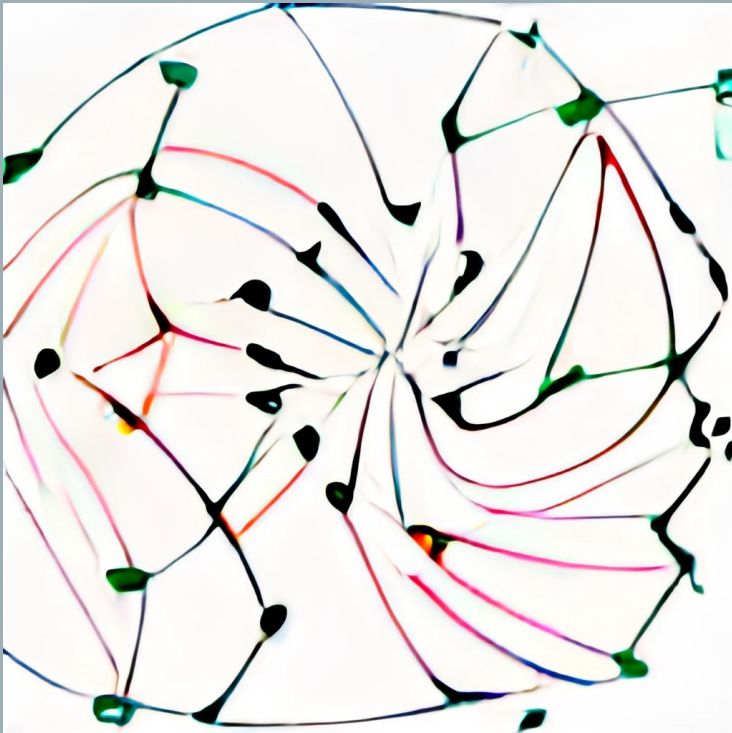


Πηγή: Dall-E



Άγγελος Μάρκος  
amarkos.gr

# ΜΟΝΤΕΛΟΠΟΙΗΣΗ ΔΟΜΙΚΩΝ ΕΞΙΣΩΣΕΩΝ

## ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΤΗΣ R (ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ)



<https://github.com/amarkos/semworkshop>

Πρόσβαση στο υλικό του σεμιναρίου

# ΜΟΝΤΕΛΟΠΟΙΗΣΗ ΔΟΜΙΚΩΝ ΕΞΙΣΩΣΕΩΝ

## ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ ΤΗΣ R (ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ)

## ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

- Μια (πολύ) σύντομη εισαγωγή στην R
- Εφαρμογή σε πραγματικά δεδομένα με το `lavaan`

# ΜΟΝΤΕΛΟΠΟΙΗΣΗ ΔΟΜΙΚΩΝ ΕΞΙΣΩΣΕΩΝ

ΜΕ ΤΗ ΧΡΗΣΗ  
ΤΗΣ R  
(ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ)

# ΜΙΑ (ΠΟΛΥ) ΣΥΝΤΟΜΗ ΕΙΣΑΓΩΓΗ ΣΤΗΝ R

- Οδηγίες εγκατάστασης της R και του Rstudio  
<https://static.eudoxus.gr/books/https://static.eudoxus.gr/books/92/chapter-86197192.pdf>
- Εισαγωγή δεδομένων (SEM.R)
- Βασικές δομές δεδομένων (αρχείο R-Data-Structures.pdf)

# ΤΑ ΔΕΔΟΜΕΝΑ

Journal of Personality and Social Psychology  
2016, Vol. 111, No. 3, 367–395

© 2016 American Psychological Association  
0022-3514/16/\$12.00 <http://dx.doi.org/10.1037/pspi0000064>

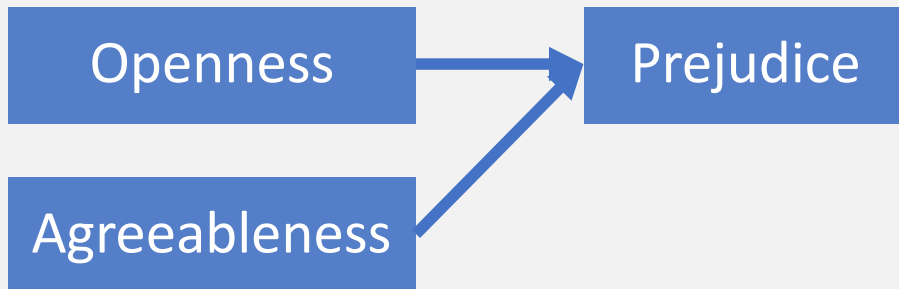
## Is Group Membership Necessary for Understanding Generalized Prejudice? A Re-Evaluation of Why Prejudices Are Interrelated

Robin Bergh  
Harvard University and Uppsala University

Nazar Akrami  
Uppsala University

Jim Sidanius  
Harvard University

Chris G. Sibley  
University of Auckland



R package MPsychOR  
data (Bergh)

## Format

A data frame with 861 individuals, 10 composite scores, and gender:

EP Ethnic prejudice

SP Sexism

HP Sexual prejudice against gays and lesbians

DP Prejudice toward mentally people with disabilities

A1 Agreeableness indicator 1

A2 Agreeableness indicator 2

A3 Agreeableness indicator 3

O1 Openness indicator 1

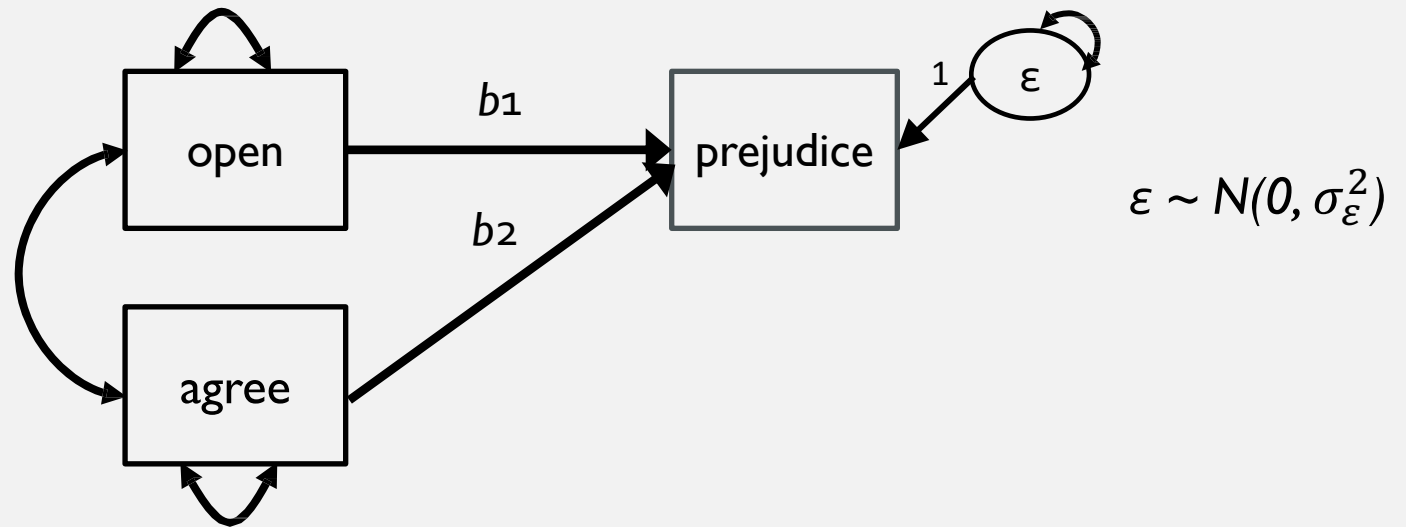
O2 Openness indicator 2

O3 Openness indicator 3

gender gender

## MODEL 1

Μοντέλο γραμμικής παλινδρόμησης  
με δύο ανεξάρτητες μεταβλητές

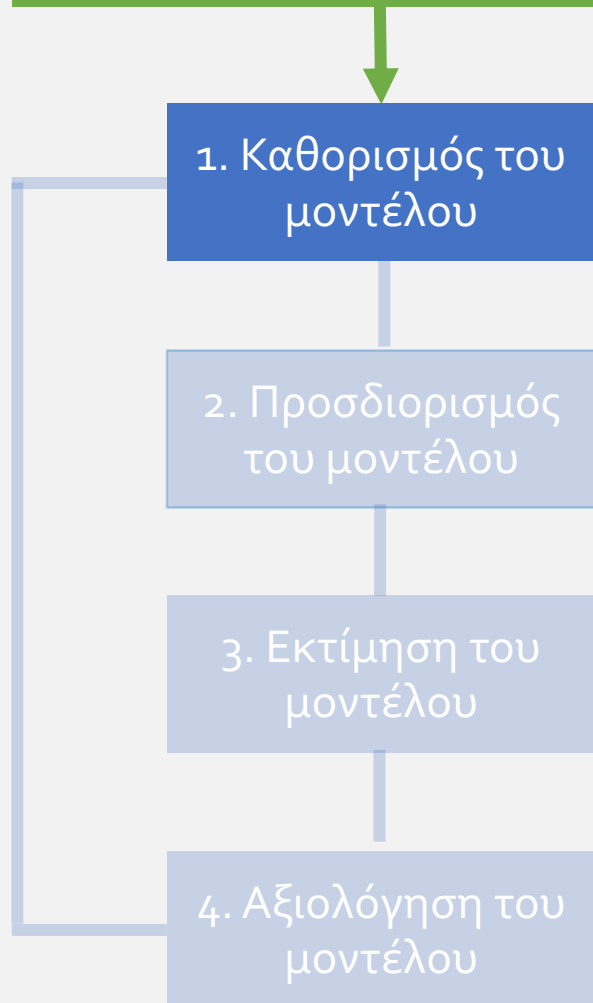


Prejudice (Προκατάληψη)

Openness to experience (Ανοικτότητα στην εμπειρία)

Agreeableness (Προσήνεια)

## Θεωρία και Ερευνητικές Υποθέσεις



lavaan:

- Παλινδρόμηση:  $Y \sim X$
- Συνδιακύμανση:  $Y \sim \sim X$
- Λανθάνουσα μεταβλητή:  $\text{eta} = \sim x1 + x2 + x3$

```
#Φόρτωση δεδομένων  
data(Bergh)  
View(Bergh)  
attach(Bergh)
```

MODEL 1

## Θεωρία και Ερευνητικές Υποθέσεις

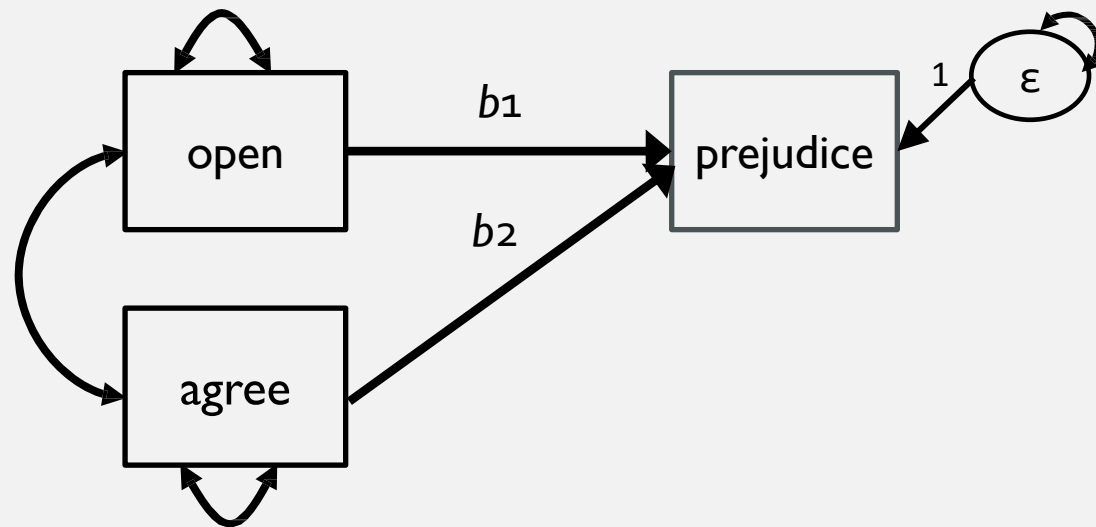
1. Καθορισμός του μοντέλου

2. Προσδιορισμός του μοντέλου

3. Εκτίμηση του μοντέλου

4. Αξιολόγηση του μοντέλου

## Δημιουργία σύνθετων μεταβλητών  
 $\text{Bergh\$Open} \leftarrow (O1+O2+O3)/3$   
 $\text{Bergh\$Agree} \leftarrow (A1+A2+A3)/3$   
 $\text{Bergh\$Prejudice} \leftarrow (EP+SP+DP+HP)/4$



MODEL 1



## Θεωρία και Ερευνητικές Υποθέσεις

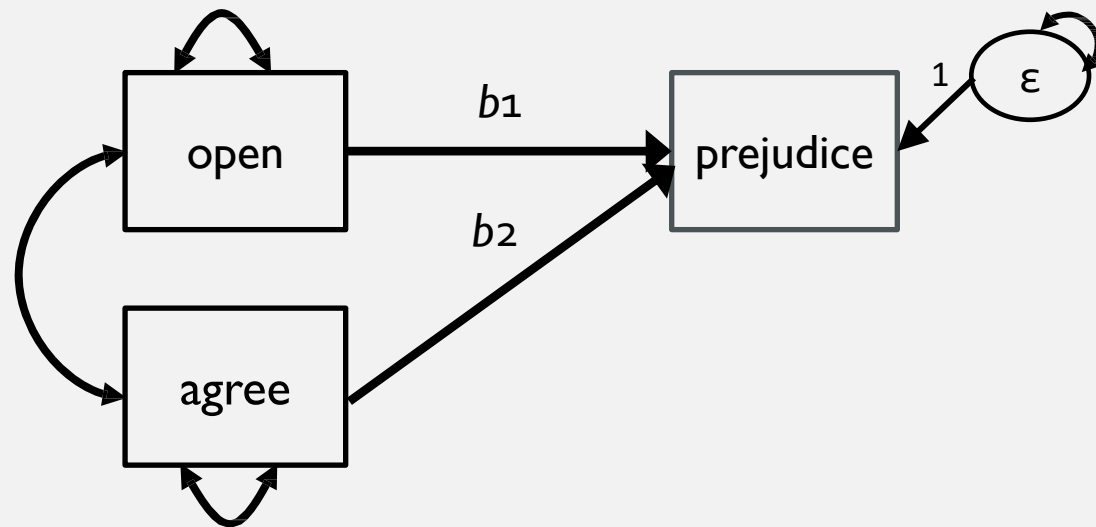
1. Καθορισμός του μοντέλου

2. Προσδιορισμός του μοντέλου

3. Εκτίμηση του μοντέλου

4. Αξιολόγηση του μοντέλου

```
# Βήμα 1: Καθορισμός του μοντέλου
model1 <- '
# Δομικό μοντέλο
Prejudice ~ b1*Open + b2*Agree
# Διακυμάνσεις/Συνδιακυμάνσεις
Open ~~ Open + Agree
Agree ~~ Agree'
```



MODEL 1

## Θεωρία και Ερευνητικές Υποθέσεις

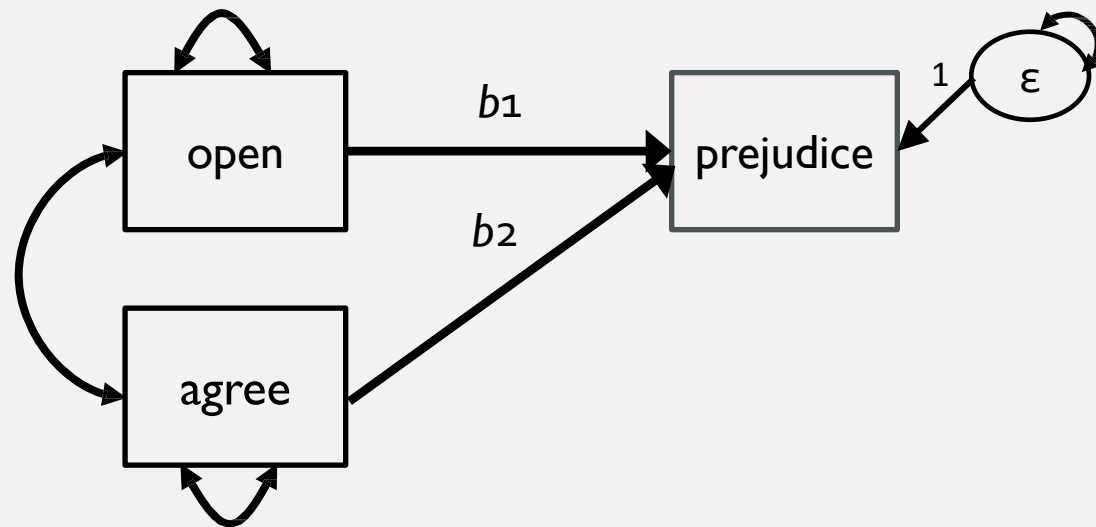
1. Καθορισμός του μοντέλου

2. Προσδιορισμός του μοντέλου

3. Εκτίμηση του μοντέλου

4. Αξιολόγηση του μοντέλου

```
# Βήμα 2: Εκτίμηση του μοντέλου  
model1.fit <- sem(model1,  
  data = Bergh,  
  meanstructure = FALSE,  
  estimator = "ML")
```



MODEL 1

## Θεωρία και Ερευνητικές Υποθέσεις

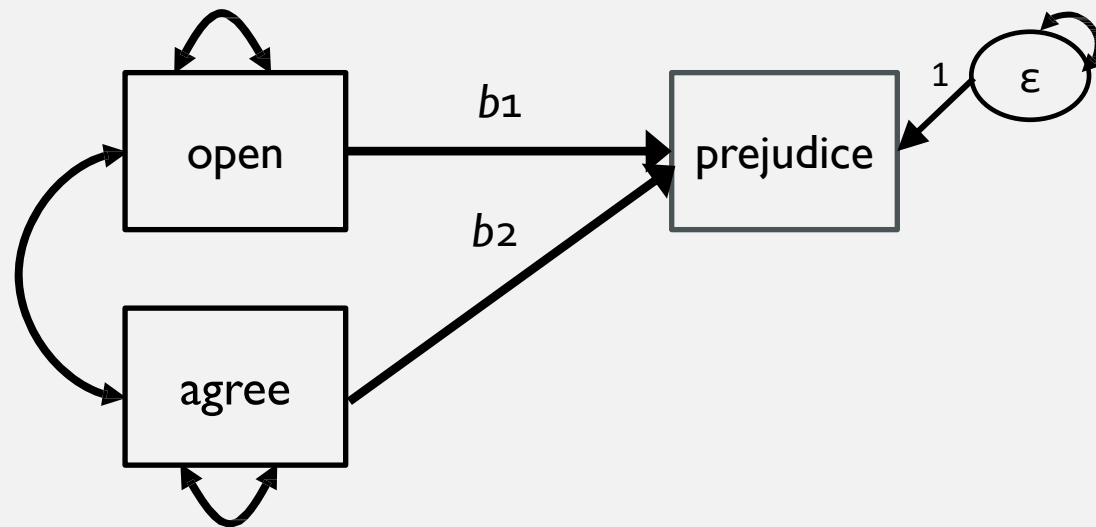
1. Καθορισμός του μοντέλου

2. Προσδιορισμός του μοντέλου

3. Εκτίμηση του μοντέλου

4. Αξιολόγηση του μοντέλου

# Βήμα 3: Αξιολόγηση του μοντέλου  
`summary(model1.fit,`  
    `rsquare = TRUE,`  
    `fit.measures = TRUE,`  
    `standardized = TRUE)`



MODEL 1

Regressions:

		Estimate	Std.Err	z-value	P(> z )	Std.lv	Std.all
Prejudice ~							
Open	(b1)	-0.612	0.043	-14.118	0.000	-0.612	-0.423
Agree	(b2)	-0.324	0.043	-7.522	0.000	-0.324	-0.225

Covariances:

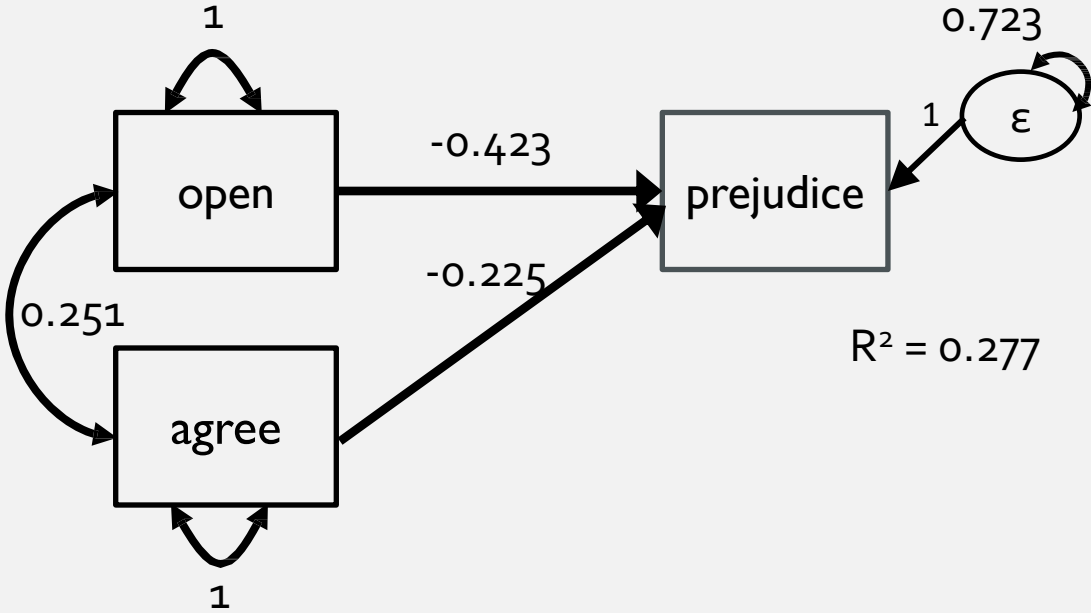
		Estimate	Std.Err	z-value	P(> z )	Std.lv	Std.all
Open ~~							
Agree		0.049	0.007	7.148	0.000	0.049	0.251

Variances:

		Estimate	Std.Err	z-value	P(> z )	Std.lv	Std.all
Open							
Agree		0.194	0.009	20.748	0.000	0.194	1.000
.Prejudice		0.291	0.014	20.748	0.000	0.291	0.723

R-Square:

	Estimate
Prejudice	0.277



MODEL 1

### Regressions:

		Estimate	Std.Err	z-value	P(> z )	Std.lv	Std.all
Prejudice ~							
Open	(b1)	-0.612	0.043	-14.118	0.000	-0.612	-0.423
Agree	(b2)	-0.324	0.043	-7.522	0.000	-0.324	-0.225

### Covariances:

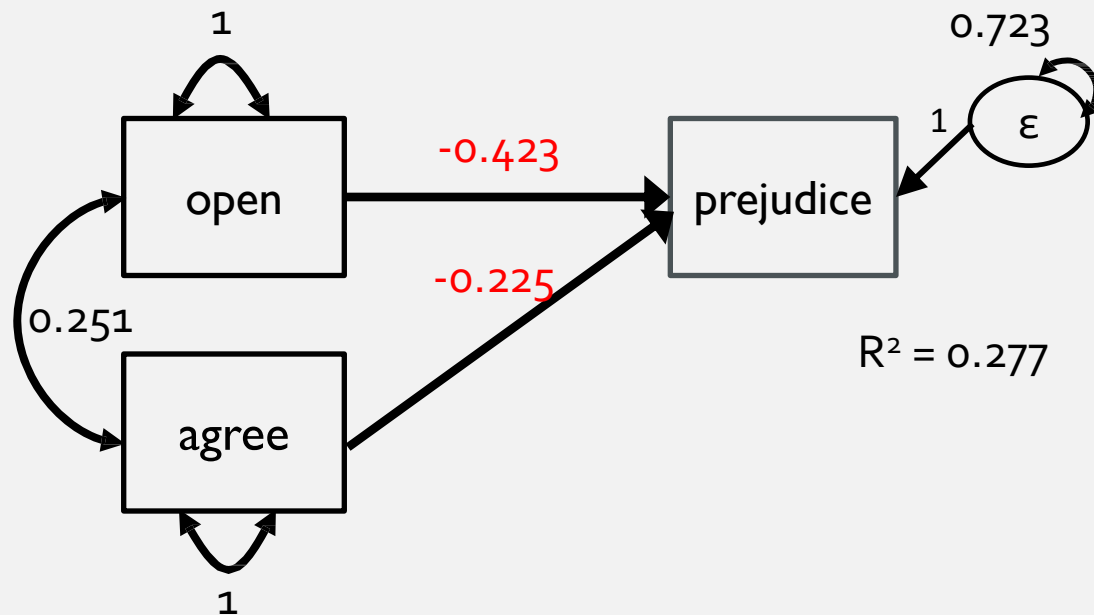
	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z )	Std.lv	Std.all
Open ~~						
Agree	0.049	0.007	7.148	0.000	0.049	0.251

### Variances:

	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z )	Std.lv	Std.all
Open	0.192	0.009	20.748	0.000	0.192	1.000
Agree	0.194	0.009	20.748	0.000	0.194	1.000
.Prejudice	0.291	0.014	20.748	0.000	0.291	0.723

### R-Square:

Estimate
Prejudice
0.277



```
> ## Έλεγχος υπόθεσης διαφοράς των b1 και b2
> lavTestWald(modell.fit, constraints = "b1 == b2")
$stat
[1] 17.76479

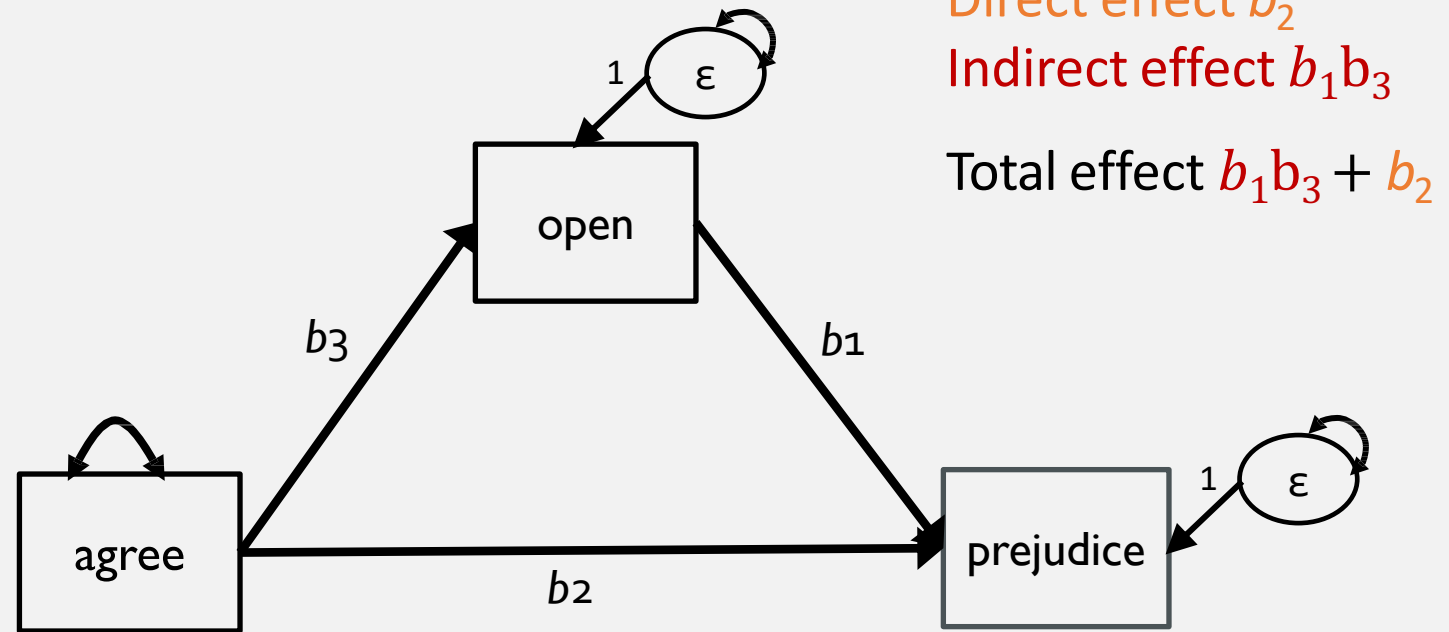
$df
[1] 1

$p.value
[1] 2.499661e-05
```

MODEL 1

## MODEL 2

Μοντέλο διαμεσολάβησης με  
άμεσες και έμμεσες επιδράσεις



Prejudice (Προκατάληψη)

Openness to experience (Ανοικτότητα στην εμπειρία)

Agreeableness (Προσήνεια)

## MODEL 2

Μοντέλο διαμεσολάβησης με  
άμεσες και έμμεσες επιδράσεις

```
model2 <- '  
# Structural model  
Prejudice ~ b1*Open + b2*Agree  
Open ~ b3*Agree  
# New parameters  
# indirect effect  
ind := b1*b3  
# total effect  
total := b2 + (b1*b3)  
'  
  
# Βήμα 2: Εκτίμηση του μοντέλου  
model2.fit <- sem(model2,  
                    data = Bergh,  
                    estimator = "ML")  
  
# Βήμα 3: Αξιολόγηση του μοντέλου  
summary(model2.fit,  
          rsquare = TRUE,  
          fit.measures = TRUE,  
          standardized = TRUE)
```

### Regressions:

			Estimate	Std.Err	z-value	P(> z )	Std.lv	Std.all
Prejudice ~								
Open	(b1)		-0.612	0.043	-14.118	0.000	-0.612	-0.423
Agree	(b2)		-0.324	0.043	-7.522	0.000	-0.324	-0.225
Open ~								
Agree	(b3)		0.250	0.033	7.614	0.000	0.250	0.251

### Variances:

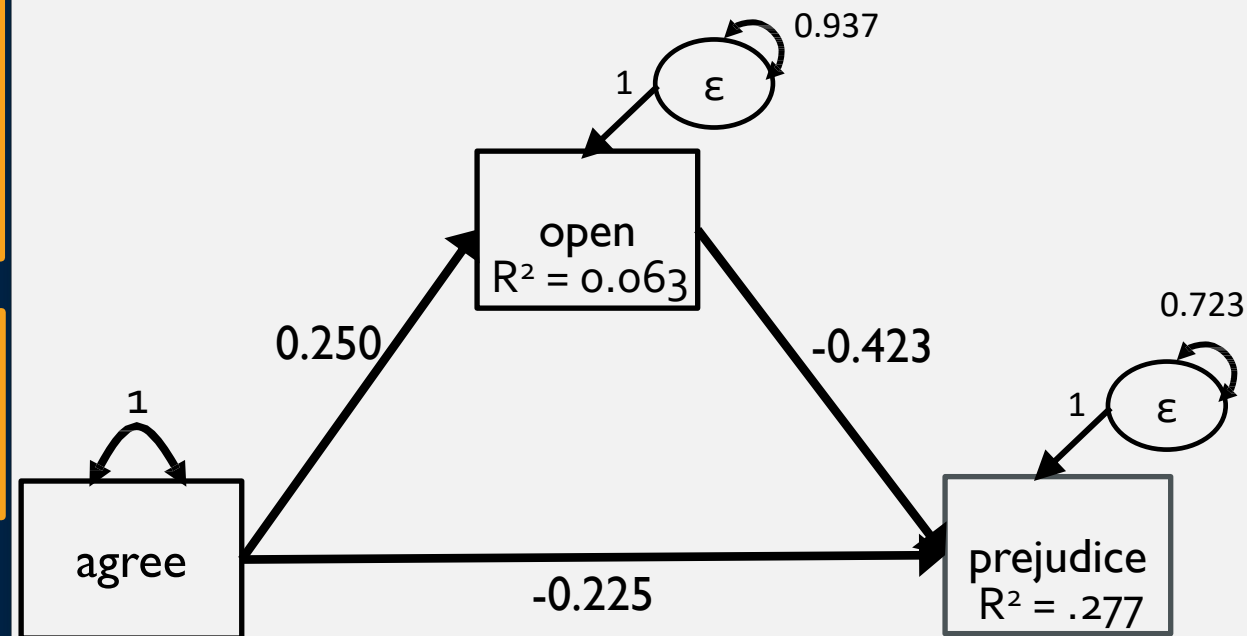
			Estimate	Std.Err	z-value	P(> z )	Std.lv	Std.all
Agree								
			0.194	0.009	20.748	0.000	0.194	1.000
.Prejudice								
			0.291	0.014	20.748	0.000	0.291	0.723
.Open								
			0.180	0.009	20.748	0.000	0.180	0.937

### R-Square:

	Estimate
Prejudice	0.277
Open	0.063

### Defined Parameters:

	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z )	Std.lv	Std.all
ind	-0.153	0.023	-6.701	0.000	-0.153	-0.106
total	-0.477	0.046	-10.304	0.000	-0.477	-0.331



Indirect effect  $b_1 b_3 = -0.106$

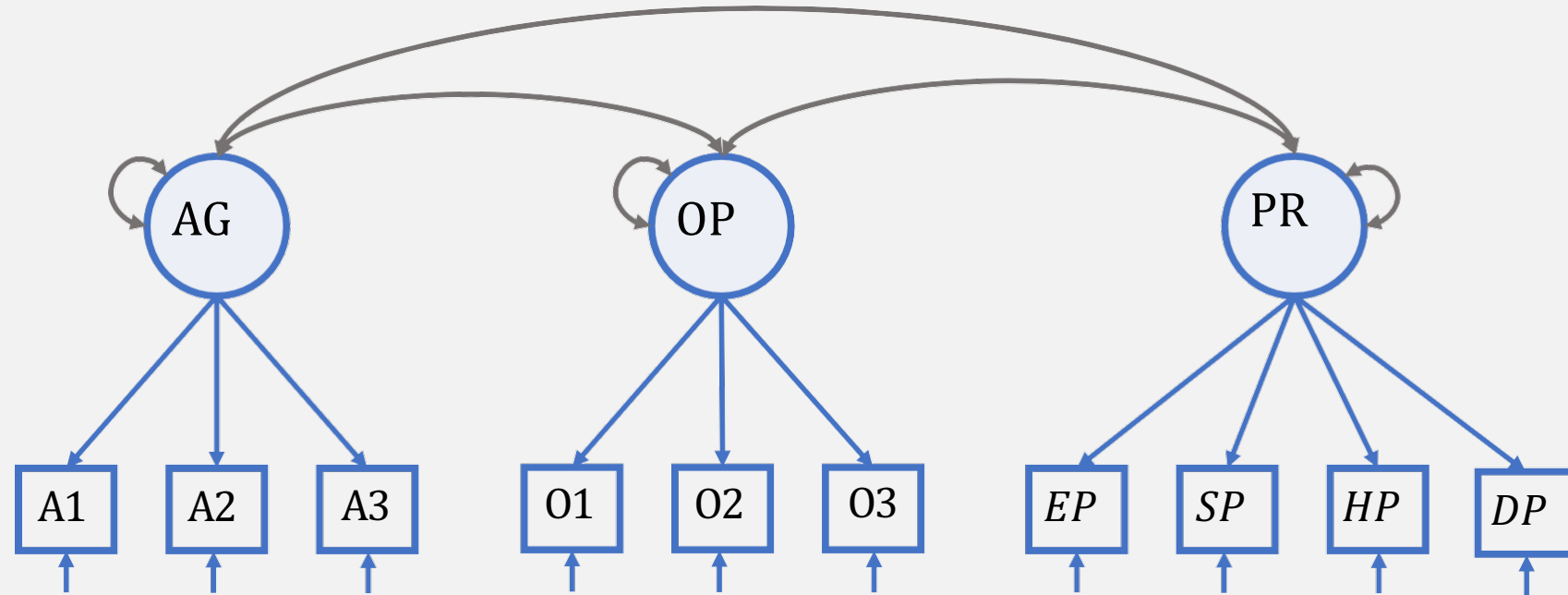
Total effect =  $b_2 + (b_1 b_3) = -0.331$



## MODEL 3A

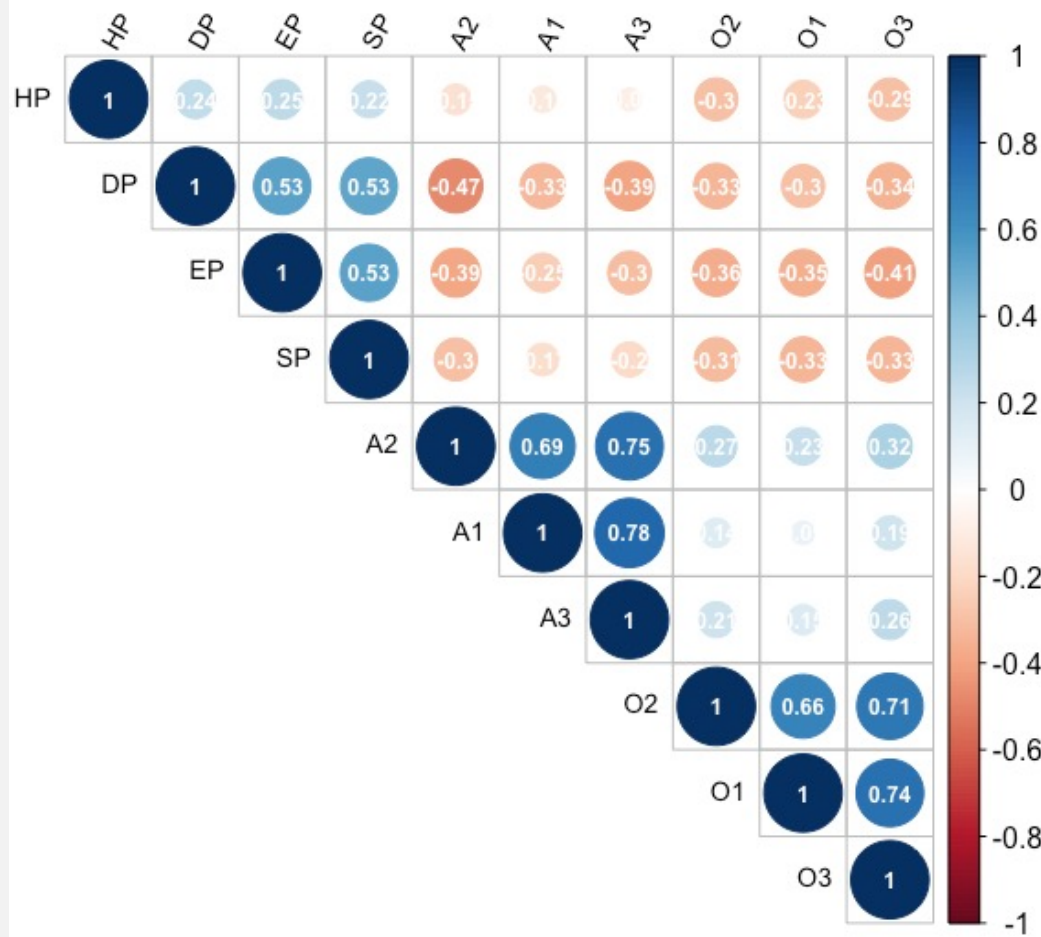
Επιβεβαιωτική ανάλυση  
παραγόντων (CFA) με τρεις  
συσχετισμένες λανθάνουσες  
μεταβλητές ή παράγοντες

Αναπαριστούμε τις  
εννοιολογικές κατασκευές ως  
λανθάνουσες μεταβλητές και  
διαχωρίζουμε την «πραγματική  
τιμή» από το σφάλμα της  
μέτρησης.



# MODEL 3A

Συσχετίσεις



## MODEL 3A

Επιβεβαιωτική ανάλυση  
παραγόντων (CFA) με τρεις  
συσχετισμένες λανθάνουσες  
μεταβλητές ή παράγοντες

```
# Βήμα 1: Καθορισμός του μοντέλου  
model3 <- '
```

```
# Measurement models
```

```
OP =~ O1 + O2 + O3
```

```
AG =~ A1 + A2 + A3
```

```
PR =~ EP + SP + HP + DP
```

```
# Covariance structure
```

```
OP ~~ OP + AG + PR
```

```
AG ~~ AG + PR'
```

```
# Βήμα 2: Εκτίμηση του μοντέλου  
model3.fit <- sem(model3,  
data = Bergh,  
estimator = "ML")
```

```
# Βήμα 3: Αξιολόγηση του μοντέλου  
summary(model3.fit,  
fit.measures = TRUE,  
standardized = TRUE)
```

```
lavaan 0.6-12 ended normally after 54 iterations

Estimator                      ML
Optimization method            NLMINB
Number of model parameters      23
Number of observations          861

Model Test User Model:

Test statistic                  186.620
Degrees of freedom              32
P-value (Chi-square)           0.000

Model Test Baseline Model:

Test statistic                  4270.205
Degrees of freedom              45
P-value                        0.000

User Model versus Baseline Model:

Comparative Fit Index (CFI)     0.963
Tucker-Lewis Index (TLI)       0.949
```

```
Loglikelihood and Information Criteria:

Loglikelihood user model (H0)    -5672.807
Loglikelihood unrestricted model (H1) -5579.497

Akaike (AIC)                    11391.614
Bayesian (BIC)                  11501.050
Sample-size adjusted Bayesian (BIC) 11428.008

Root Mean Square Error of Approximation:

RMSEA                          0.075
90 Percent confidence interval - lower 0.065
90 Percent confidence interval - upper 0.085
P-value RMSEA <= 0.05           0.000

Standardized Root Mean Square Residual:

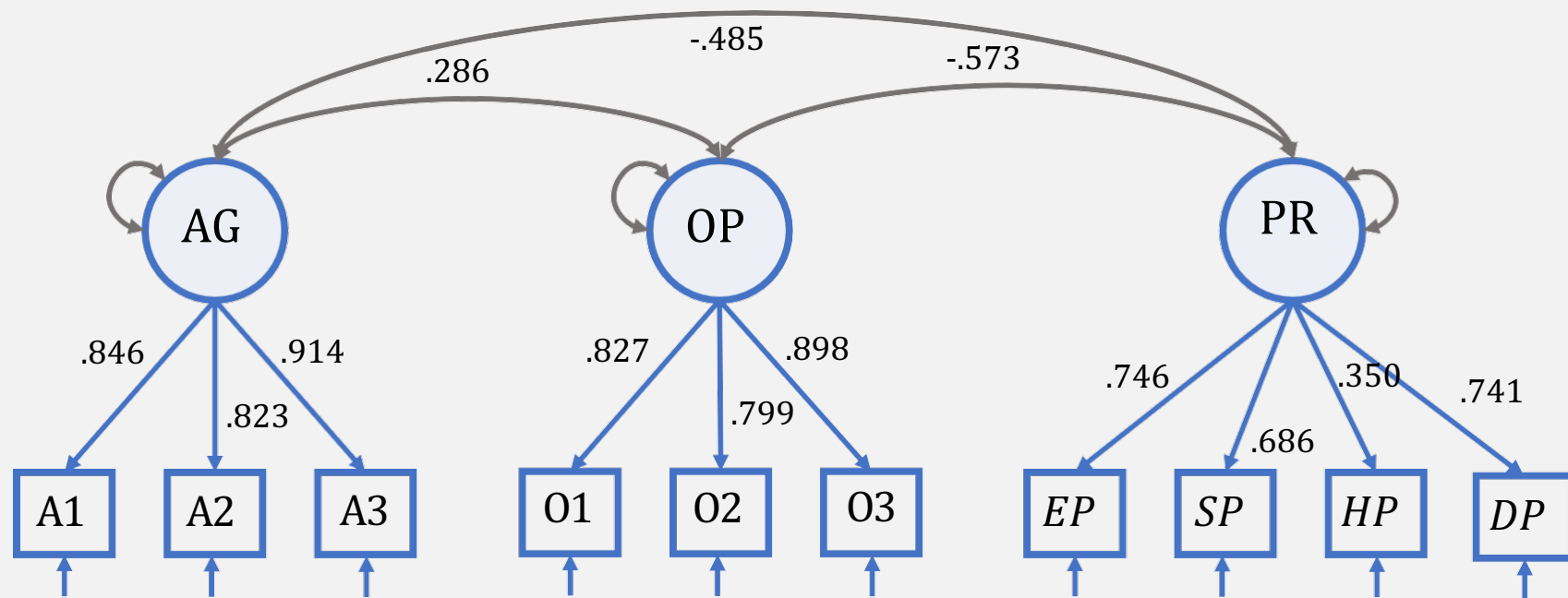
SRMR                          0.054
```

$\chi^2(32) = 186.62$ , CFI = .96, TLI = .95, RMSEA = .075 (.065 - .085), SRMR = .054

Το μοντέλο προσαρμόζεται ικανοποιητικά στα δεδομένα. Έχουμε ισχυρές ενδείξεις ότι υποστηρίζεται η παραγοντική δομή που υποθέσαμε.

Latent Variables:						
	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z )	Std.lv	Std.all
OP =~						
O1	1.000				0.400	0.827
O2	0.934	0.036	26.185	0.000	0.374	0.799
O3	1.149	0.040	28.900	0.000	0.460	0.898
AG =~						
A1	1.000				0.426	0.846
A2	0.910	0.032	28.812	0.000	0.388	0.823
A3	1.030	0.032	31.899	0.000	0.439	0.914
PR =~						
EP	1.000				0.530	0.746
SP	0.886	0.051	17.348	0.000	0.469	0.686
HP	1.030	0.112	9.160	0.000	0.545	0.350
DP	0.746	0.041	18.308	0.000	0.395	0.741
Covariances:						
	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z )	Std.lv	Std.all
OP ~~						
AG	0.049	0.007	7.105	0.000	0.286	0.286
PR	-0.122	0.011	-11.371	0.000	-0.573	-0.573
AG ~~						
PR	-0.110	0.011	-10.241	0.000	-0.485	-0.485

Τα παραγοντικά φορτία είναι υψηλά (>0.3) και κυμαίνονται από 0.350 έως 0.898.



$\chi^2(32) = 186.62$ , CFI = .96, TLI = .95, RMSEA = .075 (.065 - .085), SRMR = .054

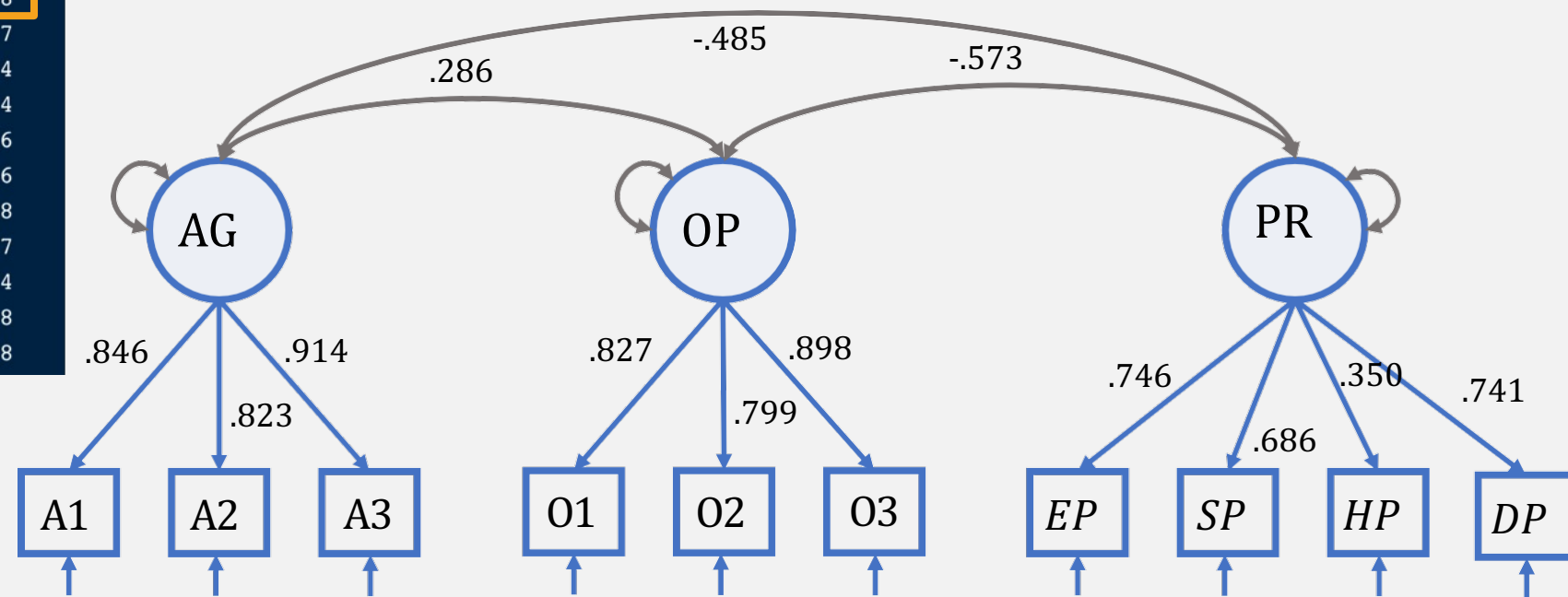
## Δείκτες τροποποίησης του μοντέλου (modification indices):

```
> modindices(model3a.fit, sort = TRUE, minimum.value = 10)
```

	lhs	op	rhs	mi	epc	sepc.lv	sepc.all	sepc.nox
72	A1	~~	A3	69.141	0.088	0.088	1.688	1.688
45	PR	~~	A2	68.775	-0.220	-0.117	-0.247	-0.247
28	OP	~~	A2	34.333	0.169	0.068	0.144	0.144
40	AG	~~	DP	32.769	-0.268	-0.114	-0.214	-0.214
38	AG	~~	SP	22.259	0.283	0.121	0.176	0.176
32	OP	~~	HP	22.203	-0.842	-0.337	-0.216	-0.216
77	A2	~~	A3	19.619	-0.041	-0.041	-0.778	-0.778
44	PR	~~	A1	19.206	0.121	0.064	0.127	0.127
27	OP	~~	A1	19.169	-0.131	-0.052	-0.104	-0.104
34	AG	~~	O1	15.221	-0.111	-0.047	-0.098	-0.098
36	AG	~~	O3	10.358	0.094	0.040	0.078	0.078

Η τιμή ενός δείκτη τροποποίησης (στήλη mi) μας λέει πόσο θα μειωθεί το στατιστικό  $\chi^2$  αν ελευθερώσουμε την αντίστοιχη παράμετρο.

Το νέο μοντέλο επομένως, αναμένεται να προσαρμόζεται καλύτερα στα δεδομένα.



$\chi^2(32) = 186.62$ , CFI = .96, TLI = .95, RMSEA = .075 (.065 - .085), SRMR = .054



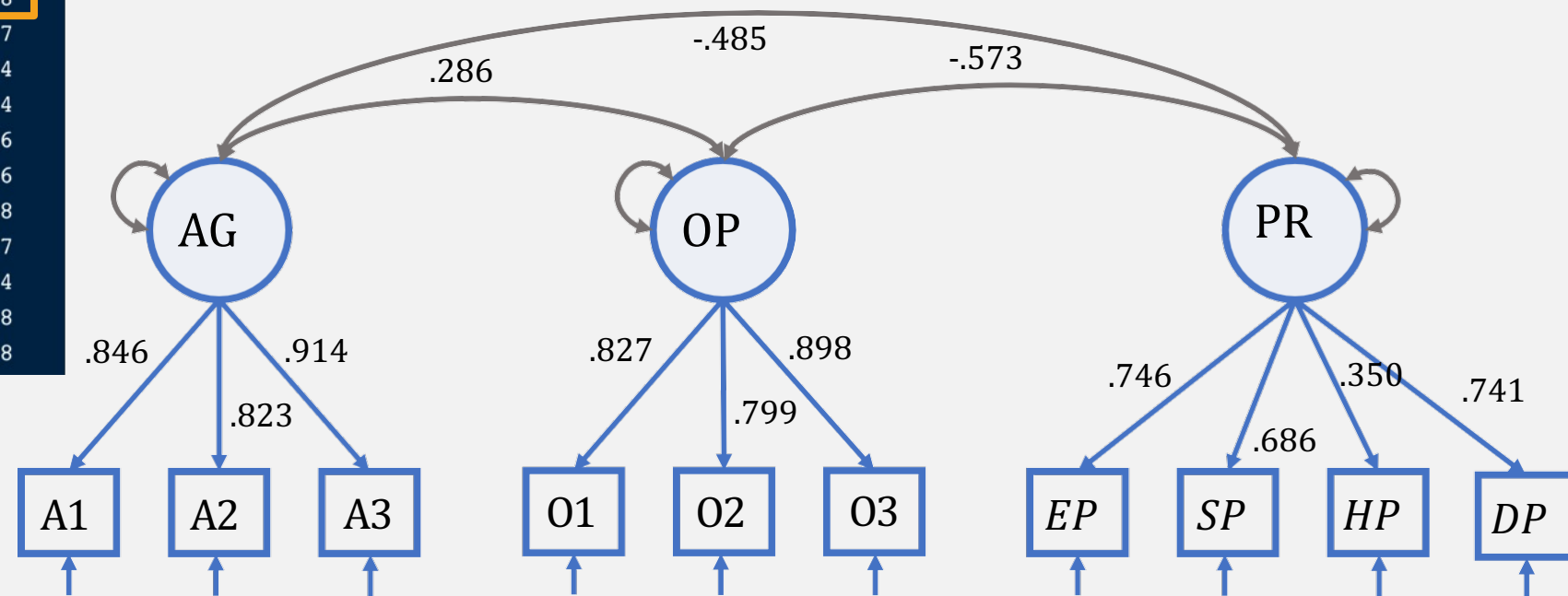
## Δείκτες τροποποίησης του μοντέλου (modification indices):

```
> modindices(model3a.fit, sort = TRUE, minimum.value = 10)
```

	lhs	op	rhs	mi	epc	sepc.lv	sepc.all	sepc.nox
72	A1	~~	A3	69.141	0.088	0.088	1.688	1.688
45	PR	==	A2	68.775	-0.220	-0.117	-0.247	-0.247
28	OP	==	A2	34.333	0.169	0.068	0.144	0.144
40	AG	==	DP	32.769	-0.268	-0.114	-0.214	-0.214
38	AG	==	SP	22.259	0.283	0.121	0.176	0.176
32	OP	==	HP	22.203	-0.842	-0.337	-0.216	-0.216
77	A2	~~	A3	19.619	-0.041	-0.041	-0.778	-0.778
44	PR	==	A1	19.206	0.121	0.064	0.127	0.127
27	OP	==	A1	19.169	-0.131	-0.052	-0.104	-0.104
34	AG	==	O1	15.221	-0.111	-0.047	-0.098	-0.098
36	AG	==	O3	10.358	0.094	0.040	0.078	0.078

**Μπορεί να τεκμηριωθεί  
θεωρητικά αυτή η τροποποίηση;**

Τα σφάλματα υπολοίπων για τους δείκτες A1 και A3 συσχετίζονται μεταξύ τους λόγω της παρόμοιας διατύπωσης των σχετικών ερωτήσεων (item wording)!

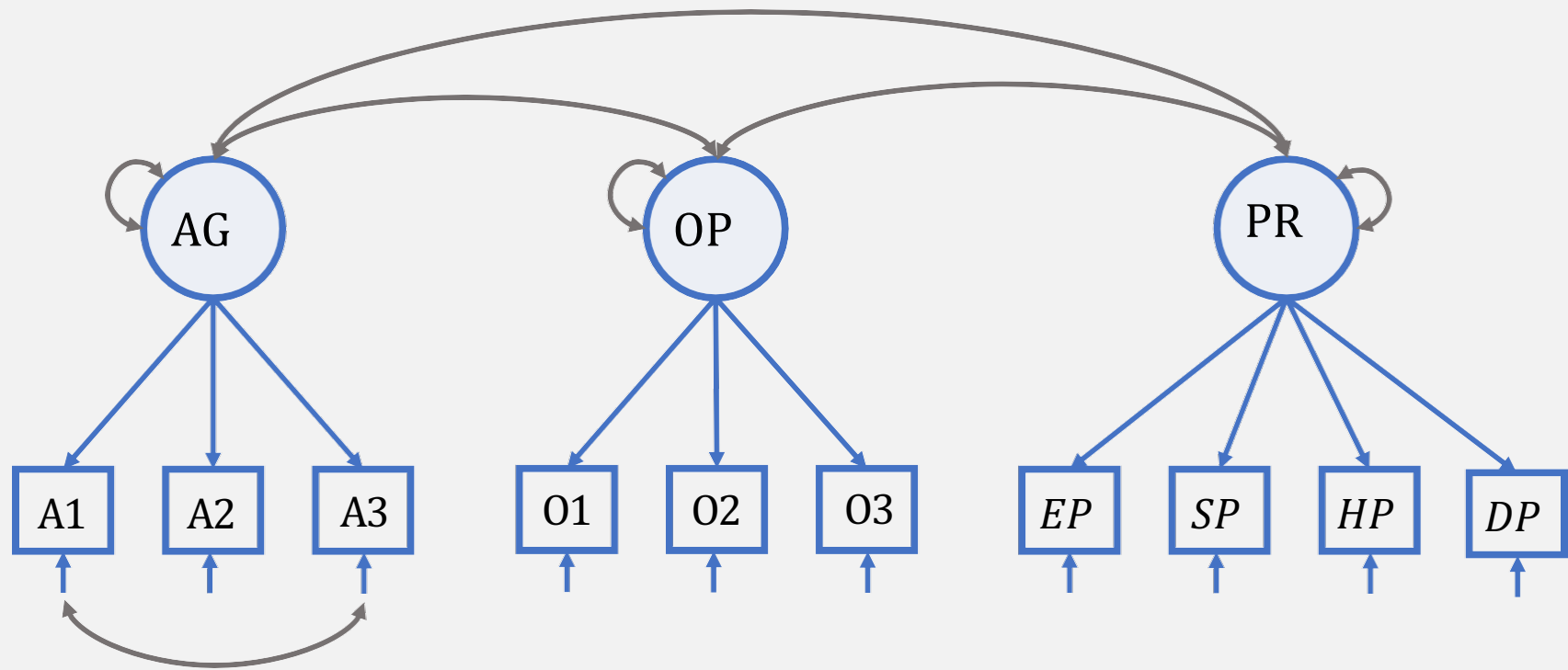


$$\chi^2(32) = 186.62, \text{CFI} = .96, \text{TLI} = .95, \text{RMSEA} = .075 (.065 - .085), \text{SRMR} = .054$$



## MODEL 3B

Επιβεβαιωτική ανάλυση  
παραγόντων (CFA) με τρεις  
συσχετισμένες λανθάνουσες  
μεταβλητές ή παράγοντες  
(τροποποιημένο μοντέλο)



# Residual covariance  
A1 ~~ A3

lavaan 0.6-12 ended normally after 62 iterations

Estimator	ML
Optimization method	NLMINB
Number of model parameters	24
Number of observations	861

#### Model Test User Model:

Test statistic	118.256
Degrees of freedom	31
P-value (Chi-square)	0.000

#### Model Test Baseline Model:

Test statistic	4270.205
Degrees of freedom	45
P-value	0.000

#### User Model versus Baseline Model:

Comparative Fit Index (CFI)	0.979
Tucker-Lewis Index (TLI)	0.970

#### Loglikelihood and Information Criteria:

Loglikelihood user model (H0)	-5638.625
Loglikelihood unrestricted model (H1)	-5579.497
Akaike (AIC)	11325.249
Bayesian (BIC)	11439.444
Sample-size adjusted Bayesian (BIC)	11363.226

#### Root Mean Square Error of Approximation:

RMSEA	0.057
90 Percent confidence interval - lower	0.046
90 Percent confidence interval - upper	0.068
P-value RMSEA <= 0.05	0.131

#### Standardized Root Mean Square Residual:

SRMR	0.043
------	-------

$\chi^2(31) = 118.26$ , CFI = .98, TLI = .97, RMSEA = .057 (.046 - .068), SRMR = .043

Το μοντέλο προσαρμόζεται καλά στα δεδομένα.

# Latent Variables:

	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z )	Std.lv	Std.all
OP =~						
O1	1.000				0.400	0.827
O2	0.934	0.036	26.188	0.000	0.374	0.799
O3	1.149	0.040	28.921	0.000	0.460	0.898
AG =~						
A1	1.000				0.346	0.687
A2	1.361	0.086	15.756	0.000	0.471	0.999
A3	1.036	0.033	31.662	0.000	0.358	0.746
PR =~						
EP	1.000				0.529	0.744
SP	0.887	0.051	17.460	0.000	0.469	0.685
HP	1.031	0.112	9.177	0.000	0.545	0.349
DP	0.750	0.040	18.535	0.000	0.397	0.744

# Covariances:

	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z )	Std.lv	Std.all
OP ~~						
AG	0.046	0.006	7.516	0.000	0.330	0.330
PR	-0.121	0.011	-11.372	0.000	-0.573	-0.573
AG ~~						
PR	-0.098	0.010	-9.409	0.000	-0.536	-0.536
.A1 ~~						
.A3	0.066	0.008	8.266	0.000	0.066	0.560

Είναι όμως η προσαρμογή του μοντέλου 3B σημαντικά καλύτερη από αυτή του 3A;

Τα δύο μοντέλα είναι *εμφωλευμένα* (nested): το 3B είναι ίδιο με το 3A, με έναν επιπλέον περιορισμό.

Ναι.

```
> ## Σύγκριση των μοντέλων: Model 3 vs. refined Model 3
> anova(model3.fit, model3b.fit)
Chi-Squared Difference Test

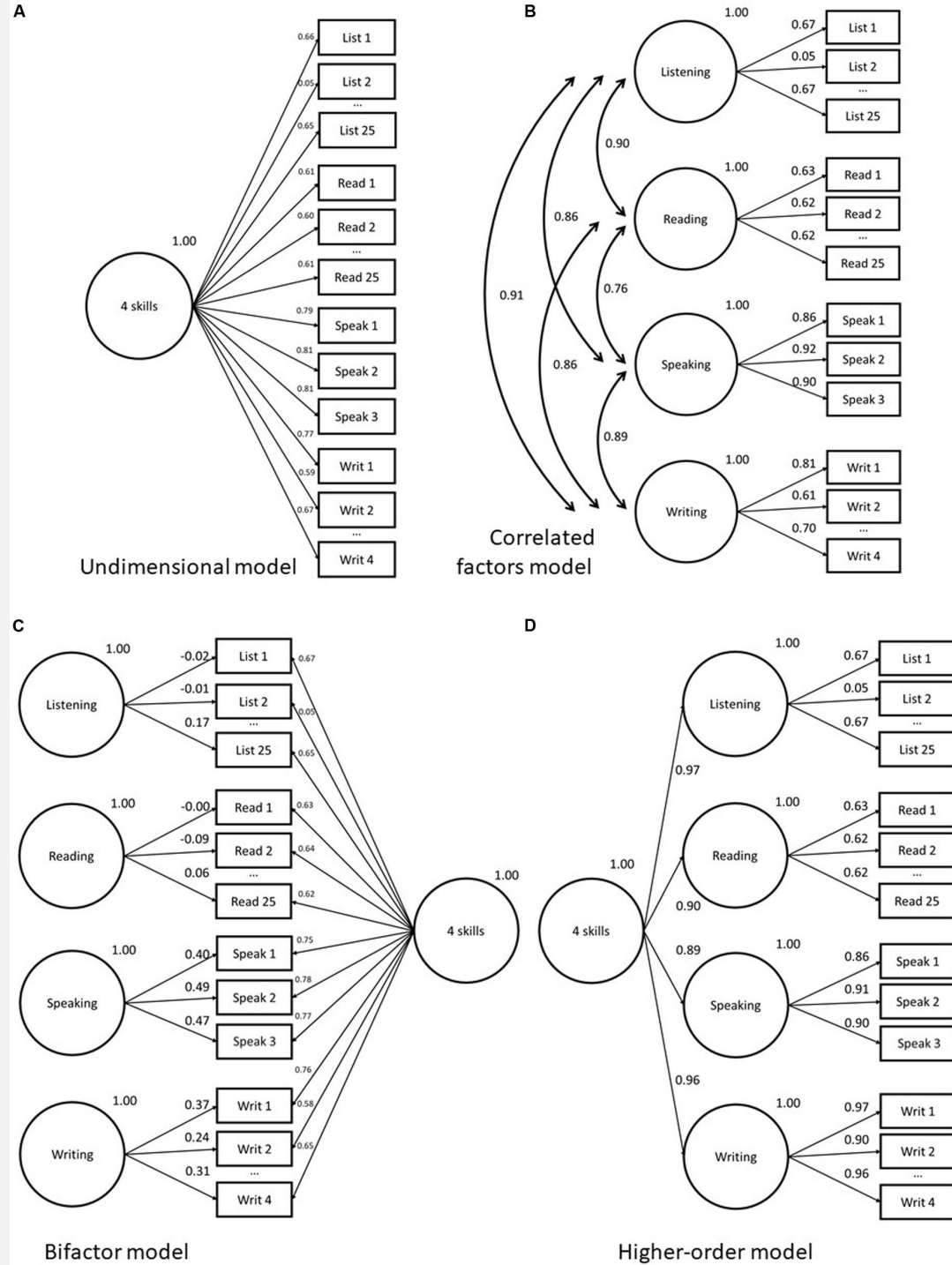
              Df    AIC    BIC  Chisq Chisq diff Df diff Pr(>Chisq)
model3b.fit  31 11325 11439 118.26
model3.fit   32 11392 11501 186.62      68.364      1 < 2.2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

MODEL 3B:  $\chi^2(31) = 118.26$ , CFI = .98, TLI = .97, RMSEA = .057 (.046 - .068), SRMR = .043

MODEL 3A:  $\chi^2(32) = 186.62$ , CFI = .96, TLI = .95, RMSEA = .075 (.065 - .085), SRMR = .054

$\Delta\chi^2(1) = 68.36$ ,  $p < 0.001$

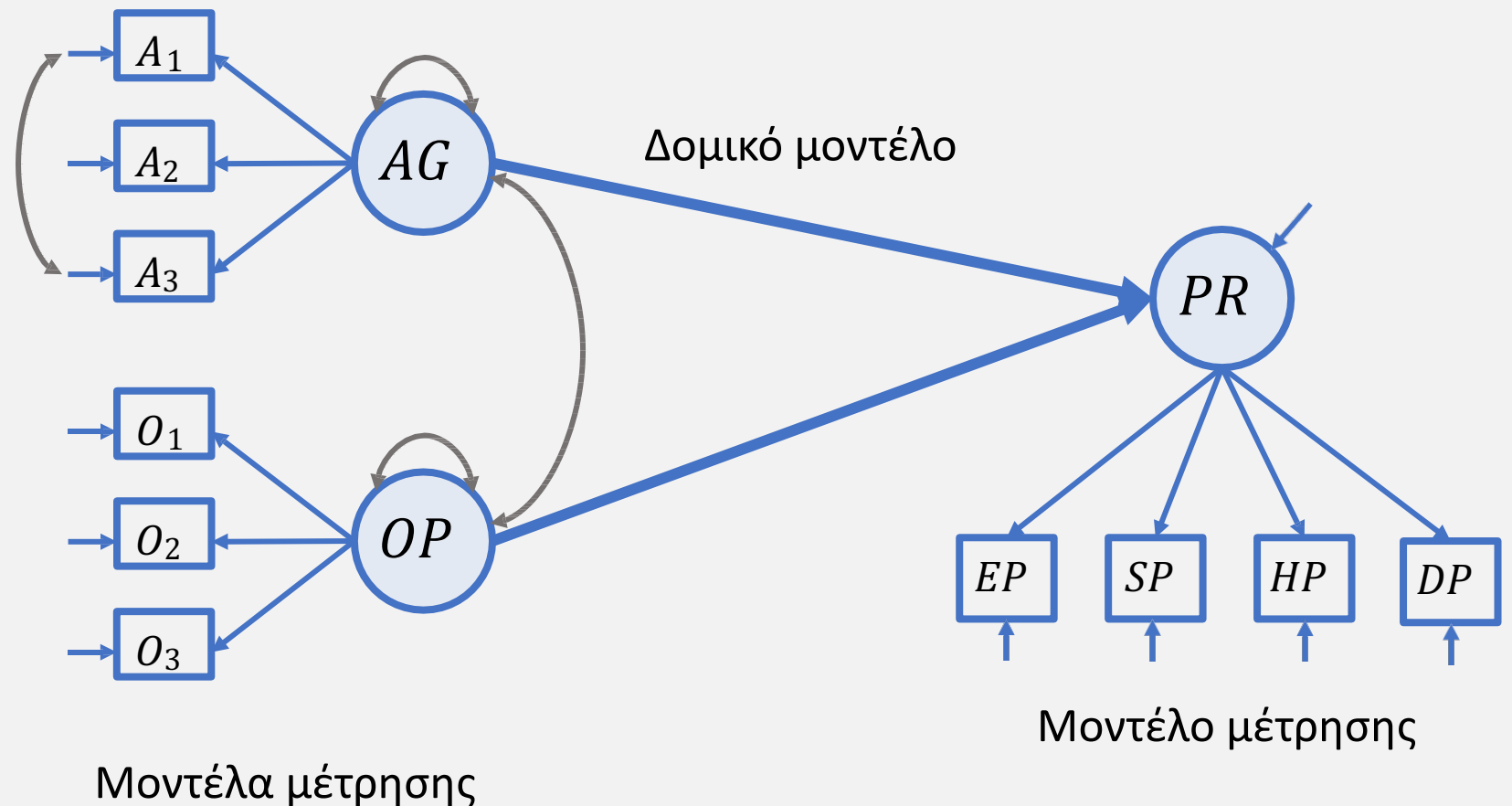
# ΑΛΛΑ ΜΟΝΤΕΛΑ ΜΕΤΡΗΣΗΣ



## MODEL 4

Μοντέλο SEM των  
Bergh et al. (2016)

Το μοντέλο αυτό  
περιέχει και δομικό  
μέρος και μέρος  
που αφορά στη  
μέτρηση.



## MODEL 4

Μοντέλο δομικών εξισώσεων με  
τρεις λανθάνουσες μεταβλητές

```
model4 <- '# Measurement models
```

```
  OP =~ O1 + O2 + O3
```

```
  AG =~ A1 + A2 + A3
```

```
  PR =~ EP + SP + HP + DP
```

```
  # Residual covariance
```

```
  A1 ~~ A3
```

```
  # Structural model
```

```
  PR ~ b1*OP + b2*AG'
```

```
model4.fit <- sem(model4, data = Bergh, estimator = "ML")
```

```
summary(model4.fit, standardized = TRUE, fit.measures =  
TRUE, rsquare = TRUE)
```



```
lavaan 0.6-12 ended normally after 55 iterations

Estimator                      ML
Optimization method             NLMINB
Number of model parameters      24

Number of observations          861

Model Test User Model:

Test statistic                  118.256
Degrees of freedom              31
P-value (Chi-square)           0.000

Model Test Baseline Model:

Test statistic                  4270.205
Degrees of freedom              45
P-value                        0.000

User Model versus Baseline Model:

Comparative Fit Index (CFI)    0.979
Tucker-Lewis Index (TLI)       0.970
```

```
Loglikelihood and Information Criteria:

Loglikelihood user model (H0)   -5638.625
Loglikelihood unrestricted model (H1) -5579.497

Akaike (AIC)                   11325.249
Bayesian (BIC)                 11439.444
Sample-size adjusted Bayesian (BIC) 11363.226

Root Mean Square Error of Approximation:

RMSEA                          0.057
90 Percent confidence interval - lower 0.046
90 Percent confidence interval - upper 0.068
P-value RMSEA <= 0.05          0.131

Standardized Root Mean Square Residual:

SRMR                            0.043
```

$\chi^2(31) = 118.256$ , CFI = .98, TLI = .97, RMSEA = .057 (.046 - .068), SRMR = .043

Το μοντέλο προσαρμόζεται ικανοποιητικά στα δεδομένα. Έχουμε ισχυρές ενδείξεις ότι υποστηρίζεται η παραγοντική δομή που υποθέσαμε.



# Latent Variables:

	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z )	Std.lv	Std.all
OP =~						
O1	1.000				0.400	0.827
O2	0.934	0.036	26.188	0.000	0.374	0.799
O3	1.149	0.040	28.921	0.000	0.460	0.898
AG =~						
A1	1.000				0.346	0.687
A2	1.361	0.086	15.756	0.000	0.471	0.999
A3	1.036	0.033	31.662	0.000	0.358	0.746
PR =~						
EP	1.000				0.529	0.744
SP	0.887	0.051	17.460	0.000	0.469	0.685
HP	1.031	0.112	9.177	0.000	0.545	0.349
DP	0.750	0.040	18.535	0.000	0.397	0.744

# Regressions:

		Estimate	Std.Err	z-value	P(> z )	Std.lv	Std.all
PR ~							
OP	(b1)	-0.587	0.053	-11.106	0.000	-0.444	-0.444
AG	(b2)	-0.595	0.058	-10.172	0.000	-0.390	-0.390

# Covariances:

	Estimate	Std.Err	z-value	P(> z )	Std.lv	Std.all
.A1 ~~						
.A3	0.066	0.008	8.266	0.000	0.066	0.560
OP ~~						
AG	0.046	0.006	7.516	0.000	0.330	0.330

## Όταν δεν ισχύει η προϋπόθεση της Κανονικότητας

- Χρήση μεθόδων εκτίμησης που δεν προϋποθέτουν πολυμεταβλητή κανονικότητα
- Χρήση μεθόδων εκτίμησης για κατηγορικά δεδομένα
- Bootstrapping

## Δεδομένα με ελλείπουσες τιμές

- Full-information-maximum-likelihood
- Two-stage
- Multiple imputation

## Εξαρτημένες παρατηρήσεις (ιεραρχικά δεδομένα)

- Πολυεπίπεδα (Multilevel) SEM

## lavaan:

- `estimator="WLS", "WLSMV"`
- `estimator="MLM", "MLR"`
- `se="bootstrap"; test="bootstrap"`

## lavaan:

- `missing="FIML"`
- `missing="two.stage"`
- Συμπλήρωση των ελλειπουσών τιμών με χρήση του πακέτου `mice`  
συνάρτηση `runMI` του πακέτου `semTools`

## lavaan:

- `cluster="..."` + καθορισμός του μοντέλου ανά επίπεδο
- `lavaan.survey`

## ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Caspi, A., Houts, R. M., Belsky, D. W., Goldman-Mellor, S. J., Harrington, H., Israel, S., ... & Moffitt, T. E. (2014). The p factor: one general psychopathology factor in the structure of psychiatric disorders?. *Clinical Psychological Science*, 2(2), 119-137.

Hu, L. T., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling: a Multidisciplinary Journal*, 6(1), 1-55.

Kline, R.B. (2021). *Μοντέλα Δομικών Εξισώσεων*. Η. Σαντουρίδης, & Π. Πολυχρονίδου (Επιμ.). Αθήνα: Προπομπός.

Mair, P. (2018). *Modern Psychometrics with R*. Cham: Springer International Publishing.

Rindermann, H., & Neubauer, A. C. (2004). Processing speed, intelligence, creativity, and school performance: Testing of causal hypotheses using structural equation models. *Intelligence*, 32(6), 573-589.

Rosseel, Y. (2012). lavaan: An R Package for Structural Equation Modeling, *Journal of Statistical Software*, 48(2), 1-36.

## ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

Tarka, P. (2018). An overview of structural equation modeling: its beginnings, historical development, usefulness and controversies in the social sciences, *Quality & Quantity*, 52(1), 313–354.

Willis, M., & Jozkowski, K. N. (2022). Sexual consent perceptions of a fictional vignette: A latent growth curve model. *Archives of Sexual Behavior*, 51(2), 797-809.

Zhang, J., Cao, C., Shen, S., & Qian, M. (2019). Examining effects of self-efficacy on research motivation among chinese university teachers: Moderation of leader support and mediation of goal orientations. *The Journal of Psychology*, 153(4), 414-435

Ζαφειρόπουλος, Κ. (2012). *Ποσοτική εμπειρική έρευνα και δημιουργία στατιστικών μοντέλων*. Αθήνα: Κριτική.

Τσιγγίλης, Ν. (2010). Βασικές έννοιες και εφαρμογή της μοντελοποίησης δομικών εξισώσεων. Στο Π. Μεταλλίδου, Π. Ρούσση, Α. Μπρούζος & Α. Ευκλείδη (Επ. Έκδ.), *Επιστημονική Επετηρίδα Ψυχολογικής Εταιρείας Βορείου Ελλάδας*, 8, 37-67.

ΕΥΧΑΡΙΣΤΩ ΓΙΑ ΤΗΝ ΠΡΟΣΟΧΗ ΣΑΣ.  
ΕΡΩΤΗΣΕΙΣ;



Credit: DALL-E



<https://github.com/amarkos/semworkshop>

Πρόσβαση στο υλικό του σεμιναρίου