



# MODELOS LONGITUDINALES

Mauricio Garnier Villarreal  
Center For Research Methods of Data Analysis  
University of Kansas

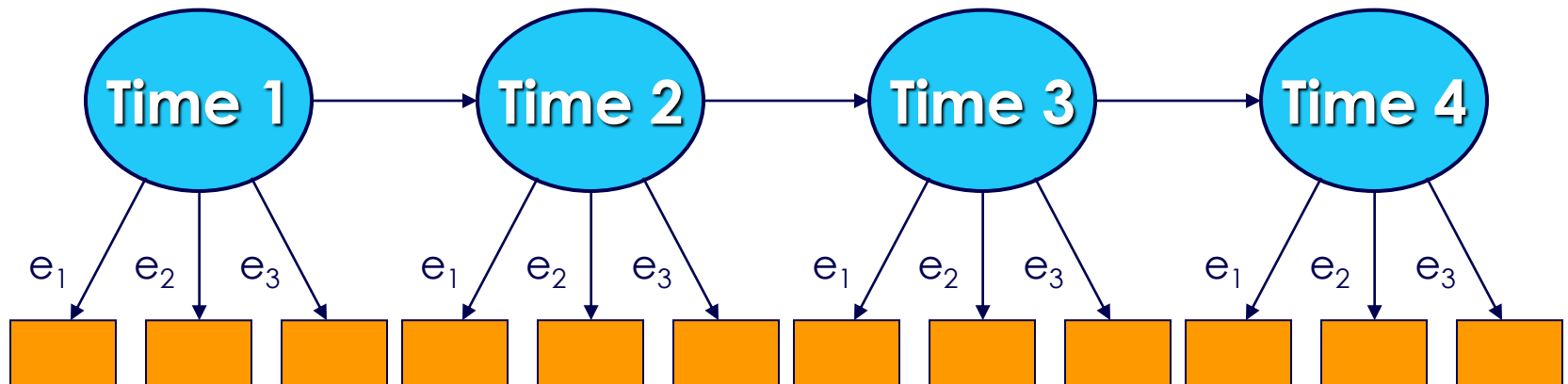
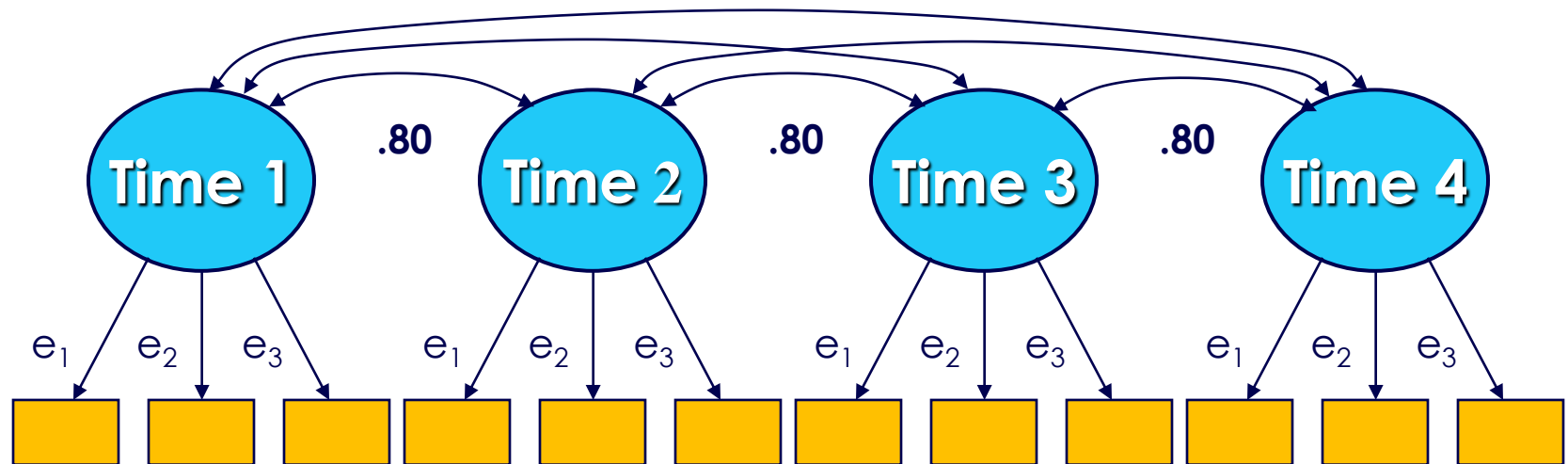
# CFA y SEM longitudinales

2

- CFA usado para establecer invariancia, y probar estabilidad y homogeneidad de los constructos a través del tiempo, cambios en la media
- SEM usado para probar los efectos a través del tiempo

# CFA y SEM longitudinales

3



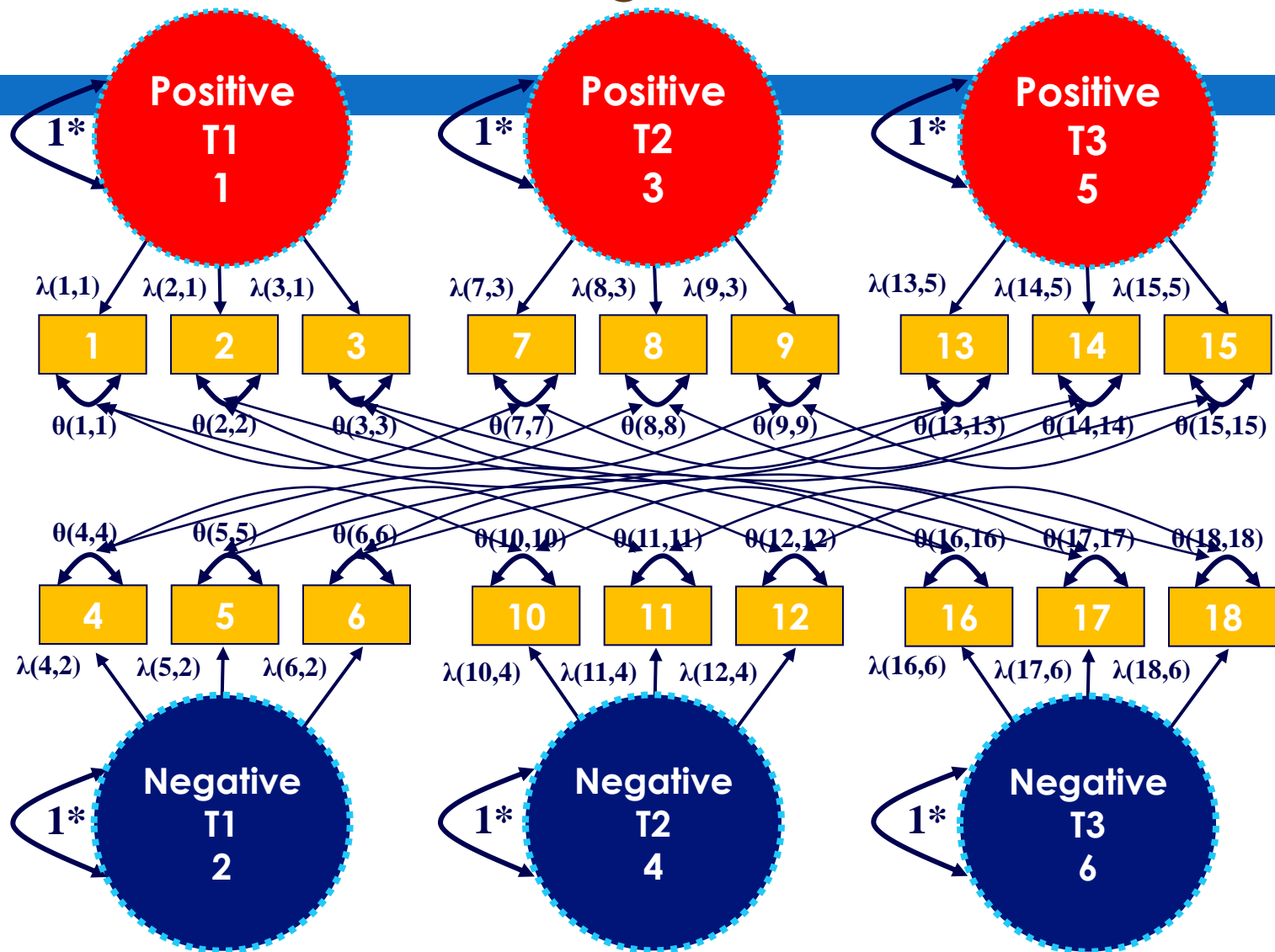
# Pasos

4

1. CFA: establecer invariancia
2. Convierta las correlaciones en paths estructurales
3. Depure el modelo, genere el modelo final

# Invariancia configural

5



Model Fit:  $\chi^2_{(102, n=368)} = 119.11$ ; RMSEA = .018<sub>(0 - .034)</sub>; CFI = .998; TLI/NNFI = .997

# Invariancia débil

6

- Igualar las cargas factoriales de los indicadores a través del tiempo:
  - $item1.1 = item1.2 = item1.3$
  - $item2.1 = item2.2 = item2.3$

**Model Fit:  $\chi^2_{(110, n=368)} = 138.61$ ; RMSEA = .023<sub>(.00 - .037)</sub>; CFI = .996; TLI/NNFI = .995**

# Invariancia fuerte

7

- Igualar las medias de los ítems a través del tiempo
- Las medias son relativas a la media del tiempo 1 (con media 0)

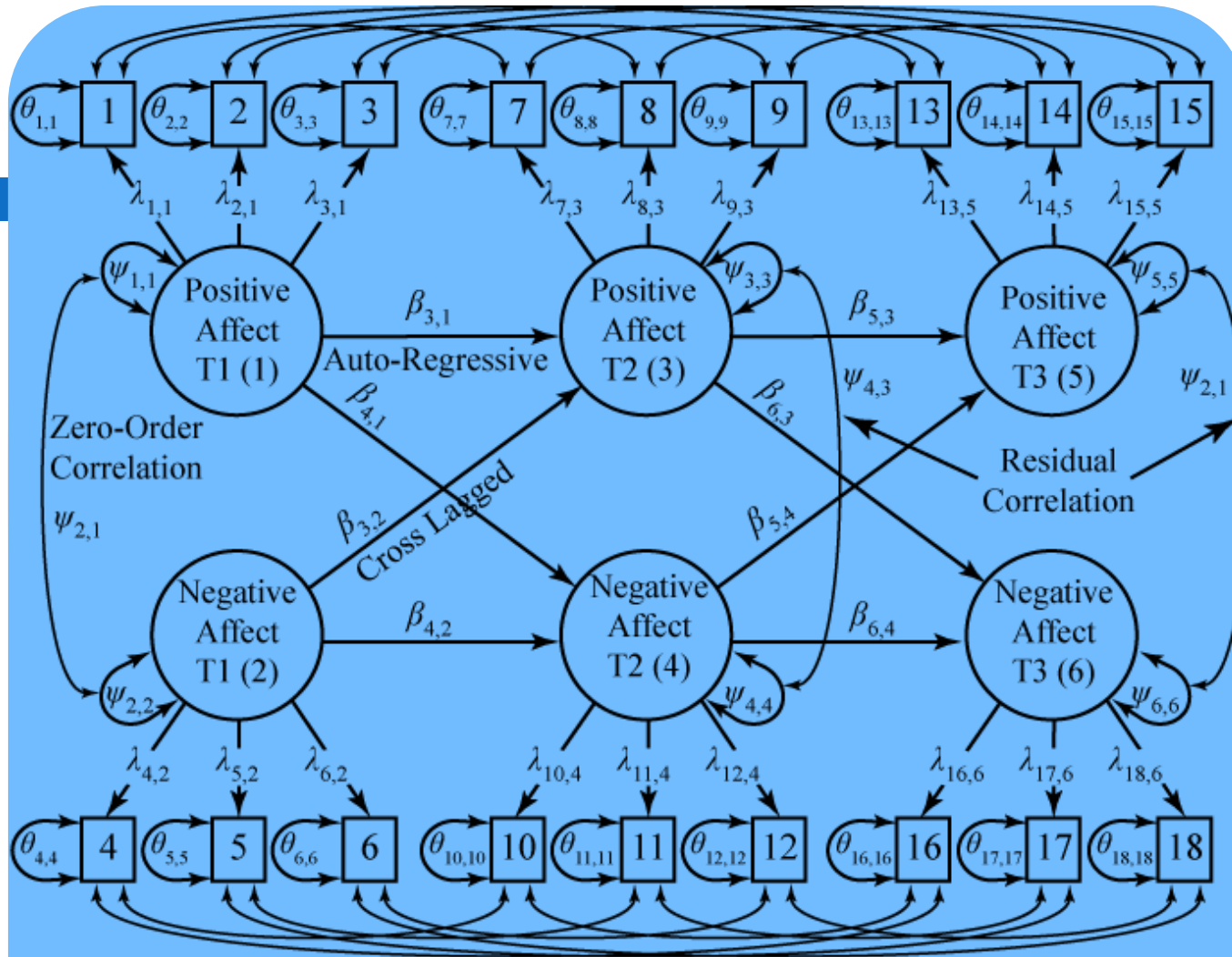
**Model Fit:  $\chi^2_{(118, n=368)} = 159.53$ ; RMSEA = .028<sub>(.012 - .040)</sub>; CFI = .995; TLI/NNFI = .993**

# Convierta a paths estructurales

8

- Paths auto regresivos (asume un proceso de cambio estable)
- Mantenga las correlaciones entre constructos en el mismo tiempo de medida
- Paths cruzados (estos pueden ser depurados)





**Figure 6.1.** Parameter labels for three time points with positive affect and negative affect: A basic directional panel analysis

**Note.** As always, the residual variances among the corresponding indicators overtime are allowed to associate.

allowed to associate.

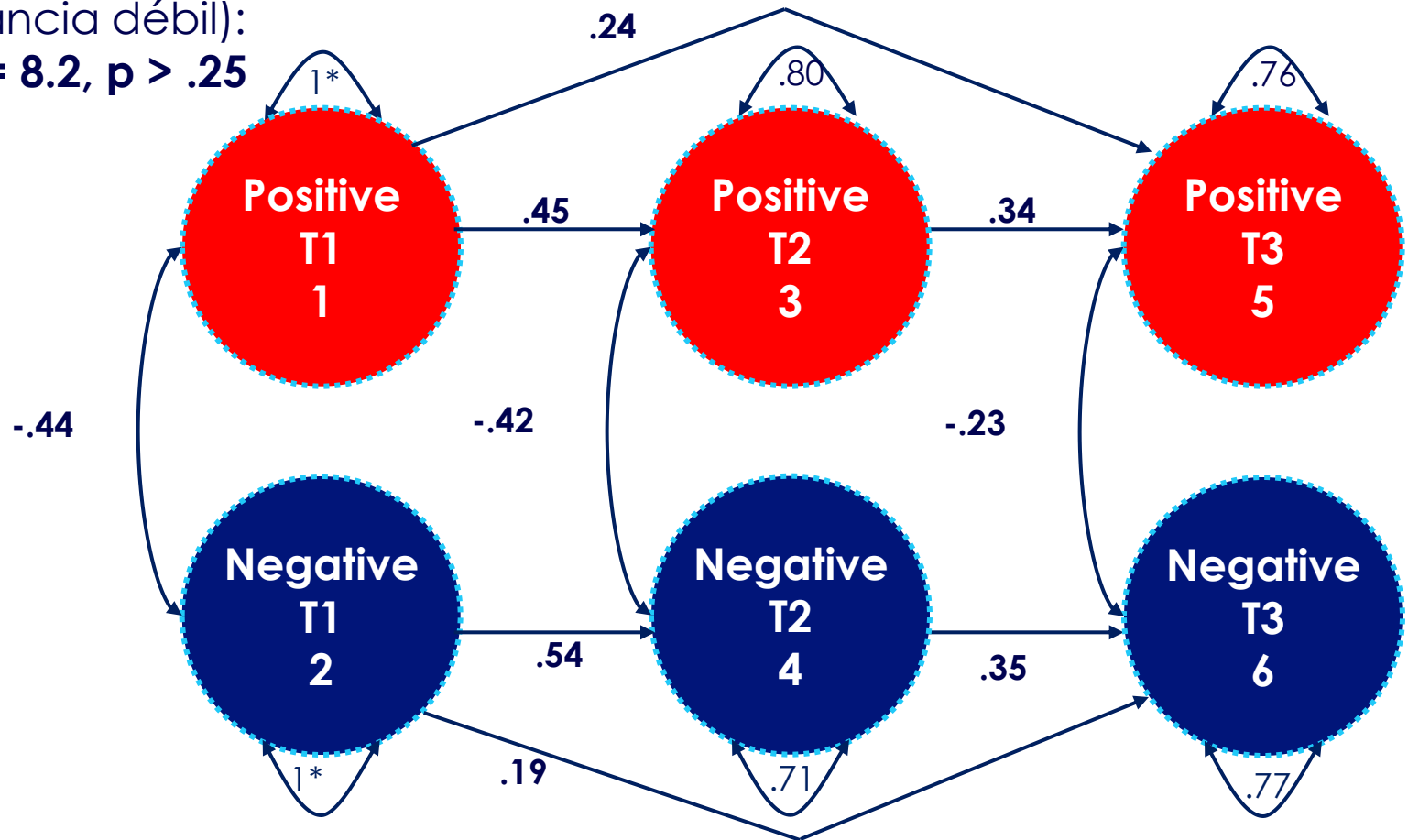
**Note.** As always, the residual variances among the corresponding indicators overtime are

# Depure el modelo

10

- Buen ajuste del modelo (comparado con el modelo de invariancia débil):

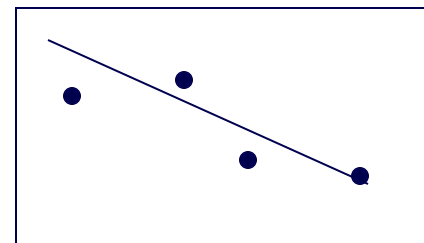
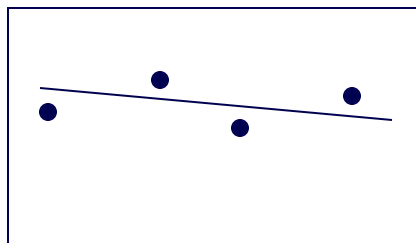
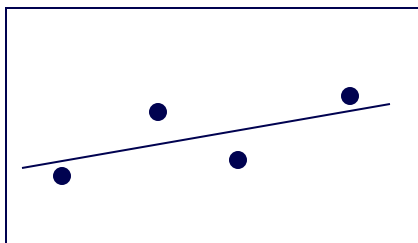
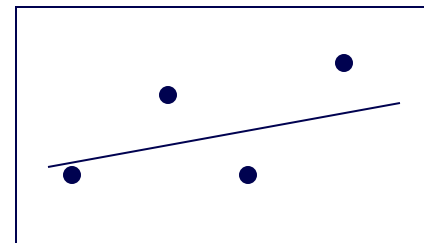
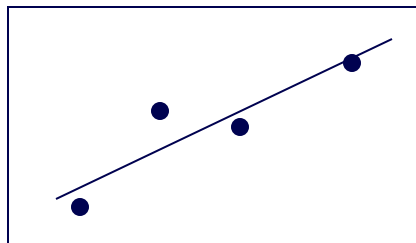
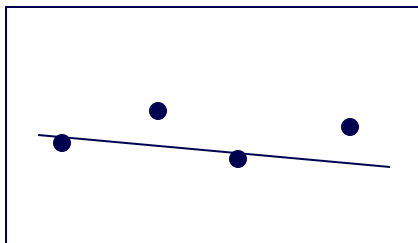
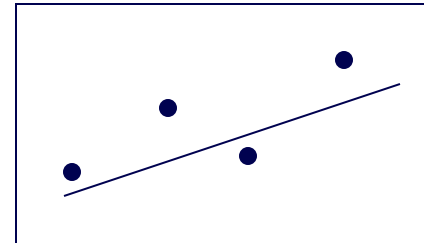
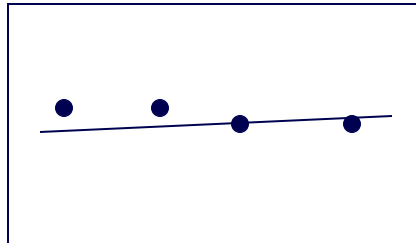
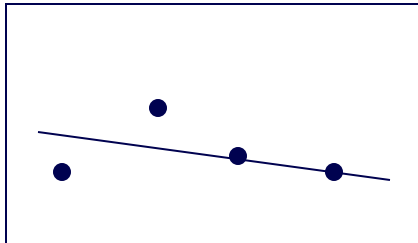
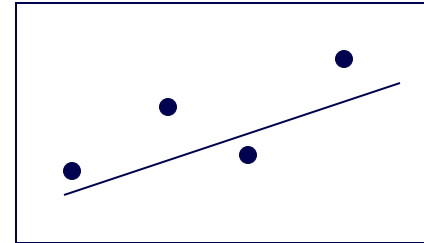
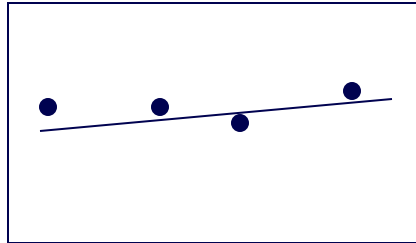
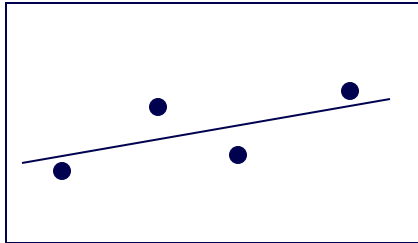
$$\Delta\chi^2(6) = 8.2, p > .25$$



Model Fit:  $\chi^2_{(116, n=368)} = 146.68$ ; RMSEA = .024<sub>(.000 - .037)</sub>; CFI = .996; TLI/NNFI = .995

# Modelos de curvas de crecimiento latentes

11



# Modelos de curvas de crecimiento latentes

12

- Modelo multinivel

- Nivel 1

$$Y_{it} = \beta_{0i} + \beta_{1i}(\text{Time}) + \beta_{2i}(\text{Time}^2)\dots + \varepsilon_{it}$$

- Nivel 2

$$\beta_{0i} = Y_{00} + u_{0i}$$

$Y_{00}$  = intercept promedio

$$\beta_{1i} = Y_{10} + u_{1i}$$

$Y_{10}$  = pendiente promedio

- Componentes aleatorios

$\tau_0^2$  = variance of intercepts

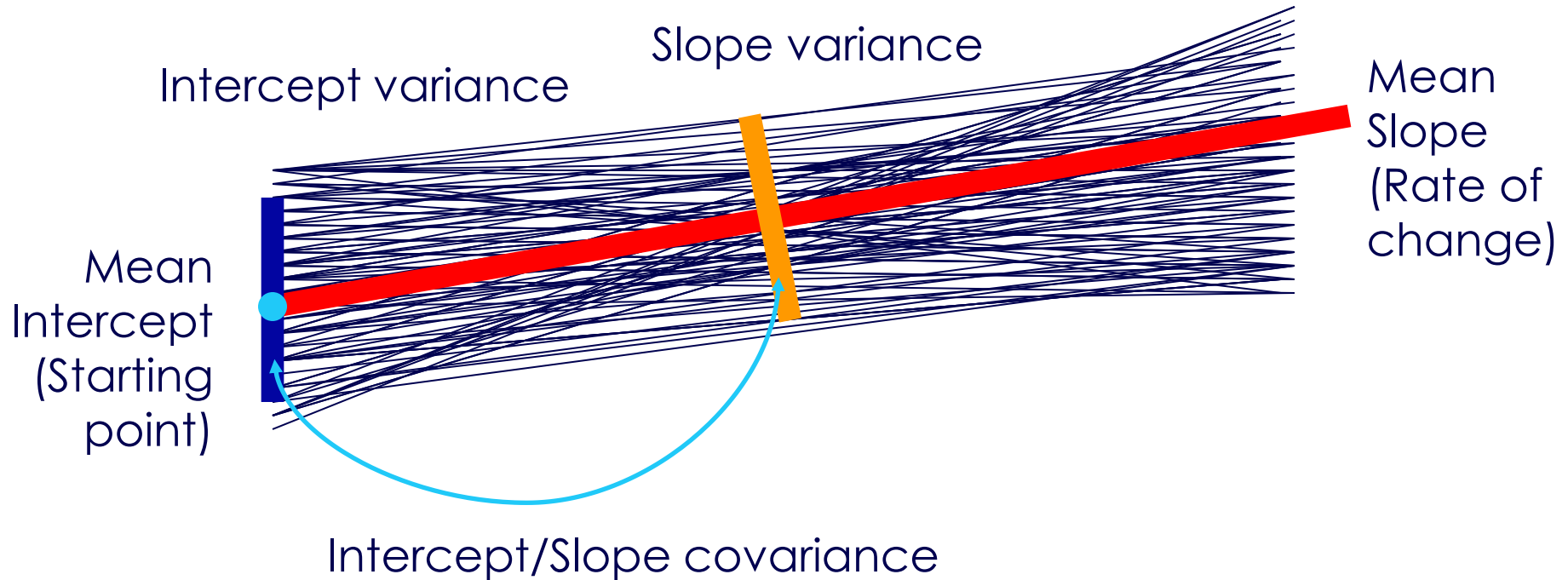
$\tau_1^2$  = variance of slopes

$\tau_{01}$  = covariance of intercept and slope

$\sigma_\varepsilon^2$  = error variance

# Modelos de curvas de crecimiento latentes

13



# Medias y sd

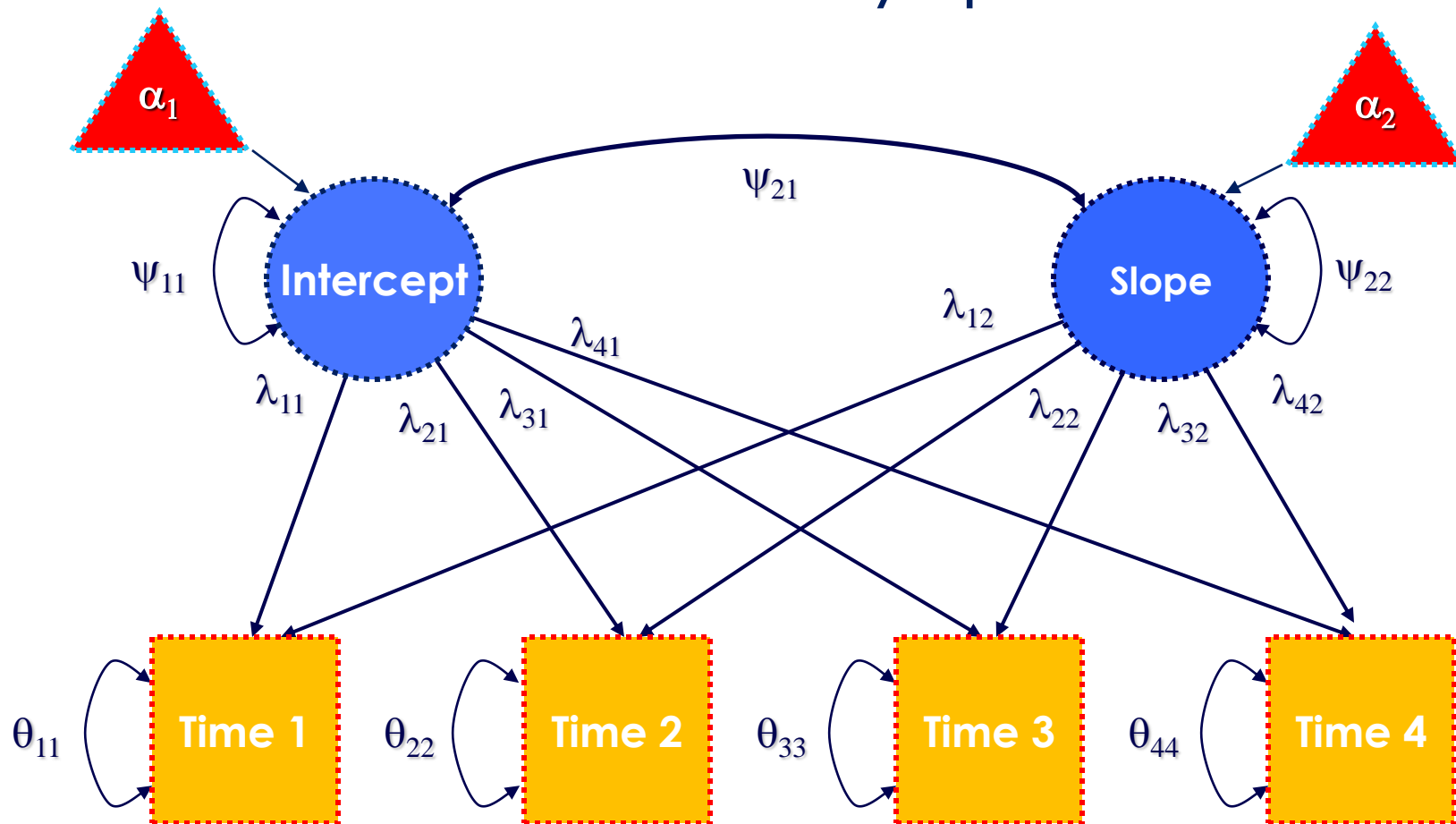
14

	Time 1	Time 2	Time 3	Time 4
Positive Affect	3.59 (.90)	3.66 (.81)	3.69 (.87)	3.69 (.83)
Negative Affect	2.08 (.79)	2.00 (.72)	1.89 (.65)	1.78 (.63)

# Modelando cambio latente: growth curve

15

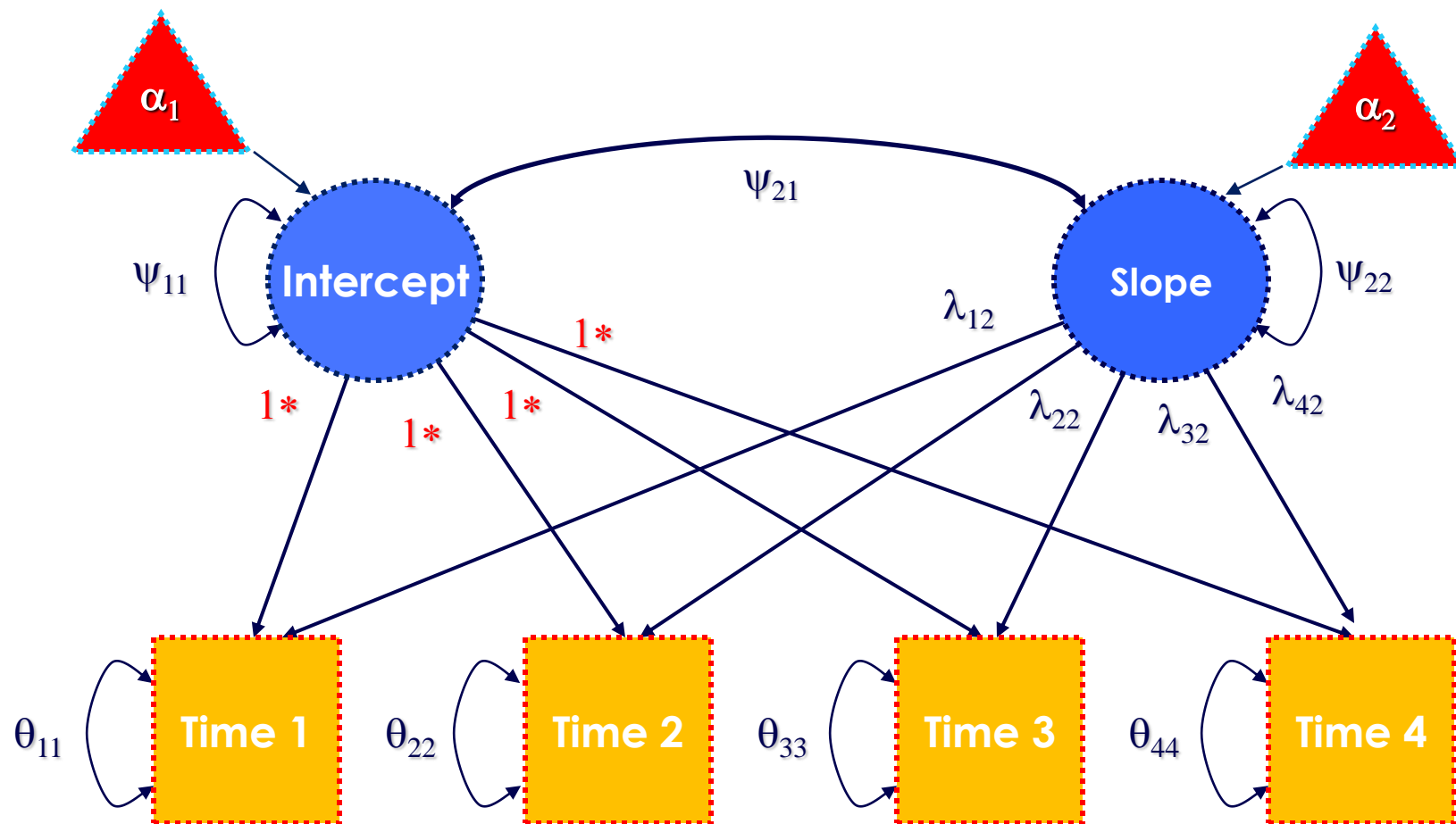
- Como identificar constructos y fijar la escala?



# Modelando cambio latente: growth curve

16

- Intercept: constante, no cambio a través del tiempo

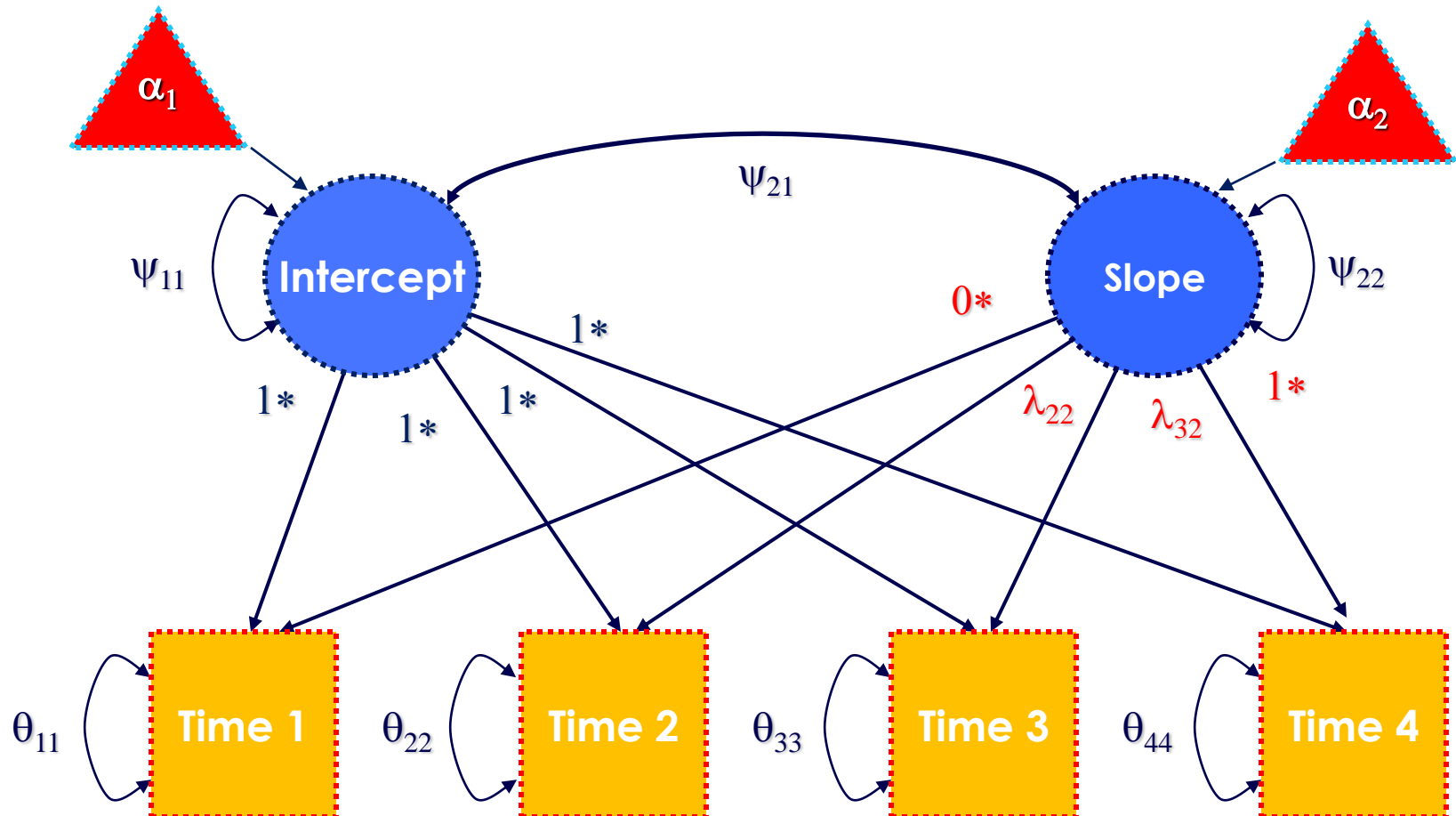




# Modelando cambio latente: growth curve

17

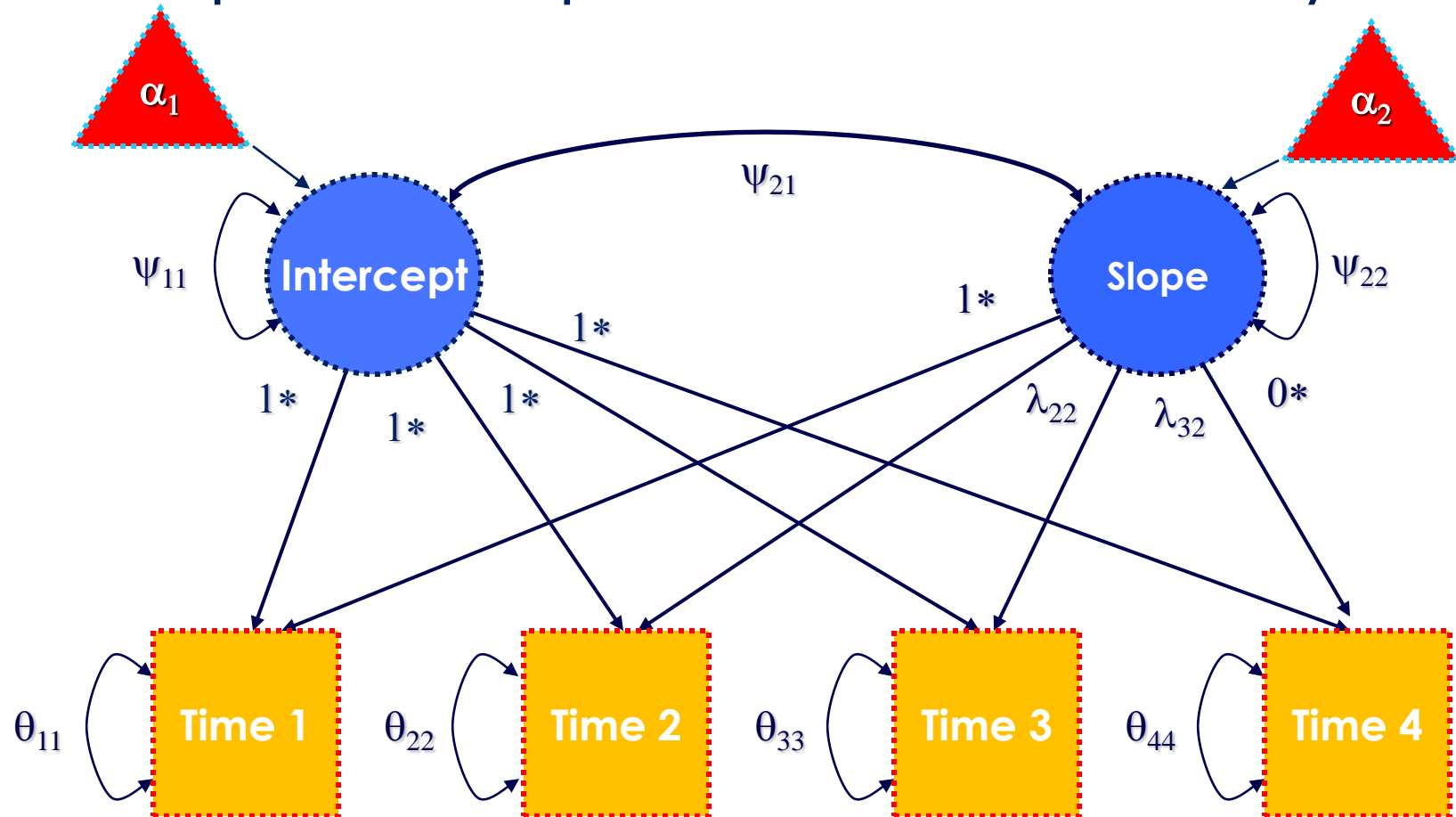
- Slope (pendiente): las cargas factoriales definen el patrón de crecimiento



# Modelo incondicional/sin restricciones

18

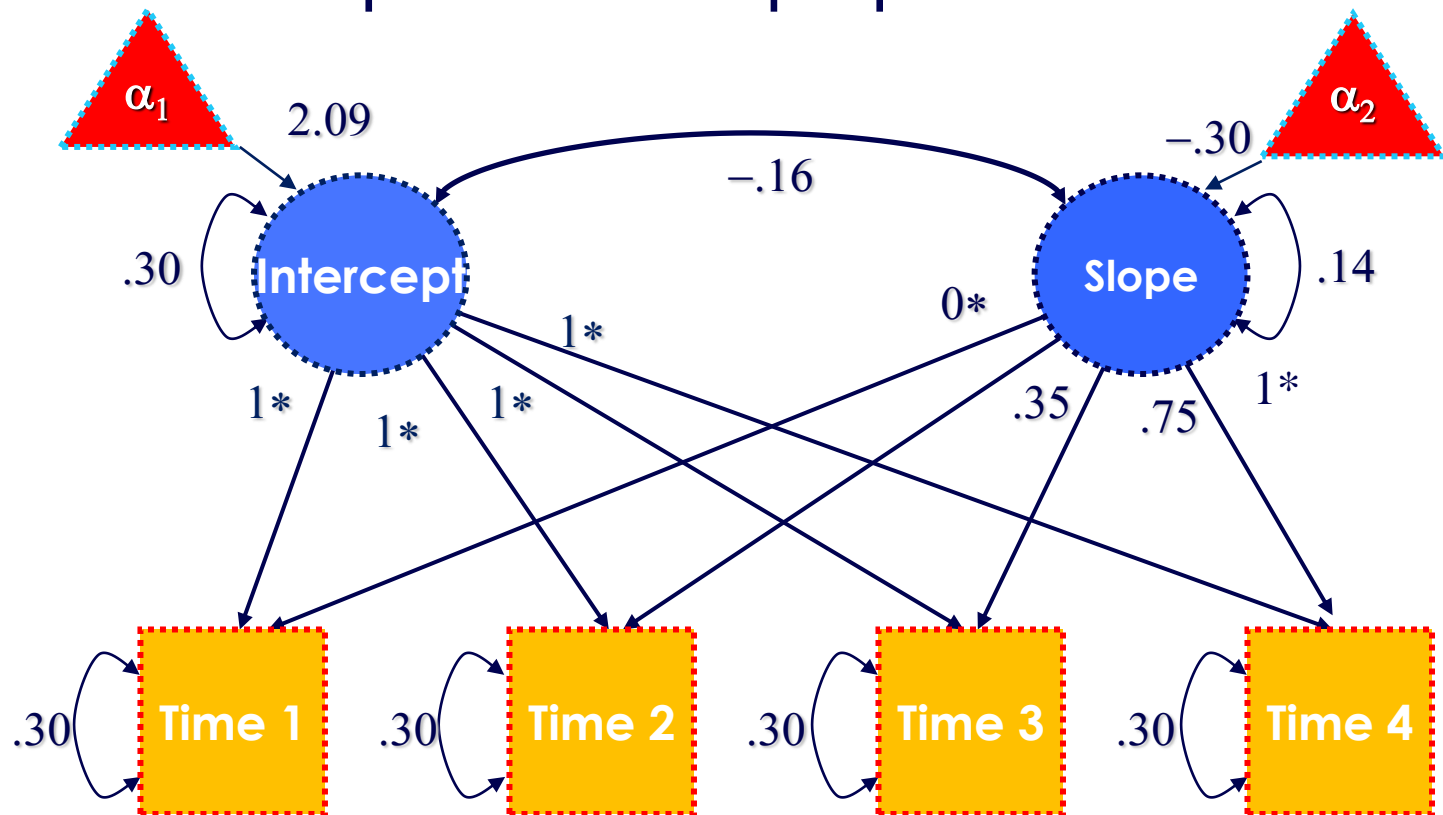
- Interpretación depende de cual lambda es 0 y 1



# Modelo incondicional: negative affect

19

- Cambio total del tiempo 1 al 4 =  $-.30$  unidades
- Las pendientes representan la proporción del cambio total

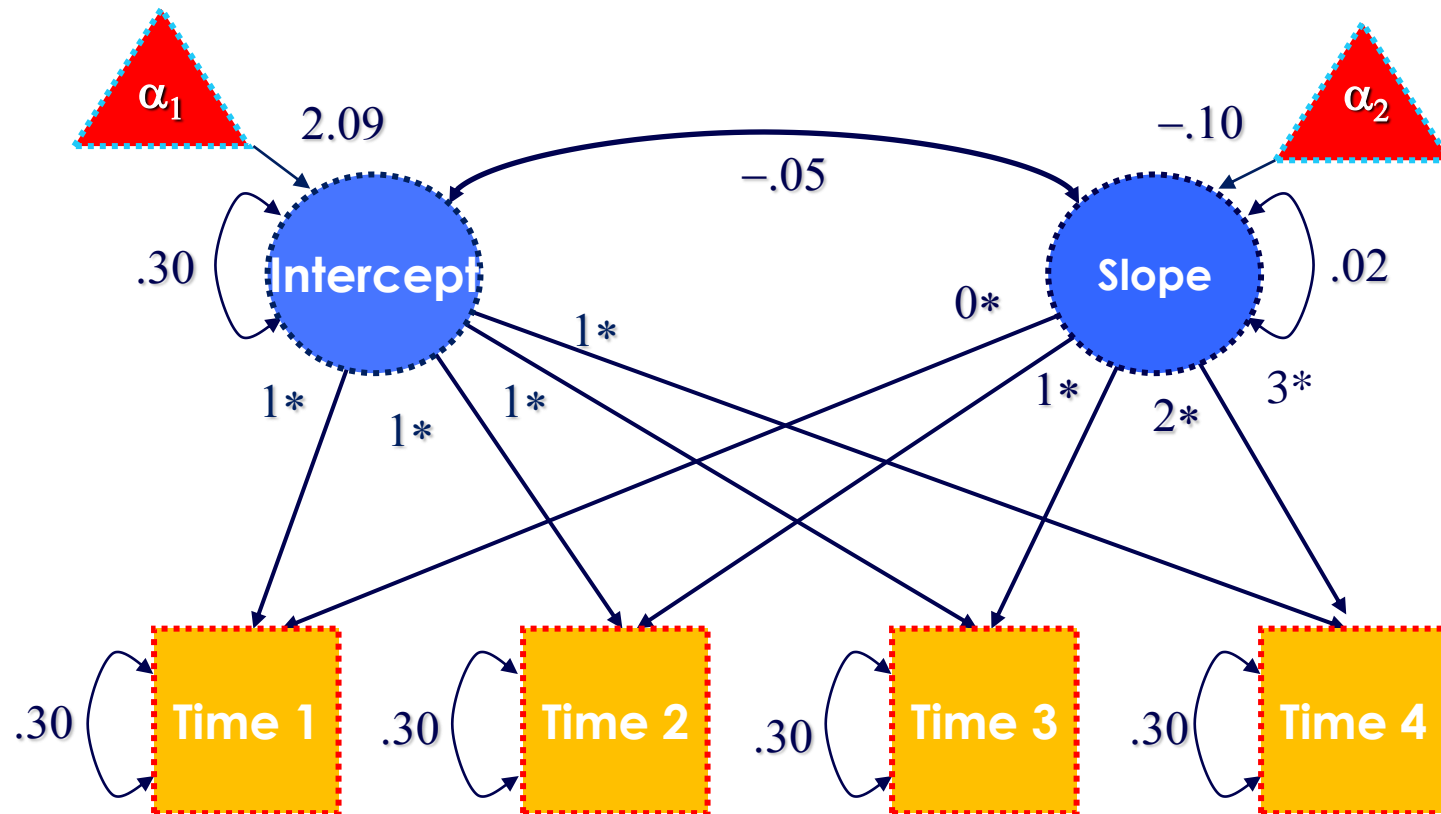


Model Fit:  $\chi^2_{(6, n=1684)} = 29.60$ ; RMSEA =  $.048_{(.031-.066)}$ ; CFI =  $.980$ ; TLI/NNFI =  $.980$

# Modelo lineal: negative affect

20

- Se compara el ajuste con el modelo incondicional



Model Fit:  $\chi^2_{(8, n=1684)} = 32.65$ ; RMSEA = .042<sub>(.028-.058)</sub>; CFI = .979; TLI/NNFI = .984

# Lineal vs Incondicional

21

- No hay diferencias significativas entre los modelos

- Prueba de modelos anidados:

$$(\chi^2_{(8)}=32.7) - (\chi^2_{(6)}=29.6) = \Delta\chi^2_{(2)}=3.1, p > .30$$

- El modelo con menos parámetros se mantiene (lineal)

# Códigos para contrastes ortogonales

22

Time Points = 4				Time Points = 5				Time Points = 6		
Linear	Quad	Cubic		Linear	Quad	Cubic		Linear	Quad	Cubic
-3	1	-1		-2	2	-1		-5	5	-5
-1	-1	3		-1	-1	2		-3	-1	7
1	-1	-3		0	-2	0		-1	-4	4
3	1	1		1	-1	-2		1	-4	-4
				2	2	1		3	-1	-7
								5	5	5

- Intercept es definido al punto medio

# Alt. Códigos para contrastes ortogonales

23

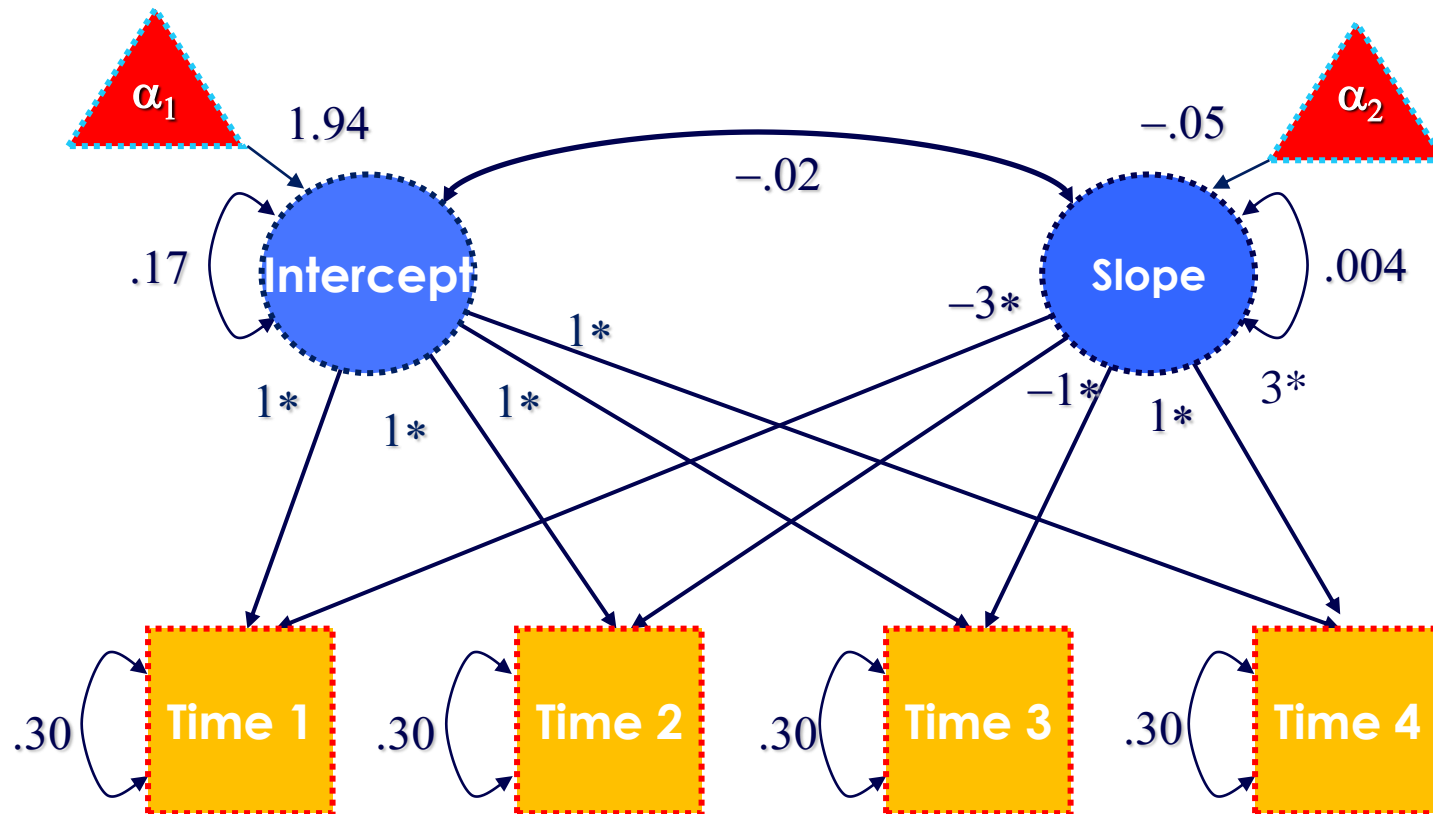
Time Points = 4			Time Points = 5			Time Points = 6		
Linear	Quad	Cubic	Linear	Quad	Cubic	Linear	Quad	Cubic
0	1	-.3	0	2	-1.2	0	3.3	-3.0
1	-1	.9	1	-1	2.4	1	-0.6	4.2
2	-1	-.9	2	-2	0	2	-2.6	2.4
3	1	.3	3	-1	-2.4	3	-2.6	-2.4
			4	2	1.2	4	-0.6	-4.2
						5	3.3	3.0

- Intercept es definido al tiempo 1

# Modelo lineal alternativo

24

- Nueva media y variancia (definidas al tiempo 2.5)



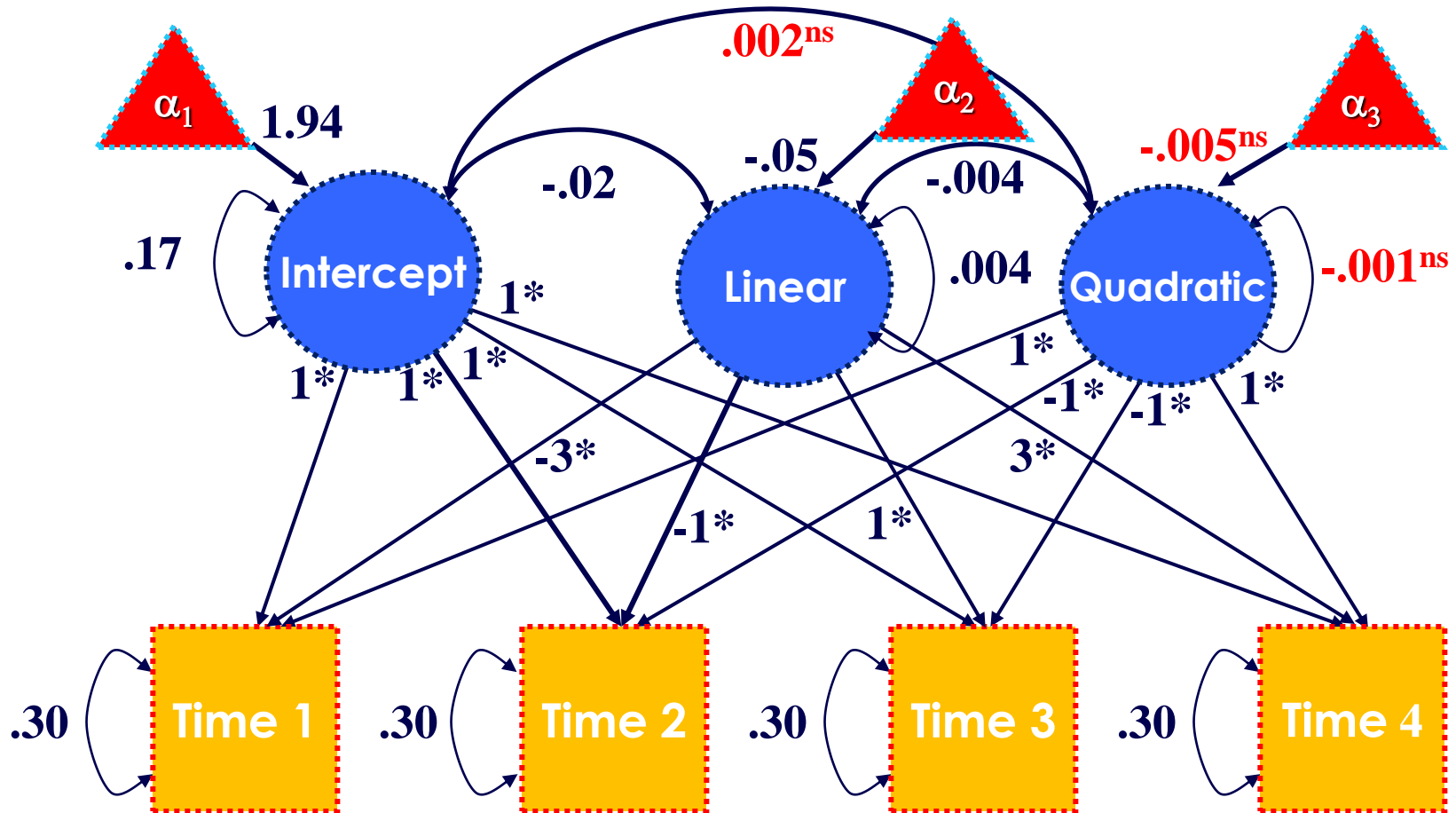
**Model Fit:**  $\chi^2_{(8, n=1684)} = 32.65$ ;  $RMSEA = .042_{(.028-.058)}$ ;  $CFI = .979$ ;  $TLI/NNFI = .984$



# Modelo cuadrático

25

- Son los parámetros extra significativos



Model Fit:  $\chi^2_{(4, n=1684)} = 10.52$ ; RMSEA = .031<sub>(.008-.054)</sub>; CFI = .994; TLI/NNFI = .992

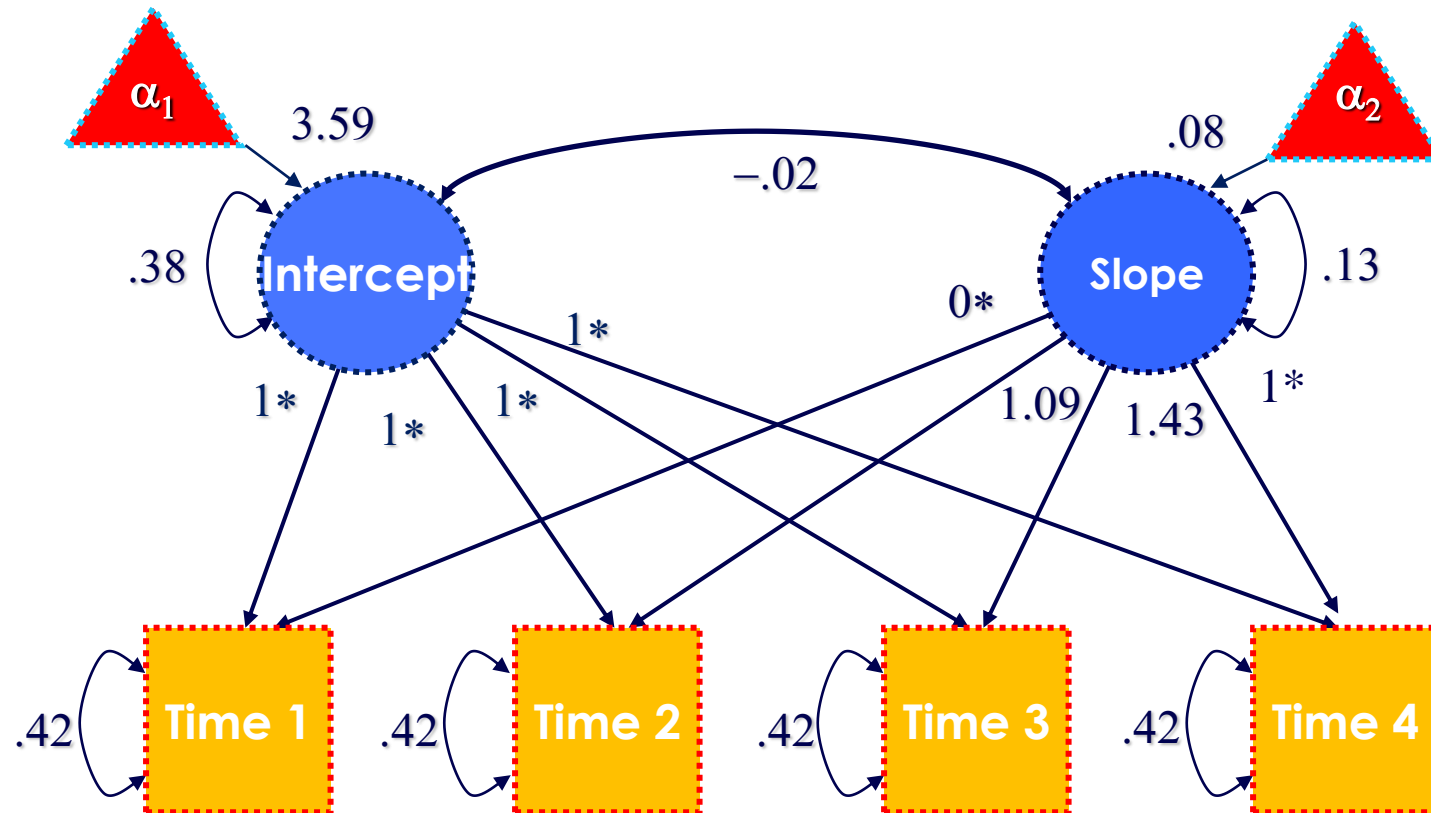
# Negative affect

26

- Modelo cuadrático no es significativo
- El modelo lineal es el mejor para explicar el cambio

# Modelo incondicional: positive affect

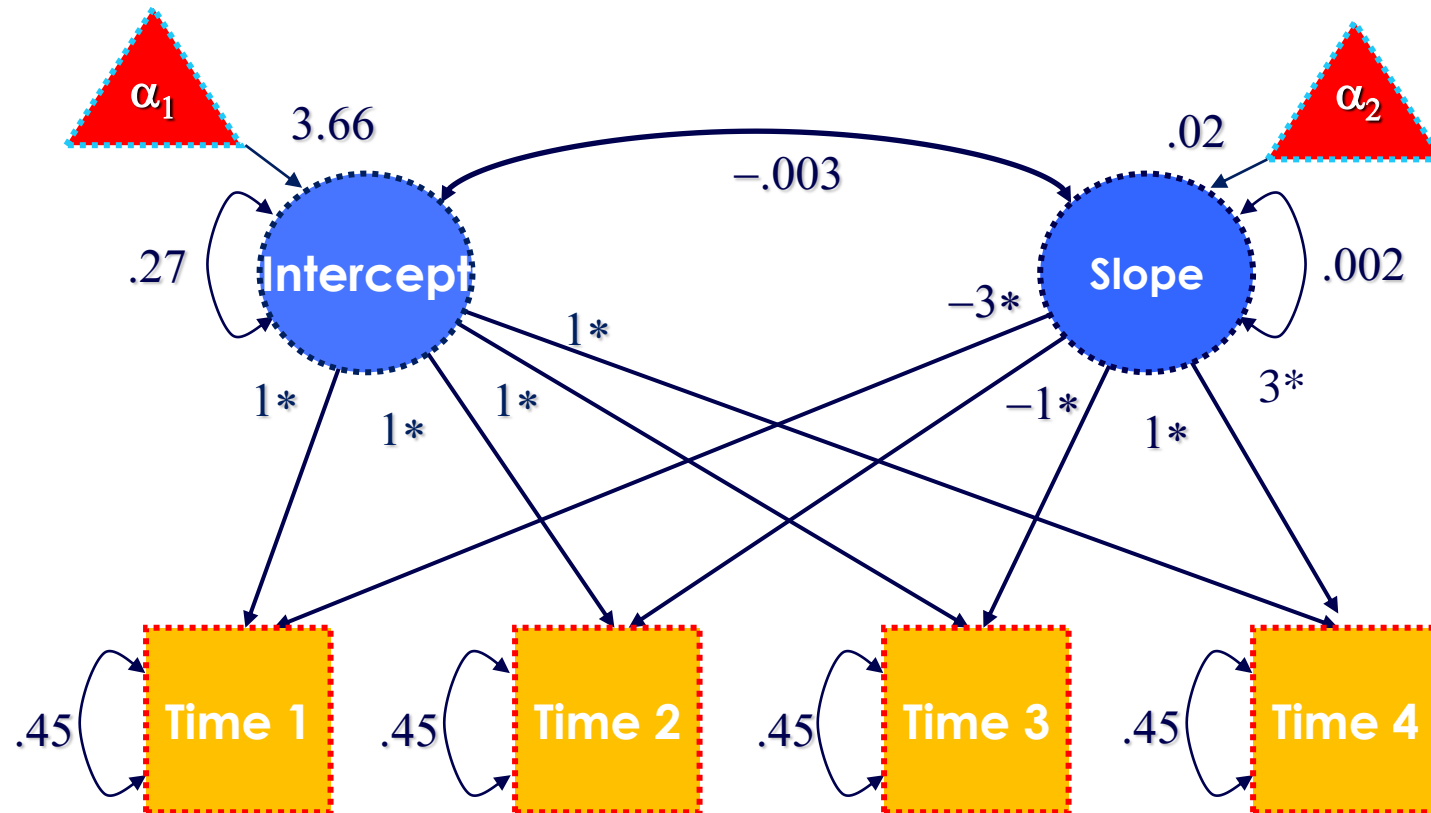
27



**Model Fit:**  $\chi^2_{(6, n=1684)} = 29.76$ ;  $RMSEA = .048_{(.032-.066)}$ ;  $CFI = .983$ ;  $TLI/NNFI = .983$

# Alt. Modelo incondicional: positive affect

28

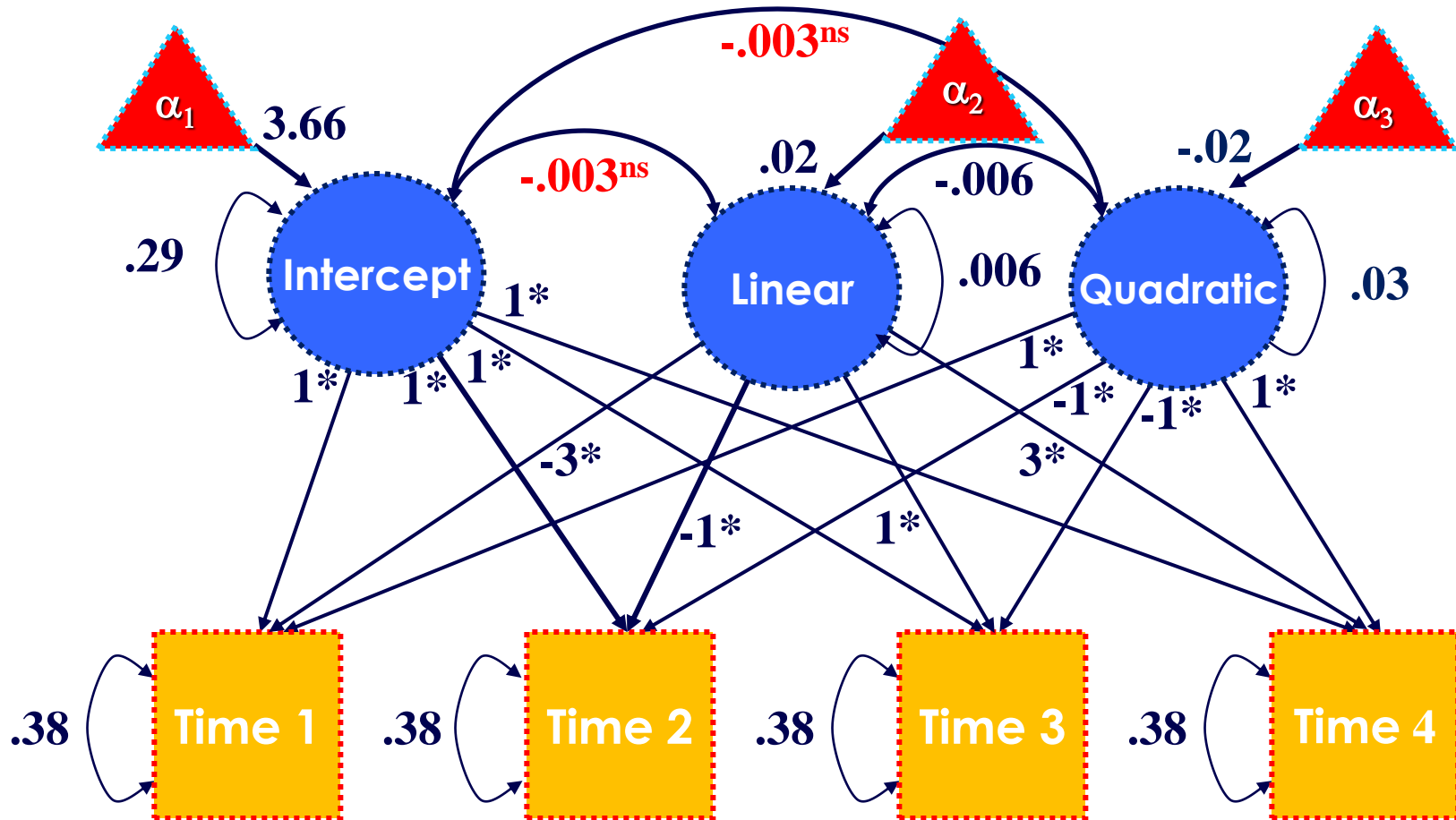


**Model Fit:**  $\chi^2_{(8, n=1684)} = 75.29$ ; RMSEA = .071<sub>(.057-.086)</sub>; CFI = .951; TLI/NNFI = .963

# Modelo cuadrático

29

- Reproduce mejor la medias observadas



Model Fit:  $\chi^2_{(4, n=1684)} = 12.45$ ; RMSEA = .035<sub>(.014-.058)</sub>; CFI = .994; TLI/NNFI = .991

# Positive affect

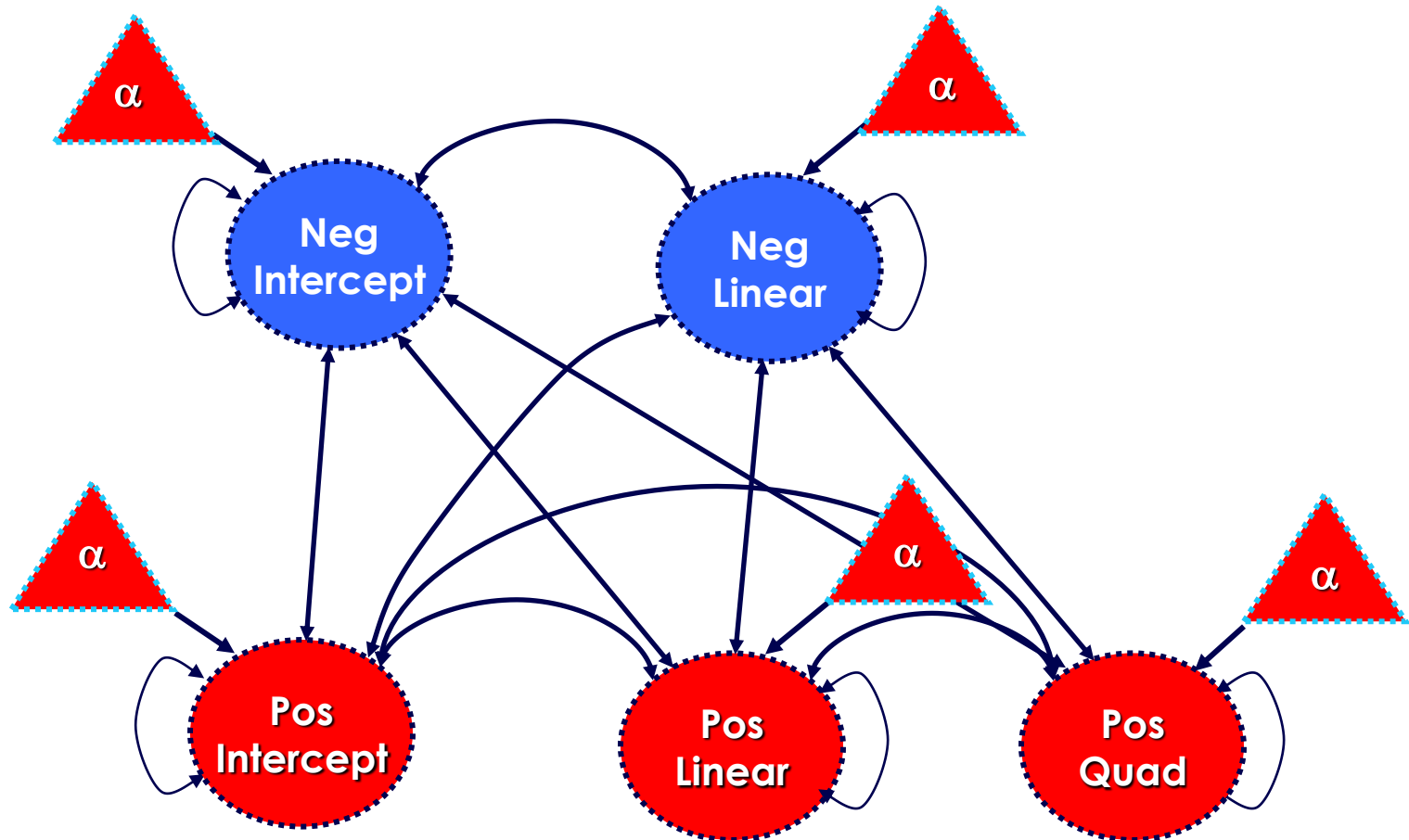
30

- El modelo cuadrático es el mejor para representar el cambio

# Positive affect y negative affect

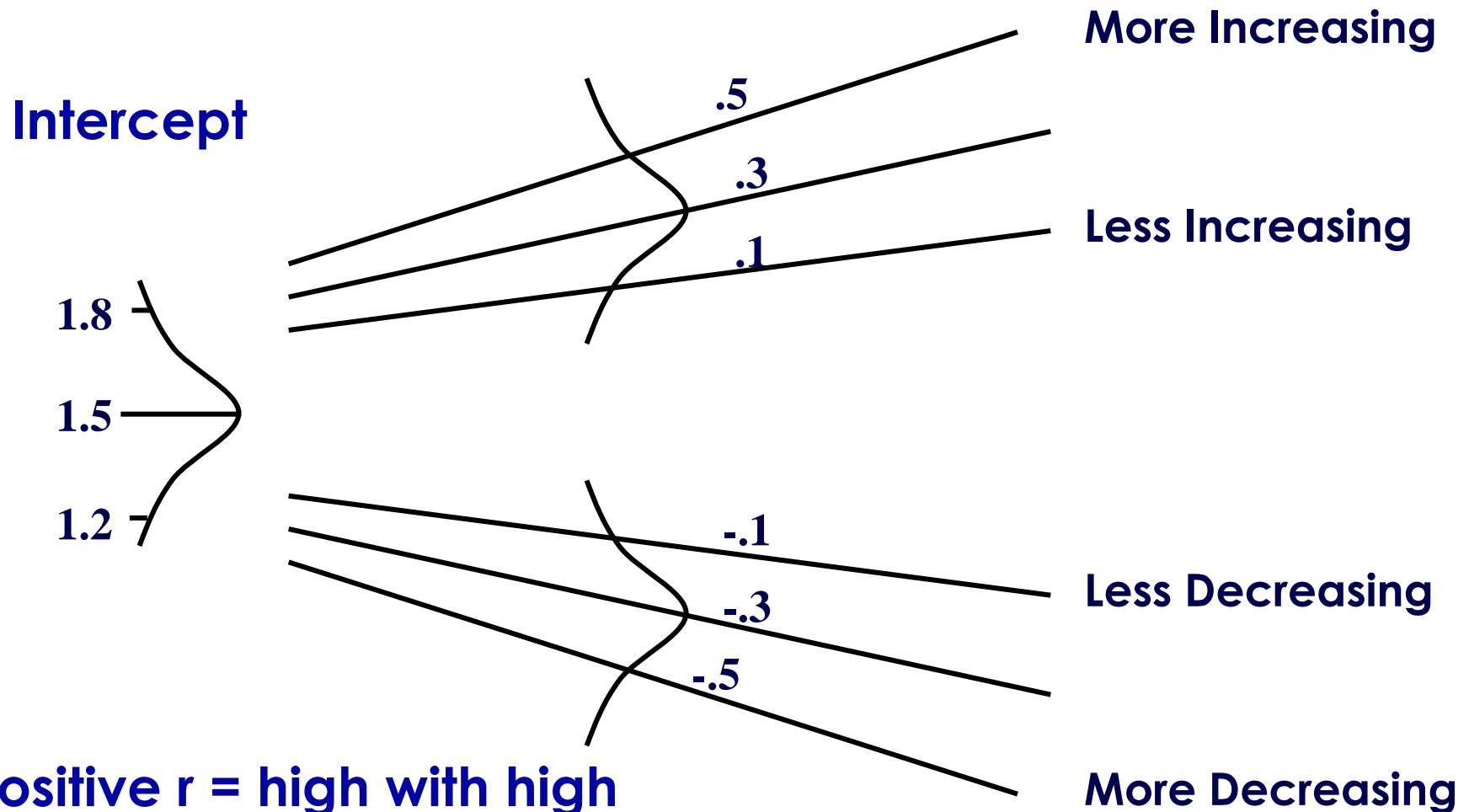
31

- Ventaja: modelo multivariado
- Se examinan las relaciones entre dominios



# Nota: correlaciones entre intercept-slope

32



- Positive  $r$  = high with high
- Negative  $r$  = high with low



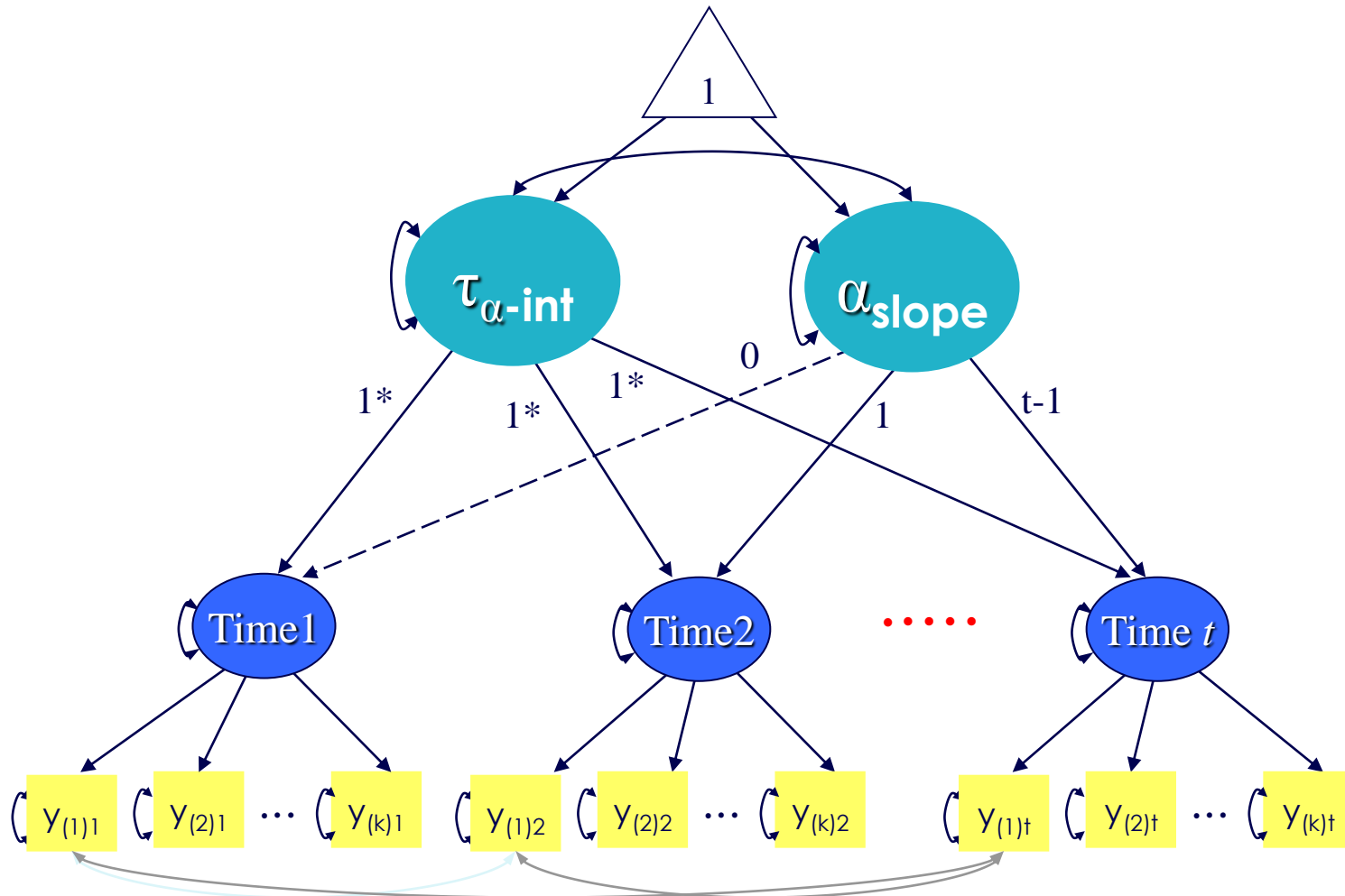
# Nota: correlaciones entre intercept-slope

33

- Know the direction of change (positive vs. negative)
- With negative correlations, be mindful of which numbers are 'high' vs 'low' (e.g.,  $-.08 > -.12$ , but  $.12 > .08$ )
- Ex: Decline in NA over time (intercept=2.07, slope=  $-.10$ )
  - Negative correlation means: Higher intercept score corresponds with a sharper decline
  - A score of 2.2 at the intercept corresponds with a faster decline ( $-.12$  slope)
  - A score of 1.9 at the intercept corresponds with a slower decline ( $-.08$  slope)
- Ex: Increase in NA over time (intercept=2.07, slope=  $+.10$ )
  - Positive correlation means: Higher intercept scores correspond with a slower (or more gradual) increase
  - A score of 2.2 at the intercept corresponds with a slower increase ( $+.08$  slope)
  - A score of 1.9 at the intercept corresponds with a faster increase ( $+.12$  slope)

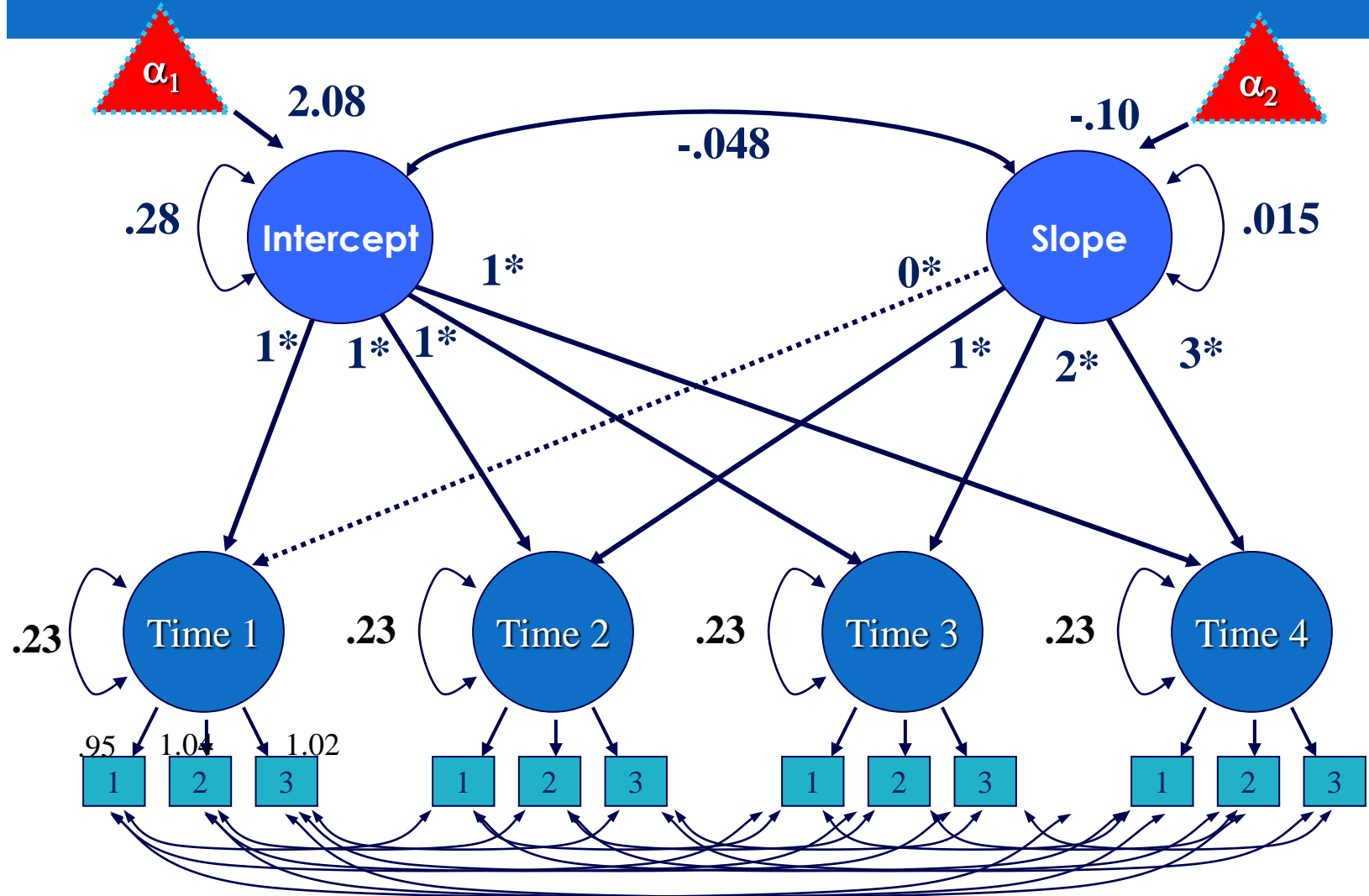
# Modelos de cambio latente

34



# Modelos de cambio latente

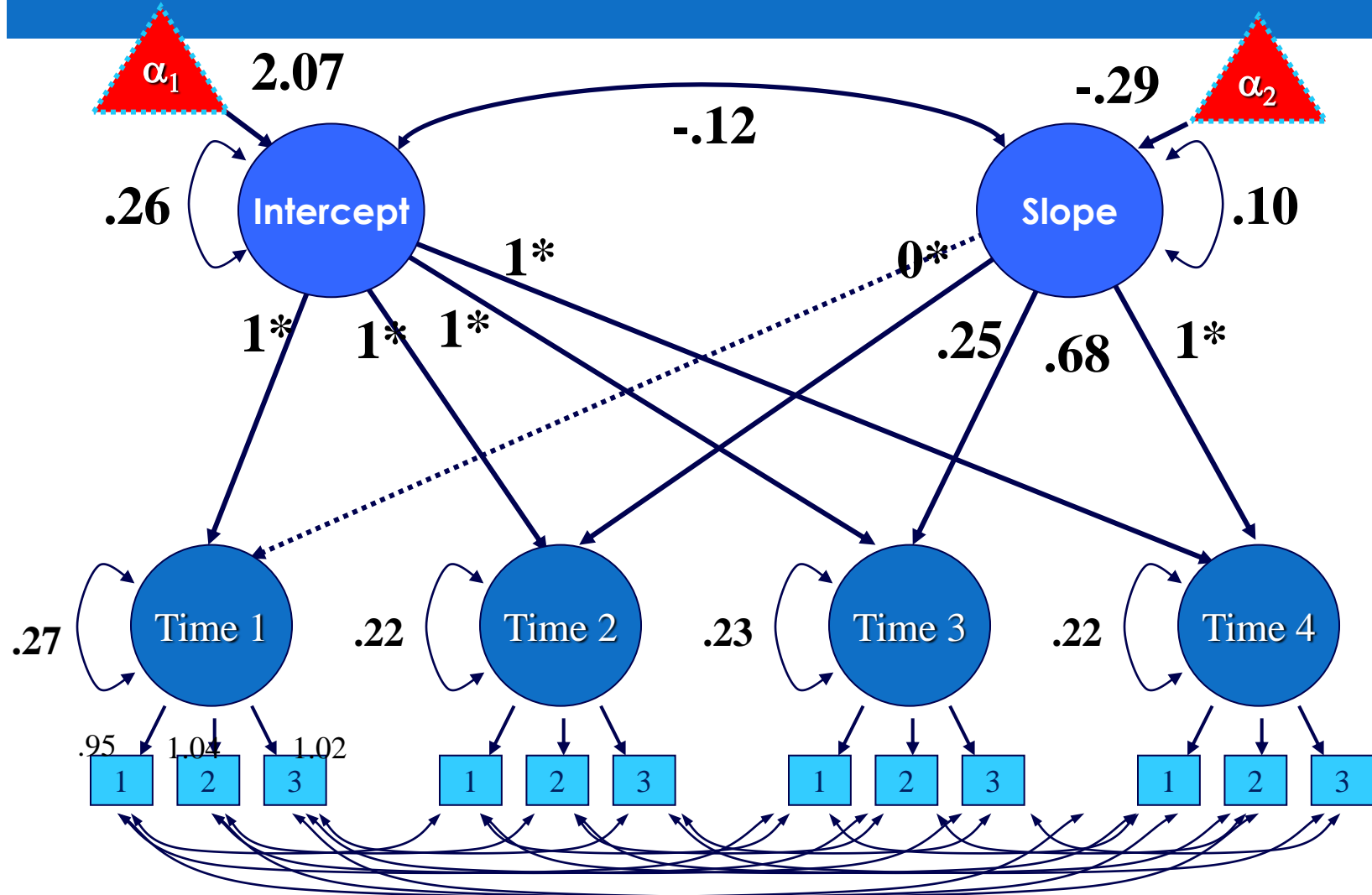
35



Model Fit:  $\chi^2_{(50, n=1684)} = 391.8$ ; RMSEA = .063<sub>(.057;.069)</sub>; TLI/NNFI = .971; CFI = .978

# Modelos de cambio latente (incondicional)

36



Model Fit:  $\chi^2_{(45, n=1684)} = 386.6$ ; RMSEA = .067<sub>(.061;.073)</sub>; TLI/NNFI = .971; CFI = .978