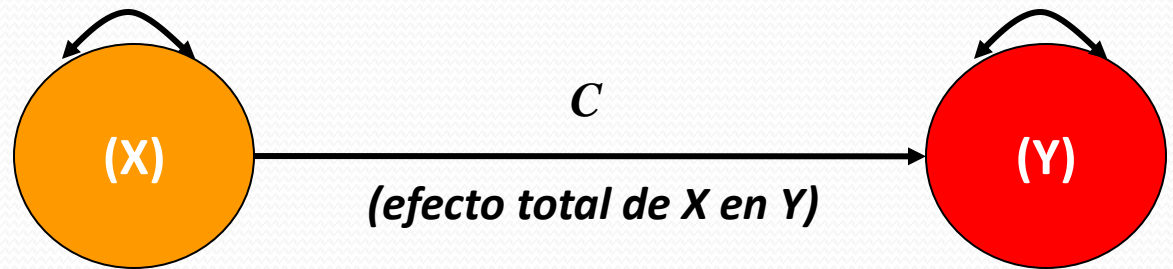


Model Fit: $\chi^2(124, n=380) = 163.01$; RMSEA = $.027(.012;.039)$; TLI/NNFI = $.987$; CFI = $.991$

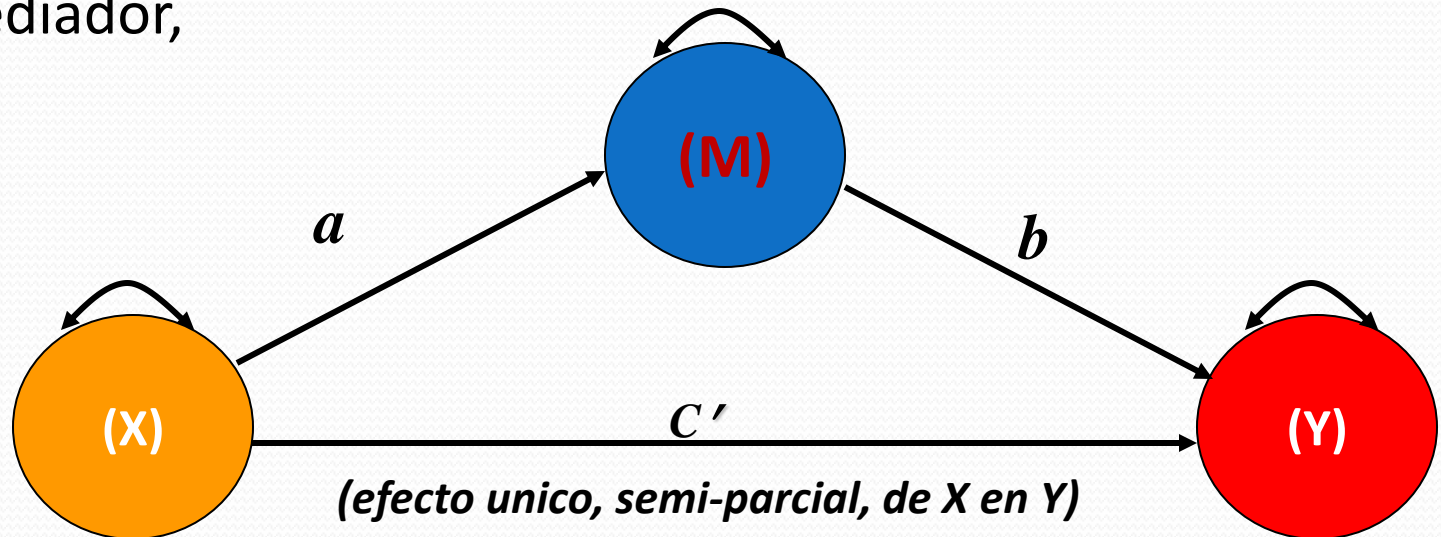
Mediación, moderación e interacciones

- Diferencias entre mediación y moderación
 - Probar mediación
 - Probar moderación

Mediación



- Paths son regresiones
- M es el mediador, “cartero”



Mediación vs Moderación

- Mediador:
 - $X \rightarrow M \rightarrow Y$
- Moderación: “cambio”
 - Variable que altera el grado de otra relación
 - Moderación ocurre cuando el efecto de X en Y depende de Z

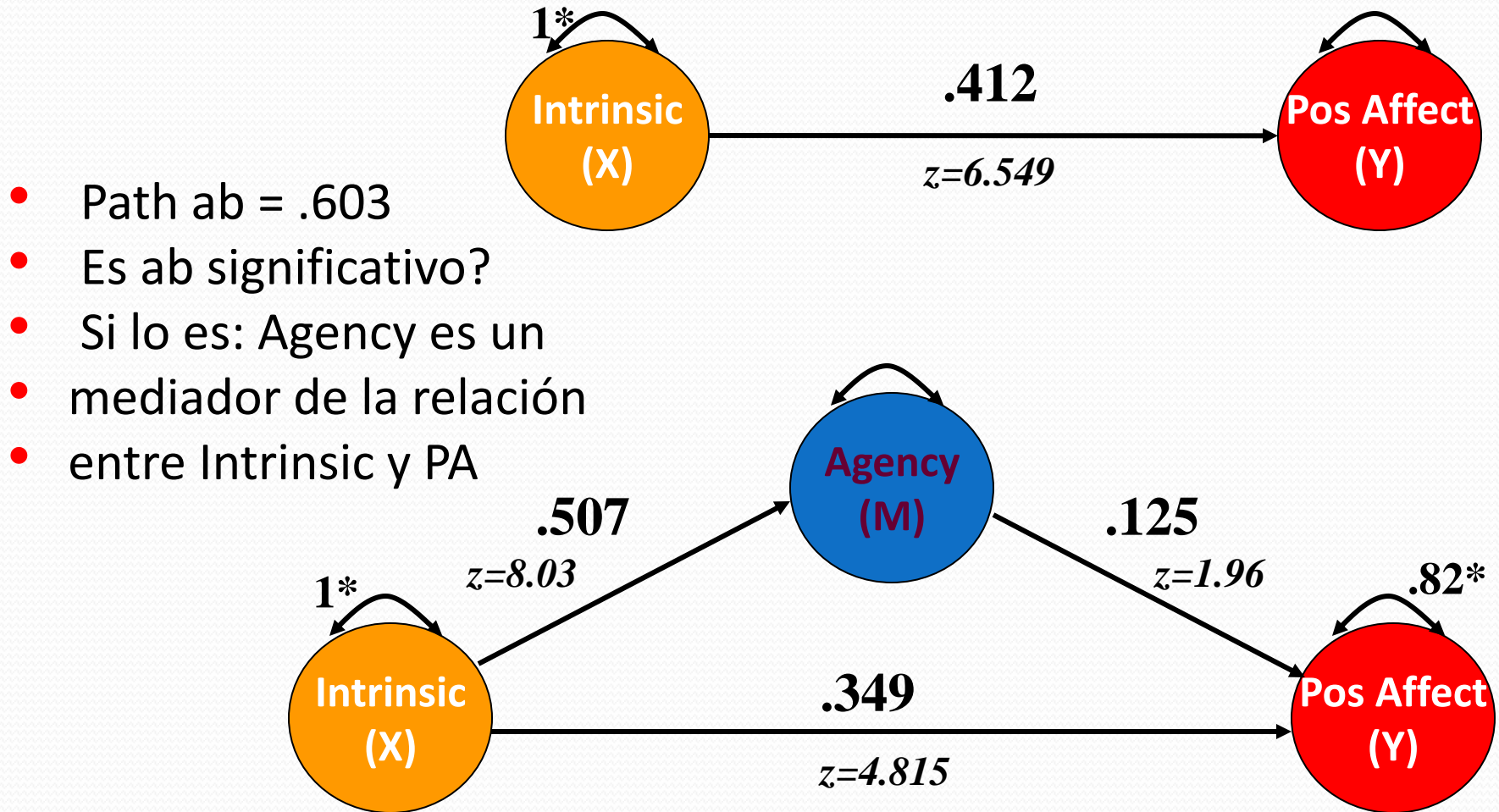
Mediación vs Moderación

- Mediación:
 - X **predice el cambio** en M
 - M **predice el cambio** en Y
 - X **predice el cambio** en Y a través de M (ab sig)
- Moderación es una interacción
 - Depende, si A entonces B, si no A entonces C

Cinco enfoques de mediación

1. Pasos causales, **Baron & Kenny [MALO]**
2. Producto de coeficientes, **Sobel test [NO TAN MALO]**
3. Estimación de efectos indirectos en SEM **[NO EXCELENTE]**
4. Monte Carlo **[MEJOR]**
5. Bootstrap **[EL MEJOR]**

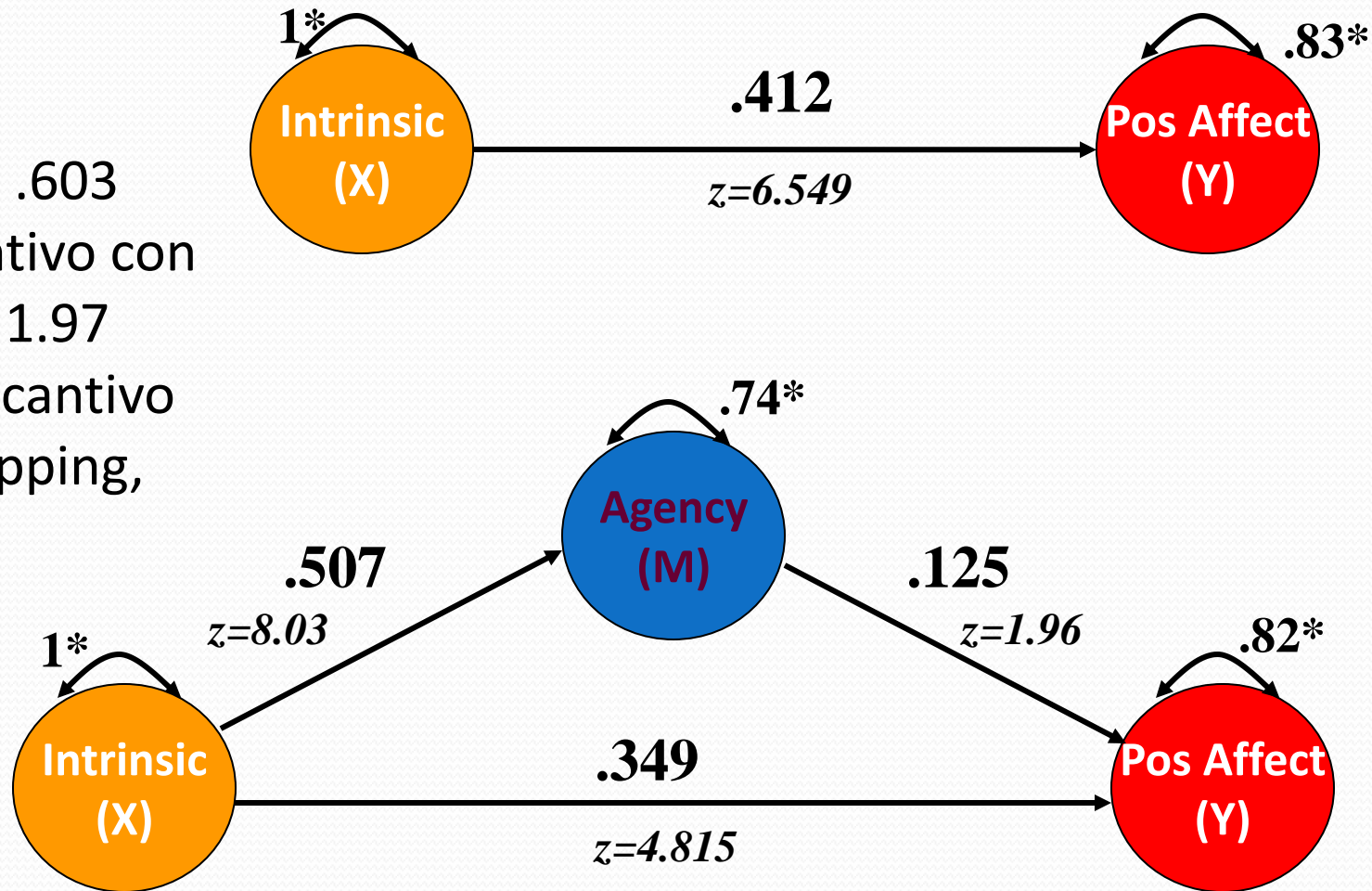
Agency como un Mediador?



Model Fit for both: $\chi^2_{(24, n=380)} = 22.31, p > .50$; RMSEA = .000_(0-.038); CFI = 1.00; TLI/NNFI = 1.00

SEM vs Bootstrapping

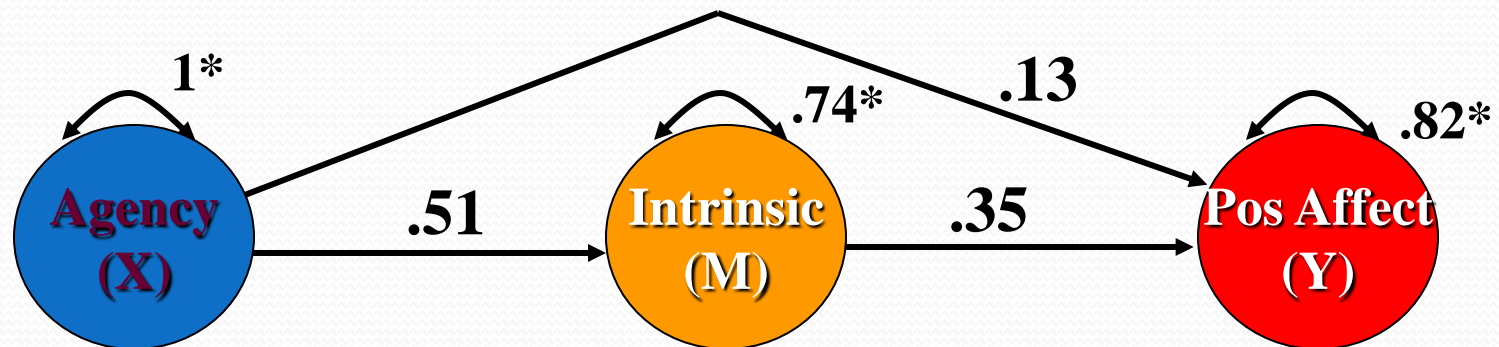
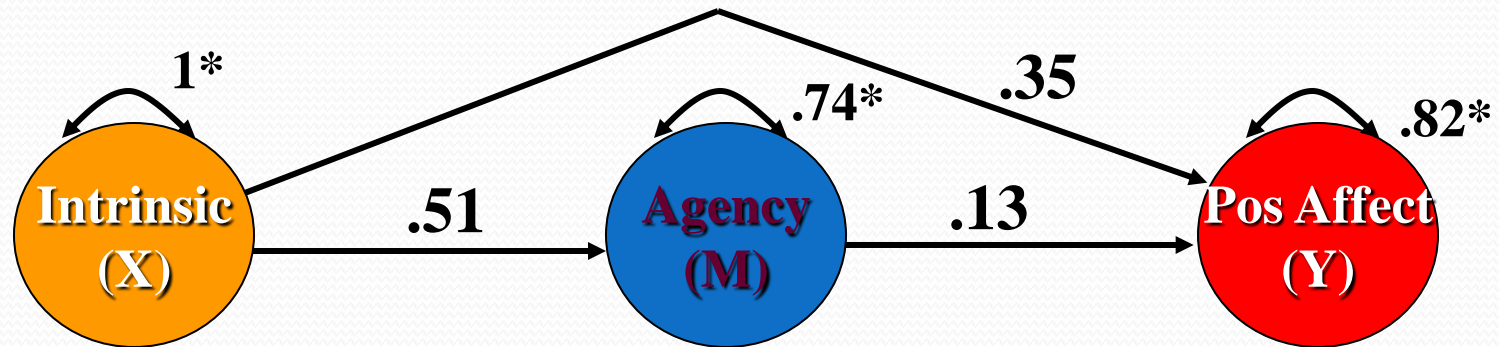
- Path $ab = .603$
- Significant con
- SEM, $z = 1.97$
- No significant
- bootstrapping,
- $z = 1.81$



Note: Values reported are standardized

Model Fit for both: $\chi^2(24, n=380) = 22.31, p > .50$; RMSEA = .000(0-.038); CFI = 1.00; TLI/NNFI = 1.00

Modelos equivalentes

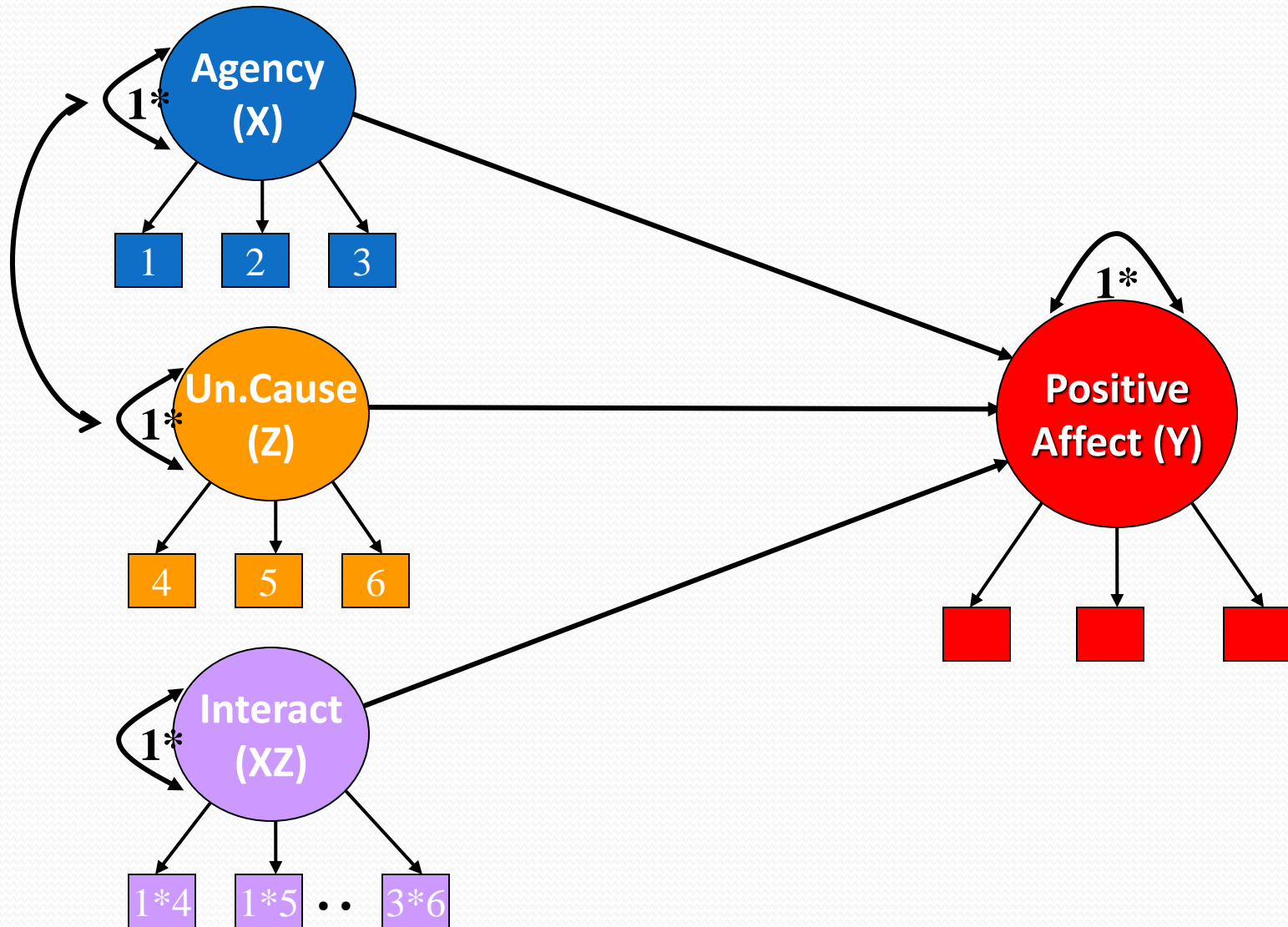


Model Fit for both: $\chi^2(24, n=380) = 22.31, p > .50$; RMSEA = .000(0-.038); CFI = 1.00; TLI/NNFI = 1.00

Moderadores Continuos vs Discretos

- Discretos: variables categóricas o nominales
 - Compare correlaciones usando múltiples grupos
- Continuos: (Z) que cambia la relación X-Y como Z aumenta o disminuye
 - Crear una variable latente de interacciones
 - Usar el método de ortogonalización

Moderador continuo



Indicadores de interacción

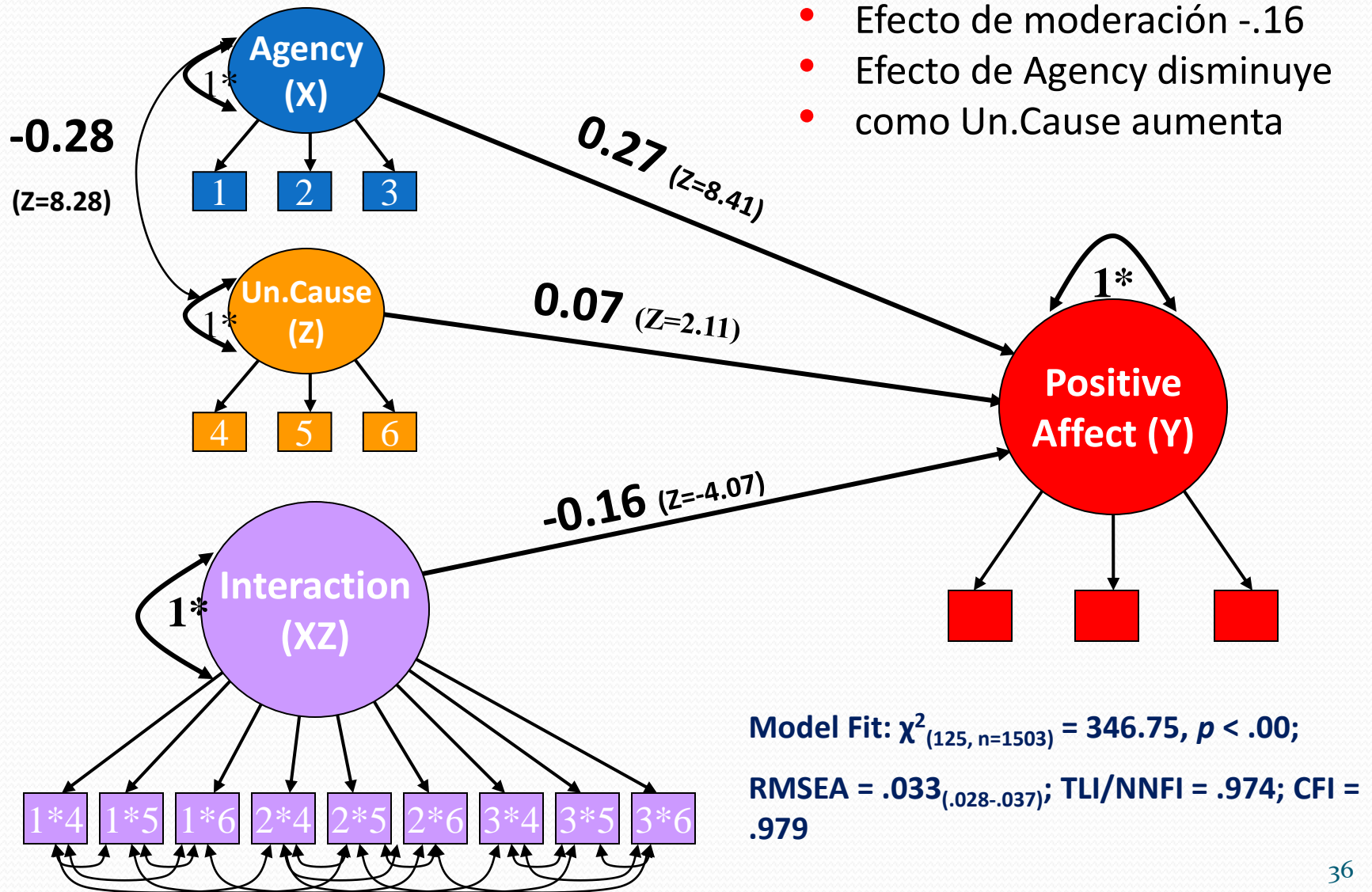
- Regresión múltiple, $XZ = X * Z$

$$Y = \beta_1 X + \beta_2 Z + \beta_3 XZ + e$$

- Producto XZ debe ser ortogonalizado de X y Z (efectos principales)
 - Centrar en la media: X y Z
 - Ortogonalizar
 - ? indProd(semTools)

** XZ no dice cual es el Moderador

Modelo de moderación final



Probar la interacción

- ?probe2WayMC
- ?probe2WayRC
- ?probe3WayMC
- ?probe3WayRC