



TESIS DOCTORAL

AÑO 2017

**MÉTODOS DE ESTIMACIÓN Y SUS IMPLICACIONES
PARA LA VALIDACIÓN DE CONSTRUCTO
MEDIANTE ANÁLISIS FACTORIAL CONFIRMATORIO
DE ESCALAS TIPO LIKERT.
UN ESTUDIO DE SIMULACIÓN.**

Autora: D^a M^a DE LOS ÁNGELES MORATA RAMÍREZ

Máster en Metodología de las Ciencias del Comportamiento y de la Salud

Departamento de Metodología de las Ciencias del Comportamiento

Facultad de Psicología

UNED

Director: Dr. D. FRANCISCO PABLO HOLGADO TELLO

Codirectora: Dra. D^a M^a ISABEL BARBERO GARCÍA

Departamento de Metodología de las Ciencias del Comportamiento

Facultad de Psicología

UNED

**MÉTODOS DE ESTIMACIÓN Y SUS IMPLICACIONES
PARA LA VALIDACIÓN DE CONSTRUCTO
MEDIANTE ANÁLISIS FACTORIAL CONFIRMATORIO
DE ESCALAS TIPO LIKERT.
UN ESTUDIO DE SIMULACIÓN.**

Autora: D^a M^a DE LOS ÁNGELES MORATA RAMÍREZ

Máster en Metodología de las Ciencias del Comportamiento y de la Salud

Director: Dr. D. FRANCISCO PABLO HOLGADO TELLO

Codirectora: Dra. D^a M^a ISABEL BARBERO GARCÍA

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, quisiera agradecer a mis padres, Juan José (in memoriam) y Fernanda, su cariño y apoyo incondicionales. A ellos va dedicado este trabajo de investigación.

También quisiera agradecer a mis directores de tesis, los doctores Francisco Pablo Holgado y M^a Isabel Barbero, la confianza depositada en mí. Sin sus orientaciones y su aliento habría sido imposible alcanzar mi objetivo.

ÍNDICE

Página

LISTA DE SÍMBOLOS, ABREVIATURAS Y SIGLAS.....	XIII
LISTA DE TABLAS.....	XV
LISTA DE FIGURAS.....	XVII
PRESENTACIÓN.....	XXV
CAPÍTULO 1. ESCALAS TIPO LIKERT Y MÉTODOS DE ESTIMACIÓN EN ANÁLISIS FACTORIAL CONFIRMATORIO.....	1
1.1. Validez y escalas tipo Likert.....	1
1.2. Análisis Factorial Confirmatorio.....	4
1.3. Fases de especificación e identificación del modelo en el AFC.....	5
1.4. Fase de estimación de los parámetros.....	7
1.4.1. Métodos de estimación.....	8
1.4.1.1. Métodos que utilizan correlaciones de Pearson.....	9
1.4.1.1.1. Método ML.....	9
1.4.1.1.2. Método RML.....	11
1.4.1.2. Métodos que utilizan correlaciones policóricas.....	12
1.4.1.2.1. Método WLS.....	12
1.4.1.2.2. Método ULS.....	14
1.4.1.2.3. Método RULS.....	15
1.5. Fase de evaluación del modelo mediante índices de bondad de ajuste.....	16
1.5.1. Índice de razón de verosimilitud χ^2	16
1.5.2. Error de la raíz cuadrada media de aproximación (RMSEA).....	18
1.5.3. Índice de ajuste no normalizado (NNFI).....	20
1.5.4. Índice de ajuste comparativo (CFI).....	21
1.5.5. Raíz del cuadrado medio del residuo (RMR).....	22
1.5.6. Índice de bondad de ajuste (GFI).....	23
1.5.7. Índice de bondad de ajuste ajustado (AGFI).....	24
1.6. Objetivos del estudio.....	25

CAPÍTULO 2. COMPARACIÓN DEL ERROR TIPO I Y POTENCIA ENTRE MÉTODOS DE ESTIMACIÓN SEGÚN LOS FACTORES EXPERIMENTALES MANIPULADOS.....	29
2.1. Estudio de simulación: Condiciones experimentales.....	29
2.2. Análisis de datos.....	32
2.3. Resultados.....	33
2.3.1. Influencia del número de factores.....	34
2.3.2. Influencia del número de categorías.....	36
2.3.3. Influencia del grado de asimetría.....	38
2.3.4. Influencia del tamaño muestral.....	40
2.3.5. Comparación global entre métodos.....	42
2.4. Resumen general de los resultados.....	43
2.4.1. Número de factores.....	43
2.4.2. Número de categorías.....	44
2.4.3. Grado de asimetría.....	44
2.4.4. Tamaño muestral.....	45
2.4.5. Comparación global entre métodos.....	45
 CAPÍTULO 3. ANÁLISIS MULTIVARIADO DE VARIANZA (MANOVA) DE LOS FACTORES EXPERIMENTALES MANIPULADOS.....	 47
3.1. Método de Máxima Verosimilitud (ML).....	49
3.1.1. Efectos principales.....	49
3.1.1.1. Efectos del número de factores.....	49
3.1.1.2. Efectos del número de categorías.....	51
3.1.1.3. Efectos del grado de asimetría.....	51
3.1.1.4. Efectos del tamaño muestral.....	53
3.1.2. Efectos de interacción.....	56
3.1.2.1. En modelos mal especificados.....	56
3.1.2.2. En modelos correctamente especificados.....	61

3.2. Método de Máxima Verosimilitud Robusta (RML).....	85
3.2.1. Efectos principales.....	85
3.2.1.1. Efectos del número de factores.....	85
3.2.1.2. Efectos del número de categorías.....	88
3.2.1.3. Efectos del grado de asimetría.....	89
3.2.1.4. Efectos del tamaño muestral.....	91
3.2.2. Efectos de interacción.....	95
3.2.2.1. En modelos mal especificados.....	95
3.2.2.2. En modelos correctamente especificados.....	104
3.3. Método de Mínimos Cuadrados Ponderados (WLS).....	131
3.3.1. Efectos principales.....	131
3.3.1.1. Efectos del número de factores.....	131
3.3.1.2. Efectos del número de categorías.....	133
3.3.1.3. Efectos del grado de asimetría.....	133
3.3.1.4. Efectos del tamaño muestral.....	134
3.3.2. Efectos de interacción.....	136
3.3.2.1. En modelos mal especificados.....	137
3.3.2.2. En modelos correctamente especificados.....	148
3.4. Método de Mínimos Cuadrados No Ponderados (ULS).....	164
3.4.1. Efectos principales.....	164
3.4.1.1. Efectos del número de factores.....	164
3.4.1.2. Efectos del número de categorías.....	166
3.4.1.3. Efectos del grado de asimetría.....	167
3.4.1.4. Efectos del tamaño muestral.....	169
3.4.2. Efectos de interacción.....	171
3.4.2.1. En modelos mal especificados.....	171
3.4.2.2. En modelos correctamente especificados.....	179

3.5. Método de Mínimos Cuadrados No Ponderados Robusto (RULS).....	209
3.5.1. Efectos principales.....	209
3.5.1.1. Efectos del número de factores.....	209
3.5.1.2. Efectos del número de categorías.....	211
3.5.1.3. Efectos del grado de asimetría.....	213
3.5.1.4. Efectos del tamaño muestral.....	215
3.5.2. Efectos de interacción.....	217
3.5.2.1. En modelos mal especificados.....	217
3.5.2.2. En modelos correctamente especificados.....	227
 CAPÍTULO 4. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES.....	 269
4.1. Conclusiones derivadas del capítulo 2.....	270
4.1.1. Número de factores.....	271
4.1.2. Número de categorías.....	273
4.1.3. Grado de asimetría.....	274
4.1.4. Tamaño muestral.....	275
4.1.5. Comparación general entre métodos de estimación.....	276
4.2. Conclusiones derivadas del capítulo 3.....	276
4.2.1. Método ML.....	277
4.2.1.1. Efectos principales de los modelos mal especificados al utilizar el método ML.....	277
4.2.1.2. Efectos principales de los modelos bien especificados al utilizar el método ML.....	278
4.2.1.3. Efectos de interacción de los modelos mal especificados al utilizar el método ML.....	279
4.2.1.4. Efectos de interacción de los modelos bien especificados al utilizar el método ML.....	280
4.2.2. Método RML.....	282
4.2.2.1. Efectos principales de los modelos mal especificados al utilizar el método RML.....	282

	Página
4.2.2.2. Efectos principales de los modelos bien especificados al utilizar el método RML.....	283
4.2.2.3. Efectos de interacción de los modelos mal especificados al utilizar el método RML.....	285
4.2.2.4. Efectos de interacción de los modelos bien especificados al utilizar el método RML.....	286
4.2.3. Método WLS.....	287
4.2.3.1. Efectos principales de los modelos mal especificados al utilizar el método WLS.....	287
4.2.3.2. Efectos principales de los modelos bien especificados al utilizar el método WLS.....	288
4.2.3.3. Efectos de interacción de los modelos mal especificados al utilizar el método WLS.....	289
4.2.3.4. Efectos de interacción de los modelos bien especificados al utilizar el método WLS.....	290
4.2.4. Método ULS.....	291
4.2.4.1. Efectos principales de los modelos mal especificados al utilizar el método ULS.....	291
4.2.4.2. Efectos principales de los modelos bien especificados al utilizar el método ULS.....	292
4.2.4.3. Efectos de interacción de los modelos mal especificados al utilizar el método ULS.....	294
4.2.4.4. Efectos de interacción de los modelos bien especificados al utilizar el método ULS.....	294
4.2.5. Método RULS.....	296
4.2.5.1. Efectos principales de los modelos mal especificados al utilizar el método RULS.....	296
4.2.5.2. Efectos principales de los modelos bien especificados al utilizar el método RULS.....	297

4.2.5.3. Efectos de interacción de los modelos mal especificados al utilizar el método RULS.....	299
4.2.5.4. Efectos de interacción de los modelos bien especificados al utilizar el método RULS.....	299
4.2.6. Decisiones correctas respecto a los efectos de interacción.....	301
4.2.6.1. Resultados obtenidos con el método ML.....	302
4.2.6.1.1. Decisiones con ML para modelos mal especificados	
4.2.6.1.2. Decisiones con ML para modelos bien especificados	
4.2.6.2. Resultados obtenidos con el método RML.....	302
4.2.6.2.1. Decisiones con RML para modelos mal especificados	
4.2.6.2.2. Decisiones con RML para modelos bien especificados	
4.2.6.3. Resultados obtenidos con el método WLS.....	303
4.2.6.3.1. Decisiones con WLS para modelos mal especificados	
4.2.6.3.2. Decisiones con WLS para modelos bien especificados	
4.2.6.4. Resultados obtenidos con el método ULS.....	304
4.2.6.4.1. Decisiones con ULS para modelos mal especificados	
4.2.6.4.2. Decisiones con ULS para modelos bien especificados	
4.2.6.5. Resultados obtenidos con el método RULS.....	304
4.2.6.5.1. Decisiones con RULS para modelos mal especificados	
4.2.6.5.2. Decisiones con RULS para modelos bien especificados	
4.3. Recomendaciones prácticas.....	306
4.3.1. Capítulo 2: Recomendaciones a partir del error Tipo I y la potencia.....	306
4.3.2. Capítulo 3: Recomendaciones a partir de la interacción entre factores.....	306
4.4. Limitaciones del estudio y futuras líneas de investigación.....	307
BIBLIOGRAFÍA.....	309

APÉNDICE DOCUMENTAL.....	323
APÉNDICE A: Umbrales utilizados para obtener las variables ordinales.....	323
APÉNDICE B: Sintaxis para simular datos.....	325
B1. Modelos de 5 factores, 4 categorías de respuesta, tamaño muestral de 100 sujetos y distribución simétrica de las respuestas a los ítems.....	325
B1.1. Sintaxis para la generación de datos.....	325
B1.2. Sintaxis PRELIS para variables continuas y obtención de la matriz de correlaciones de Pearson.....	326
B1.3. Sintaxis PRELIS para variables ordinales y la obtención de la matriz de correlaciones policóricas y la matriz de covarianzas asintótica.....	326
B1.4. Sintaxis LISREL para la ejecución de Análisis Factoriales Confirmatorios.....	327
B1.4.1. Método ML.....	327
B1.4.1.1. Modelo bien especificado	
B1.4.1.2. Modelo mal especificado	
B1.4.2. Método RML.....	328
B1.4.2.1. Modelo bien especificado	
B1.4.2.2. Modelo mal especificado	
B1.4.3. Método WLS.....	329
B1.4.3.1. Modelo bien especificado	
B1.4.3.2. Modelo mal especificado	
B1.4.4. Método ULS.....	330
B1.4.4.1. Modelo bien especificado	
B1.4.4.2. Modelo mal especificado	
B1.4.5. Método RULS.....	331
B1.4.5.1. Modelo bien especificado	
B1.4.5.2. Modelo mal especificado	
B1.5. Sintaxis R para la replicación de las condiciones para modelos con distribución simétrica de las respuestas a los ítems.....	332

B2. Modelos de 5 factores, 4 categorías de respuesta, tamaño muestral de 100 sujetos y distribución asimétrica moderada de las respuestas a los ítems.....	333
B2.1. Sintaxis para la generación de datos.....	333
B2.2. Sintaxis PRELIS para variables continuas y obtención de la matriz de correlaciones de Pearson.....	334
B2.3. Sintaxis PRELIS para variables ordinales y la obtención de la matriz de correlaciones policóricas y la matriz de covarianzas asintótica.....	334
B2.4. Sintaxis LISREL para la ejecución de Análisis Factoriales	
Confirmatorios.....	335
B2.4.1. Método ML.....	335
B2.4.1.1. Modelo bien especificado	
B2.4.1.2. Modelo mal especificado	
B2.4.2. Método RML.....	336
B2.4.2.1. Modelo bien especificado	
B2.4.2.2. Modelo mal especificado	
B2.4.3. Método WLS.....	337
B2.4.3.1. Modelo bien especificado	
B2.4.3.2. Modelo mal especificado	
B2.4.4. Método ULS.....	338
B2.4.4.1. Modelo bien especificado	
B2.4.4.2. Modelo mal especificado	
B2.4.5. Método RULS.....	339
B2.4.5.1. Modelo bien especificado	
B2.4.5.2. Modelo mal especificado	
B2.5. Sintaxis R para la replicación de las condiciones para modelos con distribución asimétrica moderada de las respuestas a los ítems.....	340

B3. Modelos de 5 factores, 4 categorías de respuesta, tamaño muestral de 100 sujetos y distribución asimétrica severa de las respuestas a los ítems.....	341
B3.1. Sintaxis para la generación de datos.....	341
B3.2. Sintaxis PRELIS para variables continuas y obtención de la matriz de correlaciones de Pearson.....	342
B3.3. Sintaxis PRELIS para variables ordinales y la obtención de la matriz de correlaciones policóricas y la matriz de covarianzas asintótica.....	342
B3.4. Sintaxis LISREL para la ejecución de Análisis Factoriales	
Confirmatorios.....	343
B3.4.1. Método ML.....	343
B3.4.1.1. Modelo bien especificado	
B3.4.1.2. Modelo mal especificado	
B3.4.2. Método RML.....	344
B3.4.2.1. Modelo bien especificado	
B3.4.2.2. Modelo mal especificado	
B3.4.3. Método WLS.....	345
B3.4.3.1. Modelo bien especificado	
B3.4.3.2. Modelo mal especificado	
B3.4.4. Método ULS.....	346
B3.4.4.1. Modelo bien especificado	
B3.4.4.2. Modelo mal especificado	
B3.4.5. Método RULS.....	347
B3.4.5.1. Modelo bien especificado	
B3.4.5.2. Modelo mal especificado	
B3.5. Sintaxis R para la replicación de las condiciones para modelos con distribución asimétrica severa de las respuestas a los ítems.....	348

	Página
APÉNDICE C. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste para ML.....	349
Tabla C1. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al número de factores al aplicar el método ML.....	349
Tabla C2. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al número de categorías al aplicar el método ML.....	351
Tabla C3. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al grado de asimetría al aplicar el método ML.....	353
Tabla C4. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al tamaño muestral al aplicar el método ML.....	355
APÉNDICE D. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste para RML.....	357
Tabla D1. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al número de factores al aplicar el método RML.....	357
Tabla D2. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al número de categorías al aplicar el método RML.....	360
Tabla D3. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al grado de asimetría al aplicar el método RML.....	362
Tabla D4. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al tamaño muestral al aplicar el método RML.....	364
APÉNDICE E. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste para WLS.....	367
Tabla E1. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al número de factores al aplicar el método WLS.....	367
Tabla E2. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al número de categorías al aplicar el método WLS.....	369
Tabla E3. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al grado de asimetría al aplicar el método WLS.....	371
Tabla E4. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al tamaño muestral al aplicar el método WLS.....	373

	Página
APÉNDICE F. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste para ULS.....	375
Tabla F1. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al número de factores al aplicar el método ULS.....	375
Tabla F2. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al número de categorías al aplicar el método ULS.....	377
Tabla F3. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al grado de asimetría al aplicar el método ULS.....	379
Tabla F4. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al tamaño muestral al aplicar el método ULS.....	381
APÉNDICE G. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste para RULS....	383
Tabla G1. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al número de factores al aplicar el método RULS.....	383
Tabla G2. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al número de categorías al aplicar el método RULS.....	386
Tabla G3. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al grado de asimetría al aplicar el método RULS.....	388
Tabla G4. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al tamaño muestral al aplicar el método RULS.....	390
APÉNDICE H. Resultados del MANOVA para ML. Efectos principales y de interacción....	393
Tabla H1. MANOVA para modelos mal especificados. Método ML.....	393
Tabla H2. MANOVA para modelos bien especificados. Método ML.....	397
APÉNDICE I. Resultados del MANOVA para RML. Efectos principales y de interacción....	401
Tabla I1. MANOVA para modelos mal especificados. Método RML.....	401
Tabla I2. MANOVA para modelos bien especificados. Método RML.....	406
APÉNDICE J. Resultados del MANOVA para WLS. Efectos principales y de interacción....	411
Tabla J1. MANOVA para modelos mal especificados. Método WLS.....	411
Tabla J2. MANOVA para modelos bien especificados. Método WLS.....	415

APÉNDICE K. Resultados del MANOVA para ULS. Efectos principales y de interacción...	419
Tabla K1. MANOVA para modelos mal especificados. Método ULS.....	419
Tabla K2. MANOVA para modelos bien especificados. Método ULS.....	423
APÉNDICE L. Resultados del MANOVA para RULS. Efectos principales y de interacción.	427
Tabla L1. MANOVA para modelos mal especificados. Método RULS.....	427
Tabla L2. MANOVA para modelos bien especificados. Método RULS.....	432
APÉNDICE M. Efectos de interacción vinculados a decisiones correctas.....	437
M1. Método ML.....	437
M1.1. Decisiones correctas con ML para modelos mal especificados	
M1.2. Decisiones correctas con ML para modelos bien especificados	
M2. Método RML.....	439
M2.1. Decisiones correctas con RML para modelos mal especificados	
M2.2. Decisiones correctas con RML para modelos bien especificados	
M3. Método WLS.....	442
M3.1. Decisiones correctas con WLS para modelos mal especificados	
M3.2. Decisiones correctas con WLS para modelos bien especificados	
M4. Método ULS.....	444
M4.1. Decisiones correctas con ULS para modelos mal especificados	
M4.2. Decisiones correctas con ULS para modelos bien especificados	
M5. Método RULS.....	447
M5.1. Decisiones correctas con RULS para modelos mal especificados	
M5.2. Decisiones correctas con RULS para modelos bien especificados	

LISTA DE SÍMBOLOS, ABREVIATURAS Y SIGLAS

Modelos de ecuaciones estructurales

AFC	Análisis Factorial Confirmatorio
SEM	Structural Equation Modeling
AC	Asymptotic Covariance [matrix]

Métodos de estimación

ML	Maximum Likelihood
RML	Robust Maximum Likelihood
WLS	Weighted Least Squares
ULS	Unweighted Least Squares
RULS	Robust Unweighted Least Squares

Índices de bondad de ajuste

C1	Minimum Fit Function Chi-Square
C2	Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square
C3	Satorra-Bentler Scaled Chi-Square
C4	Chi-Square Corrected for Non-Normality
RMSEA	Root Mean Square Error of Approximation
NNFI	Non-Normed Fit Index
CFI	Comparative Fit Index
RMR	Root Mean Square Residual
GFI	Goodness of Fit Index
AGFI	Adjusted Goodness of Fit Index

Símbolos y abreviaturas estadísticas

χ^2	Ji-cuadrado
η^2	Eta cuadrado
η_p^2	Eta cuadrado parcial
MANOVA	Análisis multivariado de varianza

LISTA DE TABLAS

Página

Capítulo 2

Tabla 2.1. Valores χ^2 correspondientes a cada método de estimación aplicado.....	33
Tabla 2.2. Influencia del número de factores sobre el error Tipo I y la potencia.....	34
Tabla 2.3. Influencia del número de categorías sobre el error Tipo I y la potencia.....	36
Tabla 2.4. Influencia del grado de asimetría sobre el error Tipo I y la potencia.....	38
Tabla 2.5. Influencia del tamaño muestral sobre el error Tipo I y la potencia.....	40
Tabla 2.6. Comparación general entre métodos de estimación.....	43

Capítulo 3

Tabla 3.1. Puntos de corte correspondientes a cada índice de bondad de ajuste.....	47
Tabla 3.2. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al número de factores al aplicar ML.....	49
Tabla 3.3. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al número de categorías al aplicar ML.....	51
Tabla 3.4. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al grado de asimetría al aplicar ML.....	52
Tabla 3.5. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al tamaño muestral al aplicar ML.....	54
Tabla 3.6. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al número de factores al aplicar RML.....	86
Tabla 3.7. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al número de categorías al aplicar RML.....	88
Tabla 3.8. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al grado de asimetría al aplicar RML.....	90
Tabla 3.9. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al tamaño muestral al aplicar RML.....	92
Tabla 3.10. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al número de factores al aplicar WLS.....	132
Tabla 3.11. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al grado de asimetría al aplicar WLS.....	134
Tabla 3.12. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al tamaño muestral al aplicar WLS.....	135

Tabla 3.13. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al número de factores al aplicar ULS.....	165
Tabla 3.14. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al número de categorías al aplicar ULS.....	166
Tabla 3.15. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al grado de asimetría al aplicar ULS.....	168
Tabla 3.16. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al tamaño muestral al aplicar ULS.....	169
Tabla 3.17. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al número de factores al aplicar RULS.....	210
Tabla 3.18. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al número de categorías al aplicar RULS.....	212
Tabla 3.19. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al grado de asimetría al aplicar RULS.....	214
Tabla 3.20. Media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste respecto al tamaño muestral al aplicar RULS.....	216

LISTA DE FIGURAS

Página

Método de Máxima Verosimilitud (ML)

Modelos mal especificados

Figura 3.1. Número de factores por número de categorías para RMR.....	56
Figura 3.2. Número de factores por grado de asimetría para GFI.....	57
Figura 3.3. Número de factores por tamaño muestral para GFI.....	58
Figura 3.4. Número de factores por tamaño muestral para C1.....	59
Figura 3.5. Número de factores por número de categorías y por tamaño muestral para RMR.....	60

Modelos correctamente especificados

Figura 3.6. Número de factores por número de categorías para RMR.....	61
Figura 3.7. Número de factores por número de categorías para CFI.....	62
Figura 3.8. Número de factores por número de categorías para NNFI.....	63
Figura 3.9. Número de factores por número de categorías para AGFI.....	64
Figura 3.10. Número de factores por tamaño muestral para GFI.....	65
Figura 3.11. Número de factores por tamaño muestral para AGFI.....	66
Figura 3.12. Número de factores por tamaño muestral para RMR.....	67
Figura 3.13. Número de categorías por tamaño muestral para RMR.....	68
Figura 3.14. Número de factores por número de categorías por grado de asimetría para RMR.....	69
Figura 3.15. Número de factores por número de categorías por grado de asimetría para CFI.....	71
Figura 3.16. Número de factores por número de categorías por grado de asimetría para NNFI.....	73
Figura 3.17. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para RMR.....	75
Figura 3.18. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para CFI.....	77
Figura 3.19. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para NNFI.....	79

Figura 3.20. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para AGFI.....	81
Figura 3.21. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para GFI.....	83

Método de Máxima Verosimilitud Robusta (RML)

Modelos mal especificados

Figura 3.22. Número de factores por número de categorías para RMR.....	95
Figura 3.23. Número de factores por grado de asimetría para GFI.....	96
Figura 3.24. Número de factores por grado de asimetría para CFI.....	97
Figura 3.25. Número de factores por tamaño muestral para C4.....	98
Figura 3.26. Número de factores por tamaño muestral para GFI.....	99
Figura 3.27. Grado de asimetría por tamaño muestral para C3.....	100
Figura 3.28. Grado de asimetría por tamaño muestral para NNFI.....	101
Figura 3.29. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para RMR.....	103

Modelos correctamente especificados

Figura 3.30. Número de factores por número de categorías para RMR.....	105
Figura 3.31. Número de factores por número de categorías para CFI.....	106
Figura 3.32. Número de factores por número de categorías para RMSEA.....	107
Figura 3.33. Número de factores por número de categorías para AGFI.....	108
Figura 3.34. Número de factores por tamaño muestral para GFI.....	109
Figura 3.35. Número de factores por tamaño muestral para AGFI.....	110
Figura 3.36. Número de factores por tamaño muestral para C4.....	111
Figura 3.37. Número de factores por tamaño muestral para RMR.....	112
Figura 3.38. Número de factores por tamaño muestral para CFI.....	113
Figura 3.39. Número de categorías por tamaño muestral para RMR.....	114
Figura 3.40. Número de categorías por tamaño muestral para CFI.....	115
Figura 3.41. Grado de asimetría por tamaño muestral para NNFI.....	116
Figura 3.42. Número de factores por número de categorías por grado de asimetría para RMR.....	117

Figura 3.43. Número de factores por número de categorías por grado de asimetría para CFI.....	119
Figura 3.44. Número de factores por número de categorías por grado de asimetría para RMSEA.....	121
Figura 3.45. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para RMR.....	123
Figura 3.46. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para CFI.....	125
Figura 3.47. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para RMSEA.....	127
Figura 3.48. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para AGFI.....	129

Método de Mínimos Cuadrados Ponderados (WLS)

Modelos mal especificados

Figura 3.49. Número de factores por número de categorías para NNFI.....	138
Figura 3.50. Número de factores por número de categorías para CFI.....	139
Figura 3.51. Número de factores por tamaño muestral para RMR.....	140
Figura 3.52. Número de factores por tamaño muestral para RMSEA.....	141
Figura 3.53. Número de factores por tamaño muestral para CFI.....	142
Figura 3.54. Número de factores por tamaño muestral para GFI.....	143
Figura 3.55. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para NNFI.....	145
Figura 3.56. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para CFI.....	147

Modelos correctamente especificados

Figura 3.57. Número de factores por número de categorías para NNFI.....	149
Figura 3.58. Número de factores por número de categorías para CFI.....	150
Figura 3.59. Número de factores por tamaño muestral para RMR.....	151
Figura 3.60. Número de factores por tamaño muestral para RMSEA.....	152
Figura 3.61. Número de factores por tamaño muestral para GFI.....	153
Figura 3.62. Número de factores por número de categorías por grado de asimetría para NNFI.....	154

Figura 3.63. Número de factores por número de categorías por grado de asimetría para CFI.....	156
Figura 3.64. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para NNFI.....	158
Figura 3.65. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para CFI.....	160
Figura 3.66. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para AGFI.....	162

Método de Mínimos Cuadrados No Ponderados (ULS)

Modelos mal especificados

Figura 3.67. Número de factores por número de categorías para RMR.....	171
Figura 3.68. Número de factores por número de categorías para AGFI.....	172
Figura 3.69. Grado de asimetría por tamaño muestral para RMSEA.....	173
Figura 3.70. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para RMR.....	175
Figura 3.71. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para AGFI.....	178

Modelos correctamente especificados

Figura 3.72. Número de factores por número de categorías para AGFI.....	180
Figura 3.73. Número de factores por número de categorías para RMR.....	181
Figura 3.74. Número de factores por número de categorías para GFI.....	182
Figura 3.75. Número de factores por tamaño muestral para AGFI.....	183
Figura 3.76. Número de factores por tamaño muestral para GFI.....	184
Figura 3.77. Número de factores por tamaño muestral para RMR.....	185
Figura 3.78. Número de categorías por tamaño muestral para AGFI.....	186
Figura 3.79. Número de categorías por tamaño muestral para RMR.....	187
Figura 3.80. Número de categorías por tamaño muestral para GFI.....	188
Figura 3.81. Grado de asimetría por tamaño muestral para RMSEA.....	189
Figura 3.82. Grado de asimetría por tamaño muestral para GFI.....	190
Figura 3.83. Grado de asimetría por tamaño muestral para AGFI.....	191
Figura 3.84. Grado de asimetría por tamaño muestral para RMR.....	192

Figura 3.85. Número de factores por número de categorías por grado de asimetría para AGFI.....	193
Figura 3.86. Número de factores por número de categorías por grado de asimetría para RMR.....	195
Figura 3.87. Número de factores por número de categorías por grado de asimetría para GFI.....	197
Figura 3.88. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para AGFI.....	199
Figura 3.89. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para RMR.....	201
Figura 3.90. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para GFI.....	203
Figura 3.91. Número de factores por grado de asimetría por tamaño muestral para AGFI.....	205
Figura 3.92. Número de factores por grado de asimetría por tamaño muestral para RMR.....	207

Método de Mínimos Cuadrados No Ponderados Robusto (RULS)

Modelos mal especificados

Figura 3.93. Número de factores por número de categorías para RMR.....	218
Figura 3.94. Número de factores por número de categorías para AGFI.....	219
Figura 3.95. Número de factores por número de categorías para GFI.....	220
Figura 3.96. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para RMR.....	222
Figura 3.97. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para AGFI.....	224
Figura 3.98. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para GFI.....	226

Modelos correctamente especificados

Figura 3.99. Número de factores por número de categorías para AGFI.....	228
Figura 3.100. Número de factores por número de categorías para RMR.....	229
Figura 3.101. Número de factores por número de categorías para GFI.....	230

	Página
Figura 3.102. Número de factores por grado de asimetría para AGFI.....	231
Figura 3.103. Número de categorías por grado de asimetría para AGFI.....	232
Figura 3.104. Número de categorías por grado de asimetría para RMR.....	233
Figura 3.105. Número de categorías por grado de asimetría para GFI.....	234
Figura 3.106. Número de factores por tamaño muestral para AGFI.....	235
Figura 3.107. Número de factores por tamaño muestral para GFI.....	236
Figura 3.108. Número de factores por tamaño muestral para RMR.....	237
Figura 3.109. Número de categorías por tamaño muestral para AGFI.....	238
Figura 3.110. Número de categorías por tamaño muestral para RMR.....	239
Figura 3.111. Número de categorías por tamaño muestral para GFI.....	240
Figura 3.112. Grado de asimetría por tamaño muestral para RMR.....	241
Figura 3.113. Grado de asimetría por tamaño muestral para AGFI.....	242
Figura 3.114. Número de factores por número de categorías por grado de asimetría para AGFI.....	244
Figura 3.115. Número de factores por número de categorías por grado de asimetría para RMR.....	246
Figura 3.116. Número de factores por número de categorías por grado de asimetría para GFI.....	248
Figura 3.117. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para AGFI.....	250
Figura 3.118. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para RMR.....	252
Figura 3.119. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para GFI.....	254
Figura 3.120. Número de factores por grado de asimetría por tamaño muestral para AGFI.....	256
Figura 3.121. Número de factores por grado de asimetría por tamaño muestral para GFI.....	258
Figura 3.122. Número de factores por grado de asimetría por tamaño muestral para RMR.....	260
Figura 3.123. Número de categorías por grado de asimetría por tamaño muestral para AGFI.....	262

	Página
Figura 3.124. Número de categorías por grado de asimetría por tamaño muestral para RMR.....	264
Figura 3.125. Número de categorías por grado de asimetría por tamaño muestral para GFI.....	266

PRESENTACIÓN

Al utilizar el Análisis Factorial Confirmatorio (AFC) para la validación de constructo de un instrumento de medida debe elegirse el método más adecuado de estimación de los parámetros del modelo teórico que articula las variables del constructo, pues ello va a redundar en el mayor o menor ajuste de dicho modelo a los datos empíricos. En relación con ello, la naturaleza métrica de las variables observadas del instrumento de medida -como, por ejemplo, las escalas Likert- implican una serie de supuestos que guían la elección del método de estimación.

Cuando se utiliza el AFC para la validación de constructo de escalas tipo Likert, siguiendo la perspectiva defendida por Jöreskog y Sörbom (1989), es más conveniente usar métodos de estimación de parámetros que consideren que las variables observadas tienen propiedades de escala de medida ordinal frente aquellos que las consideran con propiedades de escala de medida de intervalo. Además, las correlaciones policóricas son más adecuadas que las correlaciones de Pearson para analizar la relación que se establece entre las variables observadas de las escalas tipo Likert, en línea con autores como Holgado-Tello, Chacón-Moscoso, Barbero-García y Vila-Abad (2010).

En el presente estudio de simulación se analiza, a través del error Tipo I y de la potencia, la capacidad de determinados métodos de estimación de parámetros para discriminar entre un modelo teórico bien especificado y otro mal especificado de acuerdo con una serie de condiciones experimentales que abarcan el número de factores, el número de categorías de respuesta, el grado de asimetría de la distribución de respuesta y el tamaño muestral. Los métodos de estimación seleccionados para tal fin son el método de Máxima Verosimilitud (ML), Máxima Verosimilitud Robusta (RML), método de Mínimos Cuadrados Ponderados (WLS), método de Mínimos Cuadrados No Ponderados (ULS) y método de Mínimos Cuadrados No Ponderados Robusto (RULS).

A la hora de determinar el ajuste de un modelo teórico a los datos empíricos mediante AFC, tras aplicar el método de estimación de parámetros hay que guiarse por un conjunto de índices de bondad de ajuste. Para el presente estudio se han seleccionado los siguientes: Índice de razón de verosimilitud χ^2 , Error de la raíz cuadrada media de aproximación (RMSEA), Índice de ajuste no normalizado (NNFI), Índice de ajuste comparativo (CFI), Raíz del cuadrado medio del residuo (RMR), Índice de bondad de ajuste (GFI) e Índice de bondad de ajuste ajustado (AGFI). Sus puntos de corte se establecen por unos valores que, según el método de estimación utilizado y las condiciones experimentales que caracterizan a cada modelo teórico sometido a análisis, pueden dar lugar al rechazo de modelos especificados correctamente o a la aceptación de modelos

especificados incorrectamente. Cabe señalar que en este estudio de simulación no se pretende revisar los puntos de corte de los índices de bondad de ajustes elegidos, sino analizar la influencia de las condiciones experimentales sobre los valores obtenidos en los índices de ajuste mencionados para modelos bien y mal especificados teniendo en cuenta el método de estimación.

La falta de coherencia entre el método elegido para estimar los parámetros del modelo y los supuestos que subyacen en el instrumento de medida aplicado influye en la fase del AFC de evaluación de ajuste del modelo. En este sentido, la capacidad de los modelos teóricos para explicar los datos observados puede verse sesgada por una incorrecta elección del método de estimación de parámetros. En tal caso, los modelos explicativos se encontrarán alejados de la realidad empírica al no reproducir las relaciones que se dan entre las variables de un constructo con la máxima fidelidad posible. Por este motivo, los resultados del presente estudio de investigación pueden aportar datos que permitan avanzar a la hora de elegir un método de estimación de parámetros adecuado para la validación de constructo de escalas tipo Likert y a la hora de determinar los índices de bondad de ajuste orientativos para determinar si un modelo teórico es el más adecuado para describir, explicar y predecir un fenómeno de la realidad empírica.

CAPÍTULO 1

Escalas tipo Likert y métodos de estimación en Análisis Factorial Confirmatorio

1.1. Validez y escalas tipo Likert

La ciencia puede definirse como “un conjunto de conocimientos sobre la realidad observable, obtenidos mediante el método científico” (Sierra, 1992, p. 17). De acuerdo con este autor, cada disciplina científica está formada por un conjunto de teorías que expresan, mediante enunciados conectados entre sí de manera lógica y ordenada, conocimientos referentes a su ámbito de estudio. Las teorías se distinguen de los modelos en el hecho de que estos son enunciados que expresan relaciones entre variables. Más concretamente, los modelos son “construcciones teóricas hipotéticas, susceptibles de matematización, con las que se pretende representar un sector de la realidad, a efectos de estudio de esta y de verificación de la teoría” (Sierra, 1992, p. 48). A este respecto, Sierra (1992) señala que los modelos representan y analizan matemáticamente las relaciones entre las variables de un fenómeno a través de un sistema de ecuaciones.

El objetivo final de la Psicología es describir, explicar y predecir fenómenos psicológicos. La mayoría de variables que estudia la Psicología no son directamente observables. Por este motivo, la medición de este tipo de variables, conocidas también como constructos psicológicos o variables latentes, entraña una gran dificultad que se solventa mediante el uso de indicadores. Los indicadores, que consisten en un conjunto de conductas representativas de las variables latentes, posibilitan su observación directa (y, por tanto, su medición) mediante instrumentos adecuados diseñados para tal fin (Barbero, Vila y Holgado, 2015).

En Psicología los instrumentos de medida deben cumplir, entre otros, dos requisitos fundamentales: la fiabilidad y la validez. De acuerdo con Barbero et al. (2015), la fiabilidad de un instrumento de medida es el grado en el que las puntuaciones obtenidas carecen de errores aleatorios ligados a cualquier proceso de medición. La manera de abordar la validez, según Barbero et al. (2015), ha ido evolucionando con el transcurso del tiempo. Así, hoy en día se habla de un proceso de validación. Más concretamente, de acuerdo con la última revisión de *Standards for educational and psychological tests and manuals* (AERA, APA, NCME, 2014), la validación consiste en obtener evidencias empíricas que justifiquen la interpretación de las puntuaciones de un test y su utilización. Martínez-Arias (1995) considera que la concepción tripartita de validez (de contenido, de criterio y de constructo) ha dado paso a una concepción unificada en la que la validez

de constructo desempeña un papel central. En este sentido, a lo largo del presente trabajo la validez hace referencia “al grado de relación que se puede establecer entre la evidencia empírica obtenida y el concepto teórico que se tiene del constructo que se intenta medir” (Barbero et al., 2015, p. 275). Entre los instrumentos de medida más comunes –cuestionarios, inventarios, escalas y tests– en la presente tesis se va a enfocar el interés hacia las escalas de tipo Likert, extensamente utilizadas en Psicología por su facilidad de elaboración y su gran adaptabilidad a situaciones diversas (DiStefano, 2002; Li, 2014). De acuerdo con Sierra (1992), las escalas de actitudes, como las escalas tipo Likert, están formadas por ítems, los cuales son medios para la observación de una actitud y, a la vez, para su medición cuantitativa.

Partiendo de una perspectiva matemática, con la medición se expresa en términos numéricos los resultados obtenidos al observar la realidad. La medida hace referencia a las características de los objetos observados, es decir, a sus variables. Así, al medir una variable se obtienen diferentes valores o categorías (Sierra, 1992). Las diversas reglas de asignar números a las características de los objetos, es decir, la medición, implican una variedad de niveles de medida, los cuales originan, según la teoría representacional de la medida de Stevens (1951) cuatro escalas de medida: escalas nominales, escalas ordinales, escalas de intervalo y escalas de razón (Kampen y Swyngedouw, 2000; Sierra, 1992).

Puede establecerse otra clasificación de estas escalas de medida (Amón, 1991): cualitativas (escala nominal), cuasi cuantitativas (escala ordinal) y cuantitativas (escalas de intervalos y de razón). Además, las variables cuantitativas pueden ser discretas o continuas. En las discretas no hay una modalidad intermedia entre dos categorías, mientras que en las continuas sí se admite.

En las escalas tipo Likert, las variables continuas latentes se modelan mediante medidas de tipo ordinal (Coenders y Saris, 1995). Esta perspectiva, denominada “aproximación a través de la variable latente”, pretende aplicar la estadística paramétrica a la medición ordinal, si bien realizando algunos ajustes. En este sentido, se defiende que una variable ordinal A es el resultado de la subdivisión en categorías del rango de valores de la variable latente continua X . Expresado formalmente (Kampen y Swyngedouw, 2000, p. 93, traducido del original):

Una función $h: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ de una variable métrica X existe tal que

$$A = h(x) = a_i \quad \text{si} \quad \tau_{i-1} < x \leq \tau_i \quad (1)$$

donde $\tau_i \in \mathbb{R}$ son los umbrales de X , $\tau_0 = -\infty$, y $\tau_1 = \infty$.

A la hora de examinar la asociación que se da entre variables ordinales, Kampen y

Swyngedouw (2000) señalan dos enfoques. En el primero de ellos, denominado “modelos para constructos latentes”, las variables ordinales se analizan mediante correlaciones policóricas (Atkinson, 1988; Jöreskog, 1988). El segundo enfoque o “modelo de clase latente” considera que existe la misma distancia entre los umbrales de las categorías de la variable ordinal y, por tanto, la escala de medida es de intervalo (McCutcheon, 1996).

Se considera que los constructos latentes de los fenómenos que se investigan en disciplinas sociales (como la Psicología) se corresponden con una variable de naturaleza continua (DiStefano, 2002). Al modelar variables continuas latentes a través de medidas de tipo ordinal, como ocurre en las escalas tipo Likert, se considera que cada variable observada y medida de acuerdo con una escala ordinal queda asociada a una variable continua latente y^* mediante la función escalonada no lineal expresada como (Coenders y Saris, 1995, p.126):

$$y=k \quad \text{si y solo si} \quad \tau_{i-1} < y^* \leq \tau_i, \quad \text{para } k=1,2,\dots,m \quad (2)$$

donde τ_k son los umbrales o puntos de división del rango de las variables continuas, por lo que $\tau_0 = -\infty$, $\tau_{k-1} < \tau_k$, $\tau_m = \infty$. A cada umbral se le asignan los valores enteros consecutivos 1, 2, ..., m.

Así pues, mediante las escalas tipo Likert se subdivide la variable continua de un constructo latente en un determinado número de categorías ordenadas (DiStefano, 2002). La subdivisión de la variable continua latente en un determinado número de categorías ordenadas propicia que se cometan dos tipos de errores de categorización que influyen en los resultados de las investigaciones que utilizan escalas de tipo Likert: errores de agrupamiento y errores de transformación (Coenders y Saris, 1995; DiStefano, 2002).

Los errores de agrupamiento consisten en la reducción de la variabilidad de los valores del plano latente, pues tales valores se agrupan en torno a una misma categoría observable y reciben la misma puntuación (Johnson y Creech, 1983; citado en Coenders y Saris, 1995). En otras palabras, a lo largo del continuo del intervalo que limita cada una de las categorías se asigna la misma puntuación a todos los sujetos, pues pertenecen a la misma categoría. Consecuentemente, disminuye el grado de variación de los datos (Gilley y Uhlig, 1993; citado en Holgado-Tello, Chacón-Moscoso, Barbero-García y Vila-Abad, 2010).

Los errores de transformación se originan al considerar que los umbrales en los que se subdivide la variable continua latente tienen la misma distancia pues, a nivel práctico, puede haber escalas tipo Likert donde los umbrales de las categorías de respuesta presentan diferentes distancias entre sí (Borgatta y Bohrnstedt, 1980; citado en DiStefano, 2002).

Los errores de agrupamiento y de transformación afectan a los resultados obtenidos al comparar las correlaciones de Pearson y las correlaciones policóricas utilizadas para la validación de constructo a través de la técnica del Análisis Factorial (Coenders y Saris, 1995; Holgado-Tello et al., 2010). En este sentido, en línea con Jöreskog y Sörbom (1996a) que defienden que los cálculos realizados con correlaciones policóricas son más consistentes y robustos que con correlaciones de Pearson, el estudio de Holgado-Tello et al. (2010) demuestra la mayor precisión que ofrecen las correlaciones policóricas frente a las correlaciones de Pearson.

El presente estudio de simulación tiene como objetivo principal acercarse a estos aspectos del Análisis Factorial Confirmatorio cuando se utilizan escalas tipo Likert. A modo de avance, de una manera simplificada, se aborda el hecho de que en el Análisis Factorial Confirmatorio los métodos de estimación de parámetros requieren el uso de correlaciones de Pearson o bien de correlaciones policóricas. En este sentido, el método de Máxima Verosimilitud es el método de estimación utilizado con más frecuencia en el Análisis Factorial Confirmatorio para conocer la validez de constructo de un instrumento de medida (p. ej. Brown, 2006), debido a que los estimadores obtenidos reúnen las propiedades estadísticas deseables de normalidad asintótica, carencia de sesgo, eficiencia y consistencia (Li, 2016a). Este método de estimación requiere el cálculo del coeficiente de correlación de Pearson (DiStefano, 2002), pero si se aplican correlaciones de Pearson para la validación de constructo mediante Análisis Factorial de un instrumento de medida en el que las variables observadas atienden a una escala de medida ordinal (como las escalas tipo Likert) para las cuales es más adecuado utilizar correlaciones policóricas (Jöreskog y Sörbom, 1989) los resultados con correlaciones de Pearson dan lugar a decisiones erróneas vinculadas al ajuste del modelo teórico hipotetizado. En relación con ello, cabe señalar investigaciones como la de Holgado-Tello et al. (2010) o las aportaciones realizadas por Muthén y Kaplan (1985, 1992), Babakus, Ferguson y Jöreskog (1987), Bernstein y Teng (1989), Dolan (1994) y Green, Akey, Fleming, Hershberger y Marquis (1997), citadas por Flora, LaBrish y Chalmers (2012).

1.2. Análisis Factorial Confirmatorio

Al diseñar un instrumento de medida en Psicología, es imprescindible indagar si las conductas observables incluidas en dicho instrumento son capaces de describir de manera indirecta, u operativizar, el grado en el que el constructo psicológico está presente en los sujetos. Con esta finalidad se lleva a cabo la validación del constructo, para lo cual puede aplicarse el Análisis Factorial (Barbero et al., 2015).

El Análisis Factorial es una técnica de reducción de variables según la cual un conjunto de

variables observadas manifiesta la influencia que sobre ellas ejerce un número menor de variables latentes o factores, interpretándose tales factores dentro de un marco teórico (Barbero, Vila y Holgado, 2011; Catena, Ramos y Trujillo, 2003). En otras palabras, se representan mediante un modelo las relaciones entre una serie de variables observadas usando un pequeño número de factores (Flora et al., 2012). Además del enfoque exploratorio, el análisis factorial cuenta con un enfoque confirmatorio. En el Análisis Factorial Confirmatorio (AFC) se establecen hipótesis a priori acerca del número de factores, de la estructura interna de los mismos en cuanto a qué variables observadas definen cada uno de ellos y sobre la relación de estos factores entre sí (Catena et al., 2003). Este trabajo de investigación parte de la recomendación de Flora et al. (2012) en cuanto a la necesidad de utilizar el AFC desde una perspectiva exploratoria como, por ejemplo, realizar investigaciones en las que se comparen los resultados obtenidos mediante diferentes métodos de estimación con respecto a un mismo conjunto de datos.

El AFC es un caso particular de los modelos de ecuaciones estructurales (SEM), que entronca con el método del análisis causal (Bisquerra, 1989; Catena et al., 2003). A pesar de su nombre, con el análisis causal no se pretende descubrir las causas de un fenómeno, sino corroborar los modelos causales que se elaboran a partir de una teoría (Bisquerra, 1989). En este contexto, se entiende la causalidad como control estadístico de las relaciones entre las variables que se ponen a prueba a partir de los modelos teóricos analizados, pero no en el sentido estricto del término que implicaría un abordaje metodológico y epistemológico mucho más complejo (Bollen, 1989).

Autores como Bisquerra (1989), Batista y Coenders (2000) y Catena et al. (2003) describen los pasos a seguir a la hora de trabajar con los modelos SEM, también aplicables al AFC. Así, tras la especificación e identificación del modelo, se lleva a cabo la recogida de datos con el fin de estimar los parámetros de las ecuaciones estructurales. A continuación se realiza la evaluación del ajuste del modelo a los datos empíricos. Estos son los pasos que se tratarán en los próximos apartados del presente trabajo. Sin embargo, cabe recordar que, en una fase posterior, se corrige y se simplifica el modelo si es necesario y que, al final del proceso, se interpreta el modelo según el marco teórico que se haya establecido.

1.3. Fases de especificación e identificación del modelo en el AFC

Al especificar un modelo se proporcionan supuestos acerca del modo en el que se comportan las variables que forman parte de él. La especificación tiene una parte sustantiva y una parte estadística (Batista y Coenders, 2000). La parte sustantiva consiste en representar mediante diagramas causales o "path diagrams" y, posteriormente, mediante ecuaciones, las hipótesis causales relativas a un fenómeno determinado planteadas por quienes lo investigan, incluyendo en estas

ecuaciones todos los parámetros del modelo (Batista y Coenders, 2000; Bisquerra, 1989). En este punto cabe recordar que un parámetro se define como cada uno de los elementos que representa las relaciones entre las variables que aparecen en las hipótesis planteadas (Bisquerra, 1989).

A diferencia de los modelos SEM, el AFC se centra en la parte estadística (Cea, 2004). Esta parte estadística se relaciona con los supuestos estadísticos acerca de cómo se comportarán las fuentes de variación de las variables que integran el modelo, los cuales permiten la estimación y contraste estadístico de un determinado parámetro. Estos supuestos abarcan las fuentes de variación (suele asumirse normalidad multivariante), el comportamiento de variables que afectan al error de medida o de perturbación y la correlación entre ciertos pares de términos de error de medida o de perturbación. Gracias a este tipo de supuestos se consigue que el modelo sea operativo y pueda contrastarse estadísticamente (Batista y Coenders, 2000).

En la parte estadística se cuenta con tres tipos de parámetros: libres, fijos y restringidos. Los parámetros libres son aquellos cuyos valores numéricos desconocidos se estiman a partir de los datos obtenidos en la investigación pero que pueden estar influidos por los otros tipos de parámetros. Los parámetros fijos son los que tienen valores especificados a priori de acuerdo con el marco teórico de la investigación. Los parámetros restringidos presentan valores desconocidos iguales al menos a uno de los valores del resto de parámetros y pueden estar condicionados a valores de parámetros fijos o de otros parámetros restringidos (Cea, 2004). A partir de los parámetros se puede calcular el número de ecuaciones, también conocido como número de varianzas y covarianzas observadas o número de número efectivo de parámetros del modelo. El número de ecuaciones es la diferencia entre el número de parámetros libres y el número de restricciones que se han impuesto en tales parámetros mediante la fórmula $p(p+1)/2$, donde p es el número de las variables observadas, tanto exógenas como endógenas (Bisquerra, 1989; Catena et al. 2003; MacCallum, 1995, citado en Cea, 2004). El número de ecuaciones tendrá consecuencias en la identificación del modelo.

La identificación es el estudio de las condiciones que permiten que los parámetros tengan una solución única, es decir, que el modelo esté identificado. Para ello debe comprobarse el cumplimiento de una serie de condiciones para saber el grado de identificación del modelo. De esta manera se podrán estimar los parámetros del modelo en la siguiente fase del AFC. Así, por ejemplo, es importante calcular los grados de libertad del modelo. Los grados de libertad son la diferencia entre el número de ecuaciones y el número de parámetros libres a estimar. Para identificar un modelo es necesario que los grados de libertad sean iguales o mayores que cero, es decir, que el modelo esté sobreidentificado, al haber más ecuaciones que parámetros libres. En caso de que el modelo esté solo identificado o subidentificado, no se podrá proseguir con la etapa de estimación

del AFC (Batista y Coenders, 2000; Bisquerra, 1989; Catena et al. 2003; Cea, 2004).

Cabe señalar que en el modelado la simplicidad o parquedad es básica y está relacionada con los grados de libertad del modelo. El modelo más sencillo tiene más grados de libertad y explica la realidad con menor número de parámetros. Se trata de un tipo de modelo que es, al mismo tiempo, más fácilmente rechazable. En contraste, los modelos solo identificados no pueden refutarse, por lo que no son interesantes desde el punto de vista científico. Se trata de modelos cuyo grado de libertad es cero y que, aunque pueden estimarse siempre, proporcionan un ajuste perfecto a los datos y no simplifican la realidad (Batista y Coenders, 2000).

Suele ocurrir a menudo que quienes investigan cometen errores de especificación como, por ejemplo, la omisión de determinadas variables que juegan en el modelo un papel causal importante o el planteamiento incorrecto de la dirección de los efectos causales (Batista y Coenders, 2000; Hayduk, 1987, citado en Cea, 2004). Estos errores de especificación pueden implicar estimaciones sesgadas de los parámetros, por lo que se llega a conclusiones erróneas con respecto al modelo hipotetizado sobre el fenómeno a estudio (Cea, 2004). La detección de una mala especificación del modelo que explique su mal ajuste lleva a su reespecificación en la última fase del AFC (Cea, 2004). Los modelos mal especificados serán en el presente estudio de investigación uno de los focos de atención.

1.4. Fase de estimación de los parámetros

Como se ha dicho anteriormente, el AFC es un caso particular de los modelos SEM. Sin embargo, las características de la mayoría de tales modelos se podrían entroncar dentro del modelo de estructura de covarianza (Bollen, 1989). En este sentido, el objetivo básico es comparar la matriz de varianzas-covarianzas de las variables empíricas Σ (que resulta de la medición de un conjunto de variables) con la matriz de varianzas-covarianzas poblacional $\Sigma(\Theta)$ (que reproduce el modelo hipotetizado) para saber si $\Sigma = \Sigma(\Theta)$ (Bollen, 1989; Catena, et al., 2003; Flora y Curran, 2004).

Para la estimación de los parámetros que en el modelo teórico se han determinado previamente como libres existen una serie de métodos que tienen como objetivo que la diferencia entre Σ y $\Sigma(\Theta)$ sea la mínima posible (Bollen, 1989; Batista y Coenders, 2000; Cea, 2004).

Teniendo en cuenta que la estimación de parámetros se realiza a partir de las matrices de varianzas-covarianzas, en la estimación de parámetros se pretende minimizar una función de discrepancia entre las matrices de varianzas-covarianzas de las variables empíricas y poblacional que suele expresarse genéricamente de la siguiente manera (del Barrio y Luque, 2000, p. 505):

$$F = [s - \sigma(\Theta)]' W^{-1} [s - \sigma(\Theta)] \quad (3)$$

donde s es el vector de varianzas-covarianzas de las variables observadas, $\sigma(\Theta)$ es el vector de varianzas-covarianzas pronosticadas por parte del modelo, y W es la matriz de ponderación, que puede variar según la distribución de las variables observadas.

En caso de que se asuma que las variables observadas tengan una distribución normal multivariante, la expresión de la función de ajuste será (adaptado de del Barrio y Luque, 2000, p. 506):

$$F = \frac{1}{2} \text{Traza} [(S - \Sigma) W_2]^2 \quad (4)$$

donde S es la matriz de varianzas-covarianzas muestral, Σ es la matriz de varianzas-covarianzas pronosticada por el modelo, y W_2 es una matriz que puede adoptar formas diferentes de acuerdo con el método de estimación de parámetros elegido.

Aunque inicialmente los modelos de ecuaciones estructurales se centraban en el análisis de las matrices de varianza-covarianza, es también posible analizar matrices de correlación. Este tipo de matrices son matrices de varianzas-covarianzas estandarizadas que facilitan la interpretación de los resultados obtenidos para los constructos cuando las variables se corresponden con diferentes unidades de medida. El uso de las matrices de varianzas-covarianzas se aconseja cuando se pretende comparar diferentes muestras o poblaciones, ya que la unidad de medida de los indicadores se conserva en los coeficientes estimados. Por su parte, las matrices de correlación son preferibles cuando simplemente se pretende averiguar, respecto a los constructos de un modelo, cómo se relacionan entre sí y no tanto obtener una prueba precisa de la teoría subyacente mediante la explicación de las varianzas totales de los constructos (Cea, 2004; del Barrio y Luque, 2000).

1.4.1. Métodos de estimación

Lo que interesa a quienes investigan es que los modelos teóricos reproduzcan con la mayor fidelidad posible las relaciones que se dan entre las variables relevantes del fenómeno que se pretende explicar. A consecuencia de ello, para realizar la estimación de parámetros debe elegirse el método de estimación más adecuado, pues ello va a incidir posteriormente en el grado de ajuste del modelo teórico que estructura las variables del constructo a los datos empíricos.

Entre los diferentes requisitos que se deben cumplir para aplicar correctamente un AFC que

recoge Cea (2004), tales como observaciones independientes, linealidad de las relaciones entre variables, ausencia de colinealidad entre las variables, aditividad de los efectos, que las variables latentes y observadas sean continuas, normalidad multivariable de las variables observadas y adecuado tamaño muestral, en el presente trabajo de investigación se va a centrar la atención en las tres últimas condiciones citadas, que van a influir a la hora de elegir el método más adecuado de estimación de parámetros.

1.4.1.1. Métodos que utilizan correlaciones de Pearson

1.4.1.1.1. Método de Máxima Verosimilitud (ML)

Siguiendo a Flora et al. (2012), el Análisis Factorial (y, por extensión, el AFC) se utilizó inicialmente en el estudio de la evaluación de las habilidades cognitivas con el fin de desarrollar teorías sobre la inteligencia. Las variables dependientes de los instrumentos de medida utilizados en ese campo de investigación se corresponden con escalas de medida continuas. De aquí procede el uso en el Análisis Factorial de las correlaciones momento-producto de Pearson. Para la estimación de parámetros de los modelos cuando los datos observados son continuos y siguen una distribución normal multivariable, el método de Máxima Verosimilitud utiliza las correlaciones de Pearson (DiStefano, 2002).

El método de estimación de Máxima Verosimilitud o ML (abreviatura de Maximum Likelihood) es el que se elige en la mayoría de investigaciones aplicadas relacionadas con modelos SEM o con el AFC (Brown, 2006; Kline, 2011; Schermelleh-Engel, Moosbrugger y Müller, 2003).

La función de ajuste que se minimiza en el método ML se define de la manera siguiente (Bollen y Stine, 1993, p. 118):

$$F_{ML} = \ln |\Sigma(\Theta)| + tr[S \Sigma^{-1}(\Theta)] - \ln |S| - p \quad (5)$$

donde $\Sigma(\Theta)$ es la matriz de covarianzas poblacional, Θ es el vector tx1 que contiene los parámetros libres del modelo, S es la matriz de covarianzas que procede de las variables observadas, y p es el número de variables observadas.

Bajo el supuesto de normalidad multivariante, la función de ajuste del método ML puede expresarse mediante la fórmula (adaptada de del Barrio y Luque, 2000, p. 506):

$$F_{ML} = \frac{1}{2} tr \{ [S - \Sigma(\Theta)] \Sigma^{-1} \}^2 \quad (6)$$

En esta fórmula se ha sustituido la matriz de ponderación W_2 de la Ecuación 4, que facilita la eficiencia asintótica del método ML, por Σ^{-1} o matriz inversa de varianzas-covarianzas pronosticada por el modelo propuesto (del Barrio y Luque, 2000).

Para una correcta aplicación del método ML deben cumplirse, entre otros, los supuestos de normalidad multivariable, homoscedasticidad e independencia de los residuos. El cumplimiento de tales supuestos queda garantizado si el tamaño muestral es elevado. En este sentido, la sensibilidad en la detección de diferencias entre los datos aumenta conforme se incrementa el tamaño muestral.

En cuanto al tamaño muestral necesario al utilizar el método ML, Schermelleh-Engel et al. (2003) indican la norma general establecida por MacCallum, Browne y Sugawara (1996) por la que el número de sujetos debe ser igual o superior al número de variables observadas. Más concretamente, en caso de que las variables observadas sigan la distribución normal multivariable y que se haya especificado correctamente el modelo, Schermelleh-Engel et al. (2003) citan aportaciones como la de Muthén y Muthén (2002), que señalan una muestra mínima de 150 sujetos o las de Hoogland y Boomsma (1998) y Boomsma y Hoogland (2001), por las que el tamaño muestral mínimo contiene 200 sujetos. Otros autores como del Barrio y Luque (2000) o como Hair, Anderson, Tathan y Black (1999)(citado en Cea, 2004), indican que el tamaño muestral mínimo aconsejado al usar ML se sitúa entre 100 y 200 casos.

Como rasgo diferencial del método ML frente a otros, cabe destacar que al manejar muestras superiores a 400 ó 500 sujetos habrá diferencias significativas entre la matriz de datos y la matriz estimada aunque se trate de un modelo que tenga buen ajuste a los datos (Cea, 2004; del Barrio y Luque, 2000).

En caso de que no se cumpla el supuesto de normalidad multivariable, diversos estudios señalan que ML es bastante robusto. En este contexto, algunos de los trabajos que defienden esta perspectiva mencionados por Schermelleh-Engel et al. (2003) son los realizados por Boomsma y Hoogland (2001), Curran, West y Finch (1996), Muthén y Muthén (2002) y West, Finch y Curran (1995). En este sentido, hay estudios de simulación que indican que los parámetros estimados mediante ML cuando la no-normalidad es severa no son necesariamente eficientes, aunque siguen siendo consistentes (Schermelleh-Engel et al., 2003). Sin embargo, autores como Brown (2006) advierten que la asimetría en la distribución de las respuestas puede llevar a que los valores del índice de razón de verosimilitud χ^2 muestren un pobre ajuste del modelo hipotetizado y que, de ser la asimetría severa, las estimaciones de parámetros realizadas por el método ML serán incorrectas.

1.4.1.1.2. Método de Máxima Verosimilitud Robusta (RML)

Cuando no se cumple el supuesto de distribución normal multivariable, se puede aplicar el método de Máxima Verosimilitud Robusta o RML (abreviatura de Robust Maximum Likelihood). Al usar RML se considera que las variables observadas son de naturaleza continua, por lo que para la estimación de parámetros se utilizan las correlaciones de Pearson (Morata-Ramírez y Holgado-Tello, 2013).

La función de ajuste del método RML puede expresarse formalmente de la siguiente manera (Bentler, 2006, p. 4):

$$Q = (s - \sigma(\Theta))'W(s - \sigma(\Theta)) \quad (7)$$

donde s es el vector de estadísticos muestrales (correlaciones de Pearson), y σ es el vector de elementos poblacionales implicados en el modelo.

Para obtener las estimaciones de los parámetros mediante LISREL, con el método RML se obtiene una matriz de covarianzas CM y una matriz AC de covarianzas asintóticas. Esta matriz AC es necesaria cuando los datos no siguen la distribución normal multivariable (Jöreskog, 2004) y permite obtener la matriz W de ponderaciones (Brown, 2006; Mels, 2006). Además, de acuerdo con Flora et al. (2012) y con Yang y Liang (2013), dado que la distribución de los datos observados no sigue la normalidad multivariable, se utiliza el estadístico Ji-cuadrado escalado Satorra-Bentler (Satorra y Bentler, 1994).

Según Boomsma y Hoogland (2001), la utilización del método RML requiere un tamaño muestral mínimo de 400 sujetos, mientras que Yang-Wallentin y Jöreskog (2001) mencionan que es posible necesitar un tamaño mínimo de 2000 sujetos (Schermelleh-Engel, Moosbrugger y Müller, 2003).

A pesar de que los datos no sigan una distribución normal multivariable, los resultados con RML se consideran buenos (Boomsma y Hoogland, 2001; citado en Mascaray, 2011). Debido a que la curtosis multivariable está vinculada a Ji-cuadrado escalado y que Bentler (2006) señala que los resultados pueden verse afectados cuando la curtosis multivariable no alcanza un valor mínimo de 5 es preferible, en tal caso, prescindir de RML (Yang y Liang, 2013).

1.4.1.2. Métodos que utilizan correlaciones policóricas

Con el tiempo, en Psicología se han utilizado instrumentos de medida (como las escalas tipo Likert) cuyos ítems no se corresponden con escalas de medida continua, sino que producen distribuciones categoriales (de tipo ordinal cuando se trata de escalas tipo Likert). A pesar de ello, la ignorancia o la creencia en la robustez del Análisis Factorial lineal frente a datos de tipo categórico como los obtenidos mediante escalas de tipo Likert ha dado lugar a que se sigan utilizando correlaciones de Pearson (Flora et al., 2012).

Cuando se manejan variables categóricas en el Análisis Factorial, existen dos perspectivas alternativas al uso de correlaciones de Pearson: la aproximación mediante información plena (vinculada a la Teoría de Respuesta al Ítem) y la aproximación mediante información limitada (vinculada a las correlaciones policóricas). Un método de estimación de parámetros vinculado a la aproximación mediante información limitada es el de Mínimos Cuadrados No Ponderados (ULS) (Flora et al., 2012; Li, 2014). De acuerdo con Schermelleh-Engel et al. (2003), el método ULS es un caso especial del método de Mínimos Cuadrados Ponderados (WLS), por lo que este se describirá a continuación.

1.4.1.2.1. Método de Mínimos Cuadrados Ponderados (WLS)

En caso de que las variables observadas no sigan una distribución normal multivariable se puede recurrir a métodos de distribución libre asintótica, que utilizan en sus cálculos matrices de correlación policórica. Entre ellos, el método de Mínimos Cuadrados Ponderados (en inglés, Weighted Least Squares o, abreviado, WLS) es el más utilizado (Mascaray, 2011). A este respecto, cabe señalar que, aunque el método WLS fue creado originalmente para el tratamiento de datos continuos que no siguen la distribución normal, se trata del estimador que se suele utilizar con más frecuencia para datos categóricos (Brown, 2006).

El método WLS posee una función de ajuste para minimizar las diferencias entre matriz de covarianzas muestral y la pronosticada por el modelo que queda definida como (Schermelleh-Engel et al., 2003, p. 27) :

$$F_{WLS} = [s - \sigma(\Theta)]' W^{-1} [s - \sigma(\Theta)] \quad (8)$$

donde s es el vector de elementos no redundantes procedentes de la matriz de covarianzas muestral, σ es el vector de elementos poblacionales implicados en la matriz de covarianzas pronosticada por

el modelo, θ es el vector de parámetros ($t \times 1$), y W^{-1} es la matriz de ponderación definida positiva ($k \times k$), donde $k=p(p+1)/2$, siendo p el número de variables observadas.

Desde la perspectiva de la Ecuación genérica 3, cuando no se sigue la distribución normal multivariada, siguiendo a Batista y Coenders (2000), la matriz de ponderación W será igual a la inversa de la matriz de covarianza asintótica (AC) y se denominará H^{-1} si todas las variables observadas son continuas y G^{-1} si algunas de estas variables son ordinales. No obstante, también se puede aplicar el método WLS cuando las variables observadas se miden de manera categórica (Brown, 2006).

El uso de WLS supone una ventaja sobre otros métodos, porque los supuestos a cumplir sobre la distribución de las variables observadas son mínimos: no está sujeto al cumplimiento de normalidad multivariable (Batista y Coenders, 2000; Brown, 2006; Schermelleh-Engel et al., 2003; Schumacker y Lomax, 1996).

Frente a los aspectos positivos del método WLS, Schermelleh-Engel et al. (2003) señalan investigaciones como las de Boomsma y Hoogland (2001) y Olsson, Foss, Troye y Howell (2000), que apuntan a que el método ML, tanto con o sin corrección para no-normalidad, da mejores resultados que WLS. Por otra parte, este método WLS implica cálculos computacionales exigentes, por lo que su uso puede conllevar dificultades cuando se manejan modelos complejos por su gran número de variables observadas. Además, las investigaciones en Psicología con frecuencia no alcanzan el tamaño muestral necesario para una correcta estimación de parámetros mediante WLS (DiStefano, 2002; Yang y Liang, 2013). A este respecto, el tamaño muestral mínimo para un modelo determinado, de acuerdo con Jöreskog y Sörbom (1996a), se calcula para $p > 12$ a través de la fórmula “ $1.5p(p+1)$ ”, donde p es el número de ítems observados (DiStefano, 2002, p. 329). Así, con una muestra inferior a 200 sujetos, el método WLS muestra mal comportamiento y presenta más de un tercio de soluciones incorrectas (Boomsma y Hoogland, 2001; citado en Schermelleh-Engel et al., 2003). En caso de que las variables observadas no sigan la distribución normal, las recomendaciones sobre el tamaño muestral necesario son diversas: según Hoogland y Boomsma (1998) la muestra debe tener como mínimo 1000 sujetos y, de acuerdo con Boomsma y Hoogland (2001), Hoogland (1999) y Hu, Bentler y Kano (1992) un mínimo de 4000 ó 5000 sujetos, según el tipo de datos y de modelo (Schermelleh-Engel, et al., 2003).

1.4.1.2.2. Método de Mínimos Cuadrados No Ponderados (ULS)

Frente a problemas vinculados al método WLS, como la aparición de matrices no positivas definidas y las soluciones imprecisas se recomienda el uso del método de Mínimos Cuadrados No Ponderados (Babakus et al., 1987; citado en Li, 2014).

También conocido en inglés como Unweighted Least Squares (ULS), este método utiliza la siguiente función de ajuste para estimar los parámetros (Schermelleh-Engel et al. 2003, p. 30):

$$F_{ULS} = \frac{1}{2} tr \{ [S - \Sigma(\Theta)] \}^2 \quad (9)$$

No está establecido que los datos deban seguir una determinada distribución (Bollen, 1989; MacCallum, 2009, citado en Flora et al., 2012), por lo que el método ULS es bastante robusto cuando los datos no siguen la distribución normal multivariable.

El método ULS minimiza la raíz cuadrada de las correlaciones policóricas residuales (Muthén, 1978; citado en Flora et al., 2012). En la función de ajuste, la matriz de ponderación W_2 de la Ecuación 4 se ha sustituido por la matriz identidad. Así, cada elemento de la matriz residual $[S - \Sigma(\Theta)]$ recibe la misma ponderación igual a la unidad, por lo que la ponderación es inexistente (Cea, 2004; del Barrio y Luque, 2000). Este hecho diferencia a ULS de métodos como ML, en el cual los elementos residuales tienen peso desigual (Cea, 2004; del Barrio y Luque, 2000) lo cual, al mismo tiempo, supone una desventaja, pues al no ser necesario que las variables observadas sigan la distribución multinormal, las estimaciones de Θ mediante ULS tienen poca eficiencia (del Barrio y Luque, 2000; Schermelleh-Engel et al., 2003).

A pesar de presentar desventajas, el método ULS es apreciado porque es fácil de calcular y de comprender (del Barrio y Luque, 2000). Además, ULS es aplicable en situaciones en las que otros métodos de estimación no son factibles como, por ejemplo, en caso de que una de las variables de la matriz de datos dependa de una variable o más en la matriz (Saris y Stronkhorst, 1984; citado en Cea, 2004).

1.4.1.2.3. Método de Mínimos Cuadrados No Ponderados Robusto (RULS)

Cuando se manejan modelos complejos y/o no se alcanza el tamaño muestral mínimo requerido por el método WLS, se puede optar por el método de Mínimos Cuadrados No Ponderados Robusto.

Se trata de un método de estimación conocido en inglés como Robust Unweighted Least Squares (RULS), una variación robusta del método ULS. Al utilizarse el método RULS se considera que los datos observados se miden de acuerdo con una escala de medida ordinal, por lo que utiliza para sus cálculos las correlaciones policóricas. Además, también requiere para el cálculo de la función de ajuste F la matriz de covarianza asintótica (AC), pues los datos no siguen la distribución normal multivariable (Jöreskog, 2004; Morata-Ramírez y Holgado-Tello, 2013).

Puede expresarse formalmente como sigue (Yang-Wallentin, Jöreskog y Luo, 2010, p. 397):

$$F(r, \Lambda, \Phi) = [r - \rho(\Lambda, \Phi)]' V [r - \rho(\Lambda, \Phi)] \quad (10)$$

donde \mathbf{r} es un vector de correlaciones policóricas bajo la diagonal de la matriz \mathbf{R} de correlaciones policóricas, \mathbf{V} es una matriz positiva, y $\rho(\Lambda, \Theta)$ es un vector de los elementos de $\Lambda \Theta \Lambda'$ bajo la diagonal. Cabe tener en cuenta que, en este método RULS, la matriz \mathbf{V} es una matriz identidad.

Al utilizar el método RULS se maneja una matriz de correlaciones policóricas, tal y como ocurre también en el método ULS. Sin embargo, en la función RULS interviene una matriz AC que se calcula a partir de la matriz de correlaciones policóricas previamente obtenida (Yang-Wallentin et al., 2010; Morata-Ramírez, Holgado-Tello, Barbero-García y Méndez, 2015).

En definitiva, los cinco métodos de estimación de parámetros elegidos para este trabajo de investigación se interrelacionan según las variables observadas sigan o no la distribución normal multivariable y de que se consideren de tipo continuo o categórico. Así, si los datos observados siguen una distribución normal multivariable y se les considera de naturaleza continua, se dispone del método de estimación de Máxima Verosimilitud (ML). En caso de no-normalidad y que se asuma que las variables observadas son de naturaleza continua, los parámetros del modelo se pueden estimar mediante el método de Máxima Verosimilitud Robusta (RML). En caso de no-normalidad de los datos y de considerarse que las variables observadas son categóricas, se recomienda el uso del método de Mínimos Cuadrados Ponderados (WLS). El método WLS puede dar resultados sesgados con muestras que no alcanzan el mínimo tamaño requerido y con modelos complejos. En tales casos, se puede utilizar métodos como el de Mínimos Cuadrados No Ponderados (ULS) o el de Mínimos Cuadrados No Ponderados Robusto (RULS), que utilizan

correlaciones policóricas al considerar que los datos son de naturaleza categórica. La utilización de ULS permite superar algunos problemas como la aparición de matrices no positivas definidas o las soluciones imprecisas que pueden surgir al aplicar WLS y no requiere que las variables observadas sigan la distribución normal multivariable. En el caso de RULS, se utiliza para los cálculos, al igual que para los métodos RML y WLS, la matriz de covarianzas asintóticas (AC).

1.5. Fase de evaluación del modelo mediante índices de bondad de ajuste

La evaluación del grado de ajuste entre el modelo teórico que se ha establecido y los datos empíricos es posterior a la estimación de los parámetros mediante el método elegido.

El objetivo que se persigue con el AFC no es tanto que los modelos sean exactamente correctos, sino más bien que estén aproximados a la realidad (Batista y Coenders, 2000). En este sentido, interesa conocer el cálculo del error de medición, de manera que cuanto menor sea dicho error, mejor será la medición realizada (Cea, 2004).

De esta manera, en caso de darse un alto grado de semejanza entre la matriz de varianzas-covarianzas reproducida por el modelo y la matriz de varianzas-covarianzas muestral, el modelo teórico propuesto se convierte en una buena herramienta para explicar los datos observados (Catena et al., 2003).

Quienes investigan tienen a su disposición un conjunto de índices para realizar el análisis de la bondad de ajuste del modelo. En el caso del presente trabajo de investigación, los índices seleccionados son, según su orden de aparición en el fichero de salida del programa LISREL, los siguientes: Índice de razón de verosimilitud χ^2 , Error de la raíz cuadrada media de aproximación (RMSEA), Índice de ajuste no normalizado (NNFI), Índice de ajuste comparativo (CFI), Raíz del cuadrado medio del residuo (RMR), Índice de bondad de ajuste (GFI) e Índice de bondad de ajuste ajustado (AGFI).

1.5.1. Índice de razón de verosimilitud χ^2

De acuerdo con Fan, Wang y Thompson (1997), inicialmente la decisión acerca de la adecuación del modelo teórico era de tipo dicotómico: o bien el modelo propuesto se ajusta al modelo empírico o bien no se ajusta y queda rechazado. La base para tomar esta decisión radica en el índice de razón de verosimilitud χ^2 .

El índice de razón de verosimilitud χ^2 consiste en una prueba estadística en la cual la hipótesis nula declara la igualdad entre la matriz de observaciones Σ y la matriz estimada $\Sigma(\Theta)$,

mientras que la hipótesis alternativa defiende que estas dos matrices son diferentes entre sí. Para que la hipótesis nula no quede rechazada se establece un nivel de significación de la prueba superior a 0.05 ó 0.01, según el grado de exigencia a la prueba impuesto por quienes investigan (del Barrio y Luque, 2000).

Los grados de libertad de esta prueba estadística tienen la siguiente expresión formal, en la que se observa que el número de variables del modelo juega un papel crucial (Cea, 2004, p. 571):

$$gl = \frac{1}{2}[(p + q)(p + q + 1)] - t \quad (11)$$

donde \mathbf{p} es el número de variables exógenas observadas, \mathbf{q} es el número de variables endógenas observadas, y \mathbf{t} es el número de parámetros independientes (o coeficientes) estimados en el modelo.

Al aplicar la prueba χ^2 , habrá variaciones en dicha prueba de acuerdo con la función de ajuste correspondiente al método de estimación de parámetros aplicado (Cea, 2004; Schumacker y Lomax, 1996). Así, por ejemplo, la expresión $\chi^2 = (n - 1)F_{ML}$ (donde n es el tamaño muestral) se utiliza si se maneja el método de Máxima Verosimilitud (ML), mientras que se aplicará la expresión $\chi^2 = (n - 1)F_{GLS}$ en caso de elegir el método de Mínimos Cuadrados Generalizados (GLS) (Schumacker y Lomax, 1996; Brown, 2006).

Desde una perspectiva práctica, para el cálculo del índice de razón de verosimilitud χ^2 utilizando el programa LISREL se pueden obtener, en la fase de evaluación del ajuste del modelo a los datos empíricos, cuatro tipos de valores de χ^2 según el método de estimación elegido: C1 (“Minimum Fit Function Chi-Square”), C2 (“Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square”), C3 (“Satorra-Bentler Scaled Chi-Square”) y C4 (“Chi-Square Corrected for Non-Normality”) (Jöreskog, 2004).

El índice C3, también conocido como Ji-cuadrado escalado de Satorra-Bentler o SB χ^2 (Satorra y Bentler, 1994, citado en Batista y Coenders, 2000) y mencionado anteriormente al hablar del método RML, es el indicado en casos de no-normalidad. Este índice C3 es el cociente entre el valor χ^2 y una constante k . Esta constante proviene del nivel de curtosis, de los grados de libertad del modelo y de la matriz residual (Cea, 2004).

Para la aplicación de esta prueba estadística es necesario que los datos de la muestra sigan una distribución normal multivariable y que la muestra sea suficientemente grande para asegurar las propiedades asintóticas del estadístico χ^2 (del Barrio y Luque, 2000; Matsueda y Bielby, 1986).

Como se ha mencionado previamente, el método ML muestra bastante robustez cuando se incumple el supuesto de normalidad multivariable. Sin embargo, de acuerdo con los hallazgos de

Curran et al. (1996) y West et al., (1995), en caso de no-normalidad severa, el método ML da lugar, mediante el índice de razón de verosimilitud χ^2 , a una gran proporción de error Tipo I por el que se rechaza el modelo (Schermelleh-Engel et al., 2003).

En relación con la muestra, Fan et al. (1997) advierten que con tamaños muestrales grandes suele ocurrir que con la prueba χ^2 se rechacen modelos que tengan sentido en relación con el fenómeno empírico a estudio y que impliquen diferencias mínimas con la matriz de covarianzas muestral. En este sentido, del Barrio y Luque (2000) señalan que esto puede ocurrir con tamaños muestrales superiores a 400 sujetos, mientras que el disponer de muestras inferiores a 100 sujetos puede dar lugar a la aceptación del modelo, pese a que en realidad haya diferencias importantes entre la matriz de observaciones y la matriz estimada.

Como afirman Fan et al. (1997), quienes investigan se encuentran ante un dilema, pues el modelo que defienden acerca de la estructura de los datos podría ser rechazado por la prueba estadística y, al mismo tiempo, una muestra compuesta por un gran número de observaciones incrementa la potencia de la prueba χ^2 , por lo que es más probable rechazar la hipótesis nula. Esto es debido a que una evaluación del ajuste del modelo basado en una prueba de significación estadística da lugar a que, como en cualquier prueba de este tipo, la potencia de la prueba se incrementa con el aumento del tamaño muestral, pues el estadístico χ^2 se hace mayor cuantos más sujetos hay (Thompson, 1996; citado en Fan et al., 1997).

Dado que la prueba χ^2 es sensible al grado en el que las variables observadas se apartan de la normalidad multivariable (Schumacker y Lomax, 1996) y al tamaño de la muestra (Byrne, 1998), conviene, siguiendo a Cea (2004), recoger información de otros índices de bondad de ajuste que enriquezcan la aportada por el índice de razón de verosimilitud χ^2 . Además, no debe dejarse de lado el hecho de que las características del modelo en cuanto a su complejidad también afectan al índice de razón de verosimilitud χ^2 , debido a que el valor χ^2 tiende a disminuir si el modelo propuesto tiene un alto número de parámetros libres en comparación con modelos más sencillos (Schermelleh-Engel et al., 2003). Así, Jöreskog y Sörbom (1993) sugieren que el test χ^2 de bondad de ajuste se considere un índice descriptivo y no tanto como una prueba estadística formal (Schermelleh-Engel et al., 2003).

1.5.2. Error de la raíz cuadrada media de aproximación (RMSEA)

El índice RMSEA, planteado por Steiger y Lind (1980) (Byrne, 1998), puede expresarse con la siguiente fórmula (Kline, 2011, p. 205):

$$RMSEA = \sqrt{\frac{\chi_M^2 - df_M}{df_M(N-1)}} \quad (12)$$

donde χ_M^2 representa el valor χ^2 del modelo hipotetizado, df_M son los grados de libertad del modelo hipotetizado, y N es el tamaño muestral.

En la prueba estadística ligada al índice χ^2 de razón de verosimilitud, la hipótesis nula afirma que el ajuste del modelo teórico es exacto, lo cual en la práctica no suele ser verdad y, además, es muy probable rechazar esta hipótesis por la influencia del tamaño muestral (Schermelleh-Engel et al., 2003).

Con el índice RMSEA se pretende superar esta situación averiguando si el modelo hipotetizado tiene un "ajuste cercano" a la matriz de covarianzas poblacional. Es decir, se sustituye la hipótesis nula que en la prueba mencionada defiende un ajuste exacto del modelo propuesto por la hipótesis nula por la cual el ajuste del modelo es bastante aproximado a la población (Browne y Cudeck, 1993 y Kaplan, 2000; citados en Schermelleh-Engel et al., 2003). Por tanto, RMSEA permite saber la bondad de ajuste esperada si el modelo no fuera estimado en la muestra sino en la población (del Barrio y Luque, 2000).

El ajuste es mejor cuanto menor sea el valor del índice RMSEA, cuyo valor mínimo es cero (Cea, 2004). Desde una perspectiva práctica, si el valor RMSEA es menor a 0.05 el modelo presenta buen ajuste; cuando el índice RMSEA tenga valores entre 0.05 y 0.08 el ajuste del modelo teórico es razonable. Los valores RMSEA entre 0.08 y 0.10 indican ajuste mediocre, mientras que valores RMSEA mayores que 0.10 informan que el modelo propuesto presenta mal ajuste (Browne y Cudeck, 1993 y MacCallum et al., 1996; citados en Byrne, 1998).

Además de la estimación puntual de RMSEA, el programa LISREL aporta también una estimación por intervalo al 90% y una prueba estadística que, en caso de que el nivel de significación sea $p > .05$, indica que el modelo propuesto tiene buen ajuste, tal y como ocurre en la prueba estadística del índice de razón de verosimilitud χ^2 (del Barrio y Luque, 2000; Cea, 2004). Para el presente trabajo de investigación se utilizarán únicamente los valores procedentes de la estimación puntual.

En cuanto a las características de RMSEA, de acuerdo con la Ecuación 12, en el denominador aparecen los grados de libertad del modelo y el tamaño muestral. Por tanto, el valor de RMSEA disminuye cuanto mayor sea la parsimonia del modelo (es decir, con mayor número de grados de libertad) o bien cuanto mayor sea la muestra (Kline, 2011). En este contexto, Breivik y

Olsson (2001) encontraron que los modelos pequeños con relativamente pocas variables o factores tendían a ser rechazados por su complejidad (Kline, 2011). Esto se debía a que los modelos más pequeños tienen un relativamente menor número de grados de libertad, mientras que en los modelos grandes hay más espacio para mayores grados de libertad (Kline, 2011). Sin embargo, cabe señalar que los modelos con mayor grado de libertad no se ven necesariamente favorecidos con RMSEA, pues la corrección por parsimonia disminuye a medida que se incrementa el tamaño muestral (Mulaik, 2009, citado en Kline, 2011).

1.5.3. Índice de ajuste no normalizado (NNFI)

El Índice de ajuste no normalizado o NNFI (iniciales de Non-Normed Fit Index) fue creado en el contexto del análisis factorial por Tucker y Lewis (1973) y, más tarde, Bentler y Bonett (1980) lo desarrollaron en el marco de los modelos SEM, dando lugar al índice NNFI, también conocido como Índice Tucker-Lewis o TLI (iniciales en inglés de Tucker-Lewis Index) (Schermelleh-Engel et al., 2003; Schumacker y Lomax, 1996).

El índice NNFI puede expresarse como (adaptado de Schermelleh-Engel et al., 2003, p. 41):

$$NNFI = \frac{\frac{F_i}{df_i} - \frac{F_t}{df_t}}{\frac{F_i}{df_i} - \frac{1}{N-1}} = \frac{\frac{\chi_i^2}{df_i} - \frac{\chi_t^2}{df_t}}{\frac{\chi_i^2}{df_i} - 1} \quad (13)$$

donde F_i es el modelo de independencia o modelo línea base, F_t es el modelo teórico propuesto, χ_i^2 es el valor χ^2 del modelo de independencia o modelo línea base, χ_t^2 es el valor χ^2 del modelo teórico propuesto, df_i son los grados de libertad asociados al modelo de independencia o modelo línea base, df_t son los grados de libertad asociados al modelo teórico propuesto, y N es el tamaño muestral.

Como se puede observar, el índice NNFI toma en consideración la complejidad de los modelos de independencia e hipotetizado (Byrne, 1998). En este sentido, los modelos con mayores restricciones, es decir, con mayor grado de parsimonia, son favorecidos con un mayor valor en NNFI (Schermelleh-Engel et al., 2003).

Dado que se trata de un índice no normalizado, es posible que NNFI se encuentre fuera de los límites del rango de valores entre 0 y 1 (Byrne, 1998; Schermelleh-Engel et al., 2003). A este respecto, se considera que el modelo propuesto presente buen ajuste cuando los valores NNFI son

iguales o superiores a 0.95 (Hu y Bentler, 1999; citado en Hooper, Coughlan y Mullen, 2008).

Una de las principales ventajas derivadas del uso de NNFI es el hecho de que se trata de uno de los índices de bondad de ajuste sobre el cual el tamaño muestral ejerce menor influencia (Ding, Velicer y Harlow, 1995 y Gerbing y Anderson, 1992, citados en Cangur y Erkan, 2015; Schermelleh-Engel et al., 2003). Sin embargo, autores como Bentler (1990), Kline (2005) y Tabachnik y Fidell (2007) advierten que, en caso de que el tamaño muestral sea pequeño, NNFI puede indicar pobre ajuste del modelo pese a que otros índices indiquen que el modelo presenta buen ajuste (Hooper et al., 2008).

1.5.4. Índice de ajuste comparativo (CFI)

Bentler (1990) propone el índice CFI al observarse que el índice NFI de Bentler y Bonett (1980) mostraba para muestras pequeñas cierta tendencia a infraestimar la bondad de ajuste (Schermelleh-Engel et al., 2003).

Este índice se formula de la manera siguiente (Kline, 2011, p. 208):

$$CFI = 1 - \frac{\chi_M^2 - df_M}{\chi_B^2 - df_B} \quad (14)$$

donde χ_M^2 es el valor χ^2 del modelo propuesto, χ_B^2 es el valor χ^2 del modelo línea base, df_M son los grados de libertad del modelo propuesto, y df_B son los grados de libertad del modelo línea base.

Con el índice CFI se mide la mejora relativa en el ajuste del modelo propuesto respecto al modelo línea base, que habitualmente es el modelo de independencia (Kline, 2011).

El valor de CFI depende de los mismos supuestos que RMSEA acerca de la distribución (esto es, CFI sigue también la distribución χ^2 no-central), por lo que en caso de incumplimiento del supuesto los valores CFI pueden no ser precisos (Kline, 2011).

Los resultados de CFI oscilan entre los valores extremos 0 y 1, indicando este último valor que el ajuste del modelo teórico propuesto es perfecto (Cea, 2004). Además, se considera que el ajuste es adecuado cuando el valor de CFI es igual o superior a 0.90 (Bentler, 1992; citado en Byrne, 1998).

Diferentes estudios (Bentler, 1990; Bollen, 1990; Hu y Bentler, 1995, 1998, 1999) señalan que el índice CFI, junto con el NNFI, es uno de los índices de bondad de ajuste con un menor influencia del tamaño muestral (Schermelleh-Engel et al., 2003). Así, Bentler (1990) señala que CFI

se comporta correctamente incluso en muestras pequeñas (Cea, 2004). Por este motivo, CFI es uno de los índices más utilizados y está presente en todos los programas SEM (Fan, Thompson y Wang, 1999; citado en Hooper et al., 2008). Sin embargo, el índice CFI es sensible cuando las variables observadas no siguen la normalidad multivariable (Cea, 2004). En este sentido, West et al., (1995) han observado que si se aplica el método de estimación de Máxima Verosimilitud para muestras de 100 sujetos de modelos cuyas variables dependientes tienen una asimetría=3 y una curtosis=2.1, el índice CFI subestima el modelo empírico (Cea, 2004).

1.5.5. Raíz del cuadrado medio del residuo (RMR)

El índice RMR (en inglés, Root Mean Square Residual), propuesto por Jöreskog y Sörbom (1981), representa el valor residual promedio que procede de la diferencia entre las matrices de covarianzas de los datos muestrales y del modelo teórico (Byrne, 1998; Schermelleh-Engel et al., 2003). Una manera de expresar formalmente este índice es la siguiente (Schermelleh-Engel et al., 2003, p. 37):

$$RMR = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^i (s_{ij} - \hat{\sigma}_{ij})^2}{p(p+1)/2}} \quad (15)$$

donde s_{ij} representa un elemento de la matriz de covarianzas empíricas, $\hat{\sigma}_{ij}$ representa un elemento de la matriz de covarianzas implicada por el modelo, y p es el número de variables observadas.

Cuanto más se aproxima RMR a 0, mayor es el ajuste del modelo hipotetizado, pues significa que entre las matrices de covarianzas muestral y la poblacional hay un parecido mayor (Byrne, 1998; Kline, 2011; Schermelleh-Engel et al., 2003; Valdivieso, 2013). Concretamente, Cole (1987) indica que un valor RMR menor que 0.05 indica buen ajuste (Waldman, Rhee, Levy y Hay, 2001).

Los valores de este índice dependen de las escalas de las variables dependientes, por lo que si hay ítems con diferentes escalas es difícil interpretar los resultados obtenidos. En tales casos es preferible utilizar el índice RMR estandarizado, conocido como SRMR (Standardised Root Mean Square Residual), que utiliza matrices de correlaciones (Byrne, 1998; Kline, 2011). En el caso del presente estudio, no fue necesario recurrir a este último índice debido a que las variables observadas estaban medidas en la misma escala.

1.5.6. Índice de bondad de ajuste (GFI)

El índice GFI (en inglés, Goodness of Fit Index) es un índice de ajuste absoluto elaborado por Jöreskog y Sörbom (1982) (Kline, 2011). Mide la proporción de varianza-covarianza de la matriz de covarianzas muestral que se pronostica a través de la matriz de covarianzas implicada por el modelo (Schermelleh-Engel et al., 2003). De esta manera, se sabe en qué grado el modelo propuesto replica la matriz de covarianzas observadas (Diamantopoulos y Siguaaw, 2000, citado en Hooper et al., 2008).

El índice GFI puede expresarse formalmente como (Schermelleh-Engel et al., 2003, p. 42):

$$GFI = 1 - \frac{F_t}{F_n} = 1 - \frac{\chi_t^2}{\chi_n^2} \quad (16)$$

donde F_t es el valor de la función de ajuste del modelo propuesto (target), F_n es el valor de la función de ajuste del modelo línea base o nulo (null), χ_t^2 es el valor χ^2 del modelo propuesto, y χ_n^2 es el valor χ^2 del modelo nulo o base.

De esta manera, con GFI se conoce el grado en el que el modelo teórico propuesto se ajusta mejor que el modelo nulo, es decir, aquel en el que todos los parámetros está fijado el valor cero (Jöreskog y Sörbom, 1993, citado en Schermelleh-Engel et al., 2003).

El valor de GFI oscila entre 0 y 1, indicando cada uno de estos valores un mal ajuste y un ajuste perfecto, respectivamente. Un valor del índice GFI igual o superior a 0.90 indica que el ajuste es aceptable (Bentler y Bonett, 1980, citado en Cea, 2004).

Es posible que se sobrepasen los valores extremos de su rango de valores. Así, en muestras pequeñas o con ajuste muy pobre pueden obtenerse valores GFI inferiores a cero. En contraposición, en modelos infraidentificados o sobreidentificados los valores de GFI pueden ser superiores a 1, pues el valor χ^2 del modelo propuesto es cercano a cero (Kline, 2011). Cabe recordar que en los modelos sobreidentificados hay más ecuaciones que parámetros libres, dándose la situación inversa en el caso de los modelos infraidentificados.

El uso de GFI permite una fácil interpretación de sus resultados y supone un índice de gran utilidad cuando se pretende comparar diversos modelos para una determinada serie de datos (Cea, 2004). No obstante, se observa un incremento de GFI cuanto mayor es el número de parámetros (MacCallum y Hong, 1997, citado en Hooper et al., 2008).

En cuanto a la influencia del tamaño muestral, Marsh, Balla y McDonald (1988) señalan que los valores medios de GFI tienden a aumentar conforme se incrementa el tamaño muestral

(Kline, 2011). En la misma línea, Bollen (1990) observó que aumentan los valores de GFI cuanto mayor es el número de sujetos (Hooper et al., 2008). Así mismo, se ha observado que al usar GFI con bajas saturaciones factoriales es más probable aceptar modelos mal especificados (Shevlin y Miles, 1998). Por su parte, Sharma, Mukherjee, Kumar, y Dillon (2005) desaconsejan rotundamente el uso de GFI debido a la influencia que sobre él ejerce el tamaño muestral y el número de indicadores, así como por su mal comportamiento a la hora de detectar modelos mal especificados.

1.5.7. Índice de bondad de ajuste ajustado (AGFI)

El índice de bondad de ajuste ajustado o AGFI (en inglés, Adjusted Goodness of Fit Index), propuesto por Jöreskog y Sörbom (1984), es otro recurso para evitar la influencia del tamaño muestral al determinar el grado de ajuste del modelo (Matsueda y Bielby, 1986). Su fórmula es (Schermelleh-Engel et al, 2003, p. 43):

$$AGFI = 1 - \frac{df_n}{df_t} (1 - GFI) = 1 - \frac{\frac{\chi_t^2}{df_t}}{\frac{\chi_n^2}{df_n}} \quad (17)$$

Donde χ_t^2 es el valor χ^2 del modelo teórico propuesto, χ_n^2 es el valor χ^2 del modelo nulo o base, df_t son los grados de libertad del modelo teórico propuesto, y df_n son los grados de libertad del modelo nulo o base.

AGFI, al igual que el índice NNFI, tiene en cuenta la complejidad del modelo. Se trata de un índice que ajusta el índice GFI según los grados de libertad, de manera que cuanto mayor sea la similitud entre los grados de libertad del modelo propuesto y los grados de libertad del modelo base, el índice AGFI estará más próximo a GFI (Schermelleh-Engel et al, 2003).

Al optar por usar AGFI, se recompensan los modelos menos complejos con menor número de parámetros en pro de la parsimonia (Byrne, 1998; Schermelleh-Engel et al, 2003).

Al igual que GFI, los valores AGFI oscilan entre 0 y 1, siendo los valores elevados (concretamente, mayores que 0.90) indicativos de buen ajuste (Cea, 2004).

Autores como Hu and Bentler (1998) no recomiendan el uso de GFI ni de AGFI por su sensibilidad al tamaño muestral, mientras que Marsh et al. (1988) señalan, además, la sensibilidad inconsistente e insuficiente a modelos mal especificados que presentan ambos índices (Byrne, 2006). Pese a ello, GFI y AGFI continúan siendo elegidos para las investigaciones por su importancia histórica (Hooper, et al., 2008).

1.6. Objetivos del estudio

Los elementos fundamentales de este trabajo (validez, escalas tipo Likert, AFC, métodos de estimación e índices de bondad de ajuste), se enmarcan dentro de la perspectiva de Flora et al. (2012), quienes, haciéndose eco de las recomendaciones de MacCallum (2003) y Rodgers (2010), consideran importante realizar estudios de análisis de sensibilidad en los que se apliquen diferentes métodos de estimación a los mismos datos con el fin de comparar sus resultados posteriormente. En este sentido, en la actualidad se cuenta con diversos estudios de simulación que indagan en el error Tipo I y en la potencia de los métodos de estimación de parámetros para determinar si un modelo hipotetizado se ajusta a los datos empíricos. Entre las investigaciones más recientes se pueden mencionar las realizadas por Bandalos (2014), Holgado-Tello, Morata-Ramírez y Barbero (2016), Morata-Ramírez y Holgado-Tello (2013), Morata-Ramírez et al. (2015), Lei (2009), Li (2016a,b), Sass, Schmitt y Marsh (2014), Savalei y Rhemtulla (2013), Yang y Liang (2013) y Yang-Wallentin, Jöreskog y Luo (2010), sin olvidar las aportaciones de Flora y Curran (2004). Por otra parte, investigadores como Lei (2009) son partidarios de la perspectiva de Curran, Bollen, Paxton, Kirby y Chen (2002) que apunta a la necesidad de comparar el comportamiento de diversos métodos de estimación de parámetros ante modelos que varíen en aspectos como, por ejemplo, el tipo de mala especificación, el grado de no-normalidad de las variables observadas o el tamaño muestral.

Como se ha mencionado previamente, entre los métodos de estimación utilizados en el AFC para determinar la validez de constructo de los instrumentos de medida, el método de Máxima Verosimilitud, que es el utilizado con más frecuencia, requiere el cálculo del coeficiente de correlación de Pearson (DiStefano, 2002; Brown, 2006). Tal y como señalan autores como DiStefano (2002), Flora y Curran (2004), Holgado-Tello et al. (2010) y Li (2016a,b), en la investigación social es cada vez más frecuente la utilización de instrumentos de medida que demandan de los sujetos respuestas categóricas que, a su vez, dan origen a escalas ordinales. De acuerdo con Coenders y Saris (1995), cuando se calculan las correlaciones de Pearson a partir de los datos obtenidos mediante una escala de tipo Likert para medir un constructo cuyas variables latentes son de naturaleza continua se cometen errores de categorización, estudiados por Johnson y Creech (1983) y O'Brien (1985). Esto se debe a que el utilizar correlaciones de Pearson al aplicar el método de Máxima Verosimilitud implica asumir que las escalas Likert se corresponden con escalas de medida de intervalo cuando, en realidad, su escala de medida es ordinal (Holgado-Tello et al., 2010). Esta discrepancia entre la escala de medida continua de las variables latentes del constructo a estudio y la escala de medida ordinal con la que se toman observaciones debe ser tomada en cuenta a la hora de elegir el método correcto de estimación de parámetros.

Además, al utilizar las escalas tipo Likert es necesario tener en cuenta determinados

aspectos. Por ejemplo, se afirma que las variables observadas de tipo ordinal incumplen gravemente el requisito de normalidad multivariable cuando hay pocas categorías de respuesta (Lubke y Muthen, 2004; citado por Li, 2016a). Además, hay estudios de simulación en los que se señala que la asimetría severa con origen en la categorización implica que, posiblemente, tanto los valores aumentados de los estadísticos χ^2 como los valores con tendencia decreciente de las cargas factoriales y los valores obtenidos para los errores estándar estén sesgados al usar el método de Máxima Verosimilitud (Beauducel y Herzberg, 2006; Kaplan, 2009; Muthén y Kaplan, 1985, 1992; citados en Li, 2016a). En este sentido, el uso del índice de razón de verosimilitud χ^2 en distribuciones de respuesta con asimetría severa da lugar a un incremento de la proporción de error Tipo I, el cual implica el rechazo del modelo hipotetizado (Curran, West y Finch, 1996 y West, Finch y Curran, 1995; citados en Schermelleh-Engel, Moosbrugger y Müller, 2003). El tamaño muestral del modelo teórico hipotetizado también va a influir, como se ha visto en anteriores apartados, en la elección del método de estimación y en los resultados de los índices de bondad de ajuste.

Teniendo en cuenta lo expuesto anteriormente, se ha centrado el presente trabajo en poner de manifiesto, mediante estudios de simulación en el marco del Análisis Factorial Confirmatorio, el comportamiento de una serie de métodos de estimación en función de la combinación del número de factores, del número de categorías de respuesta, del grado de asimetría y del tamaño muestral que caracterizan modelos tanto bien como mal especificados.

Concretamente, como primer objetivo, se indaga en la capacidad de cinco métodos de estimación (ML, RML, WLS, ULS, RULS) para aceptar o rechazar correctamente los modelos bien y mal especificados según los resultados obtenidos mediante la prueba estadística vinculada al índice de razón de verosimilitud χ^2 . Los modelos varían en cuanto a número de factores, número de categorías, grado de asimetría y tamaño muestral, por lo que se trata de conocer la influencia que estas condiciones experimentales ejerce sobre los métodos de estimación analizados. Este primer objetivo se aborda en el Capítulo 2.

Como segundo objetivo, se comparan los métodos de estimación en cuanto a sus diferencias a la hora de evaluar el grado de ajuste de los modelos simulados, según los valores obtenidos en un total de siete índices de bondad de ajuste (χ^2 , RMSEA, NNFI, CFI, RMR, GFI y AGFI). Con ello se pretende descubrir la influencia que sobre tales índices ejercen las características de los modelos, teniendo presente los puntos de corte establecidos para cada índice a la hora de determinar la bondad de ajuste de los modelos. Este segundo objetivo se trata en el Capítulo 3, teniendo en cuenta que en el presente estudio no se pretende valorar la adecuación de tales valores de corte, sino que los resultados obtenidos permitirán aportar recomendaciones en el uso de métodos de estimación e

índices de bondad de ajuste.

CAPÍTULO 2

Comparación del error Tipo I y la potencia entre métodos de estimación según los factores experimentales manipulados

Tal y como se ha comentado en el capítulo anterior, en este capítulo se lleva a cabo un estudio de simulación que tiene como objetivo analizar el error Tipo I y la potencia de los métodos de estimación descritos.

MÉTODO

2.1. Estudio de simulación: Condiciones experimentales

En el presente estudio de simulación se manipularon 4 condiciones experimentales: a) número de factores, b) número de categorías de respuesta, c) grado de asimetría de los ítems, y d) tamaño muestral.

El número de factores presenta 5 niveles experimentales (2, 3, 4, 5 y 6 factores). Los factores presentaban una relación ortogonal entre ellos y, por tanto, no estaban correlacionados. Para cada factor se simularon 3 ítems, que se considera el número mínimo de elementos para que un factor quede bien representado. En este sentido, en Psicología de las Organizaciones pueden encontrarse escalas que cuentan únicamente con tres ítems (Holgado-Tello, Chacón-Moscoso, Barbero-García y Sanduvete-Chaves, 2006); en la escala CERQ de regulación emocional (Garnefski y Kraaij, 2007) hay tan solo cuatro para medir cada una de las nueve dimensiones de la escala.

Las saturaciones factoriales de los ítems se mantuvieron constantes para todos los factores, es decir, siempre eran 0.9, 0.8 y 0.7 para el primer, segundo y tercer ítem, respectivamente. Los ítems se generaron según una distribución normal $N(0, 1)$. A continuación, estas respuestas se categorizaron de acuerdo con una escala tipo Likert de 3, 4, 5 y 6 puntos, es decir, el número de categorías de respuesta quedó configurado con 4 niveles experimentales. Las escalas tipo Likert se categorizaron de tal modo que: a) se mantuviera simétrica la distribución de las respuestas a todos los ítems, b) se introdujera asimetría moderada en todos los ítems o c) se introdujera asimetría severa en todos los ítems. De esta forma el grado de asimetría presentaba 3 niveles experimentales (asimetría = 0; asimetría = 1, moderada y asimetría = 2, severa).

Para categorizar las escalas tipo Likert el continuo se dividió, de acuerdo con Bollen y Barb (1981), en intervalos iguales desde $z=-3$ a $z=3$ para calcular los umbrales de la condición en la que la distribución de respuestas a todos los ítems fuera simétrica (asimetría=0). Para distribuciones asimétricas los umbrales se calcularon, siguiendo a Muthén y Kaplan (1985), de tal modo que las observaciones se acumularan en uno de los extremos de los puntos de respuesta conforme el grado de asimetría se incrementara. De manera alterna, la mitad de las variables de cada factor se categorizaron con la misma asimetría positiva y el resto de variables con la misma asimetría negativa con la finalidad de simular factores de dificultad. En el Apéndice A se pueden consultar los valores de los umbrales utilizados para la categorización cuando se trata de distribuciones de respuesta simétricas, con asimetría moderada y con asimetría severa.

Finalmente, el tamaño muestral presenta 6 valores experimentales (100, 150, 250, 450, 650, y 850 sujetos).

La elección de estos factores experimentales se debe a que recogen en gran medida, gran parte de las condiciones aplicadas en las que se utiliza esta metodología. De esta forma, el número de factores oscila entre 2 y 6, rango que incluye la mayoría de las dimensiones teóricas investigadas en la literatura. Así, por ejemplo, el número de factores de los modelos para evaluar personalidad suele oscilar entre 4 y 8 factores (Beauducel y Wittman, 2005) mientras que, históricamente, los modelos para evaluar inteligencia presentan entre 2 y 7 factores (Frazier y Youngstrom, 2007).

El número de categorías de las variables observadas en este estudio oscila entre 3 y 6. En este sentido, Bentler (2006) señala que el número máximo de categorías de respuesta de las variables categóricas oscila entre 5 y 7, pues a partir de 7 categorías se considera que la variable se aproxima a una medida continua. Respecto a variables con 2 categorías de respuesta, en el ámbito de Psicología de la Personalidad, Muñiz, García-Cueto y Lozano (2005) defienden la perspectiva de Velicer, DiClemente y Corriveau (1984) por la cual las escalas tipo Likert son más adecuadas que los cuestionarios con 2 alternativas de respuesta. Además, para este tipo de variables hay teorías de la medición como la Teoría de Respuesta al Ítem, con mucho poder explicativo. En este sentido, cabe recordar el modelo de respuesta graduada de Samejima (1969) y su concreción a las escalas tipo Likert realizada por Muraki (1990) (Hernández, Muñiz y García, 2000).

La asimetría oscila entre 0 y 3, rango suficientemente amplio como para recoger la mayoría de los niveles de asimetría que se encuentran en la investigación aplicada.

Y, finalmente, el tamaño muestral elegido oscila entre 100 y 850 sujetos. A este respecto se puede señalar la revisión bibliográfica de Newsom (2015), según la cual los estudios de simulación suelen realizarse con muestras de 100 a 1000 sujetos.

La combinación de los 4 factores experimentales (el número de factores, el número de

categorías de respuesta, el grado de asimetría de los ítems y el tamaño muestral) produjo 360 condiciones experimentales (5x4x3x6) que se replicaron en 500 ocasiones. Estas repeticiones se realizaron mediante la versión 2.12.0 del programa R, disponible a través de software del tipo “shareware” (R Development Core Team, 2010) que invocaba sucesivamente a PRELIS 2.0 (Jöreskog y Sörbom, 1996b) para la generación de las correspondientes matrices de datos de acuerdo con las especificaciones resultantes de la combinación de las condiciones experimentales. De esta forma, para cada matriz generada se obtenía la matriz de correlaciones de Pearson, la de correlaciones policóricas y la de varianzas-covarianzas asintótica.

Una vez obtenidas las matrices de correlaciones y de varianzas-covarianzas asintóticas para cada matriz de datos generada bajo las especificaciones concretas de los factores experimentales, se ejecutó el correspondiente Análisis Factorial Confirmatorio sucesivamente, es decir, hasta 500 veces (uno por cada replicación). Al igual que en el caso anterior, se utilizó la versión 2.12.0 del programa R, que invocaba sucesivamente a LISREL 8.80 (Jöreskog y Sörbom, 2006). El modelo teórico que se sometía a prueba mediante LISREL era de dos tipos:

1. Modelos especificados correctamente: El modelo teórico que se especifica en la sintaxis de LISREL corresponde exactamente con el modelo que ha permitido generar los datos. Así por ejemplo, si estamos trabajando con un modelo de 5 factores y 850 sujetos, en la sintaxis se especifica que el modelo a probar es de 5 factores, donde cada ítem se hace saturar en su factor teórico correspondiente y, además, se especifica que la muestra es de 850 sujetos.
2. Modelos especificados incorrectamente: En este caso, el modelo teórico que se especifica en la sintaxis de LISREL no se corresponde con el modelo que ha generado los datos. Para ello, en la sintaxis se especifica un modelo de tal forma que un ítem de cada factor se hace saturar incorrectamente. Así, por ejemplo, si el modelo que ha generado los datos era de 2 factores, en la sintaxis se hace saturar incorrectamente un ítem de cada factor incluyéndolo en otro factor distinto al que teóricamente le corresponde.

La combinación de estos criterios produjo 360.000 repeticiones (180.000 para modelos bien especificados, y otras tantas para modelos mal especificados) para cada método de estimación. En total se generaron 1.800.000 repeticiones (5*360.000).

Por otra parte, para cada replicación se ejecutaron los siguientes AFC:

1. Utilizando como matriz entrada la de correlaciones de Pearson y como método de estimación el método de Máxima Verosimilitud (ML), porque se considera que las variables observadas

de la escala tipo Likert son de naturaleza continua y siguen la distribución normal multivariable.

2. Utilizando como matriz entrada la de correlaciones de Pearson y como método de estimación Máxima Verosimilitud Robusta (RML), siendo para ello necesaria la matriz de varianza-covarianza asintótica (AC). En este caso, se considera que las variables observadas son de naturaleza continua pero, al no seguir la distribución normal multivariable, debe calcularse la matriz AC.
3. Utilizando como matriz entrada la de correlaciones policóricas y como método de estimación Mínimos Cuadrados Ponderados (WLS), utilizando la matriz AC. Se considera que las variables observadas de la escala Likert son de naturaleza categórica. Además, tales variables no siguen la distribución normal multivariable, por lo que se utiliza la matriz AC.
4. Utilizando como matriz entrada la de correlaciones policóricas y como método de estimación Mínimos Cuadrados no Ponderados (ULS), sin utilizar la matriz AC. Se considera que las variables observadas son de naturaleza categórica y siguen la distribución normal multivariable.
5. Utilizando como matriz entrada la de correlaciones policóricas y como método de estimación Mínimos Cuadrados no Ponderados Robusto (RULS), utilizando la matriz AC. En este caso, se considera que la naturaleza de las variables observadas es de tipo categórico y, dado que dichas variables no siguen la distribución normal multivariable, se calcula la matriz AC. El tamaño muestral del modelo y/o su nivel de complejidad puede hacer más aconsejable el uso del método RULS en lugar del método WLS.

Para facilitar la gestión y compilación de ficheros de índices de ajuste se generó un programa específico en lenguaje de JAVA.

La sintaxis utilizada para los programas PRELIS, LISREL y R que ejemplifica el caso de modelos con 5 factores, 4 categorías y 100 sujetos se puede consultar en el Apéndice B.

2.2. Análisis de datos

El error Tipo I se calculó a partir del porcentaje de rechazos de la hipótesis nula en modelos correctamente especificados. La potencia $(1-\beta)$ se calculó según el porcentaje de rechazos de la hipótesis nula en modelos mal especificados. Todos estos cálculos se realizaron para cada uno de los valores χ^2 que aparecen en los archivos de resultados de LISREL según el método de estimación utilizado. Estos valores χ^2 se conocen como C1 (“Minimum Fit Function Chi-Square”), C2 (“Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square”), C3 (“Satorra-Bentler Scaled Chi-Square”)

y C4 (“Chi-Square Corrected for Non-Normality”) (Jöreskog, 2004).

Cabe señalar que en el cálculo de los valores χ^2 de los métodos de estimación analizados en este estudio se incluye la matriz AC si se incumple el supuesto de normalidad multivariable (Jöreskog, 2004; Morata-Ramírez y Holgado-Tello, 2013). Concretamente, para los métodos RML, WLS y RULS se utilizó la matriz AC debido al incumplimiento de dicha condición. En la Tabla 2.1 se pueden consultar los valores χ^2 obtenidos para cada método de estimación.

Tabla 2.1

Valores χ^2 correspondientes a cada Método de Estimación aplicado

Método de estimación	Valores χ^2 proporcionados por LISREL
ML	C1-C2
RML	C1-C2-C3-C4
WLS	C1
ULS	C2
RULS	C2-C3-C4

Es importante destacar que para los métodos de estimación robustos (es decir, RML y RULS) el valor de referencia para analizar los datos es C3 o Ji-cuadrado escalado, pues es el propuesto por Satorra y Bentler (1988, 1994) para situaciones de incumplimiento del supuesto de normalidad multivariable de las variables observadas (Bryant y Satorra, 2012). El valor C3 es el resultado de dividir χ^2 entre un factor de corrección que tiene en cuenta el nivel de curtosis, los grados de libertad del modelo y la matriz residual (Bryant y Satorra, 2012; Cea, 2004).

2.3. Resultados

Por lo que respecta a los resultados debe tenerse en cuenta que hubo algunas condiciones experimentales para las que no fue posible obtener resultados al aplicar el método WLS, ya que se obtuvieron matrices no-definidas positivas y/o el número de parámetros a estimar era muy alto en relación con el tamaño muestral dado. A este respecto, cuando las respuestas a todos los ítems tenían una distribución simétrica, no se obtuvieron resultados, con independencia del número de categorías, para modelos con 5 factores y 100 sujetos y para modelos con 6 factores y 100 ó 150 sujetos. Cuando las respuestas tenían una distribución con asimetría moderada, no se obtuvieron resultados, con independencia del número de categorías, para modelos con 5 ó 6 factores y 100 sujetos y para modelos con 6 factores con 100 ó 150 sujetos. Tampoco hubo resultados disponibles

para modelos con 5 factores, 3 categorías de respuesta y 150 sujetos, para modelos con 6 factores, 3 categorías de respuesta de cualquier tamaño muestral analizado ni tampoco para modelos con 6 factores, 5 categorías de respuesta y 850 sujetos. Cuando las respuestas tenían una distribución con asimetría severa no se obtuvieron resultados, con independencia del número de categorías, para modelos con 5 factores y 100 sujetos y para modelos con 6 factores y 100 ó 150 sujetos. Por este motivo, los resultados con el método WLS deben considerarse con prudencia cuando se comparan con los correspondientes al resto de métodos.

2.3.1. Influencia del número de factores

Un análisis del error Tipo I y la potencia de cada uno de los métodos de estimación según el número de factores de los modelos teóricos se presenta en la Tabla 2.2.

Tabla 2.2

Influencia del Número de Factores sobre el Error Tipo I y la Potencia

Número factores	χ^2	Error Tipo I					Potencia				
		ML	RML	WLS	ULS	RULS	ML	RML	WLS	ULS	RULS
2	C1	0.244	0.244	0.155	-	-	0.810	0.810	0.812	-	-
	C2	0.244	0.245	-	0.589	0.560	0.818	0.818	-	0.979	0.980
	C3	-	0.088	-	-	0.120	-	0.605	-	-	0.837
	C4	-	0.100	-	-	0.142	-	0.557	-	-	0.826
3	C1	0.212	0.213	0.201	-	-	0.957	0.957	0.985	-	-
	C2	0.207	0.207	-	0.780	0.760	0.961	0.961	-	1	1
	C3	-	0.008	-	-	0.056	-	0.761	-	-	0.980
	C4	-	0.036	-	-	0.154	-	0.738	-	-	0.987
4	C1	0.227	0.229	0.420	-	-	0.971	0.971	1	-	-
	C2	0.216	0.218	-	0.864	0.852	0.968	0.968	-	1	1
	C3	-	0.003	-	-	0.059	-	0.726	-	-	0.988
	C4	-	0.119	-	-	0.368	-	0.874	-	-	1
5	C1	0.252	0.251	0.558	-	-	0.986	0.986	1	-	-
	C2	0.230	0.229	-	0.909	0.898	0.982	0.981	-	1	1
	C3	-	0.001	-	-	0.071	-	0.706	-	-	0.993
	C4	-	0.327	-	-	0.580	-	0.968	-	-	1
6	C1	0.285	0.127	0.725	-	-	0.999	1	1	-	-
	C2	0.244	0.098	-	0.939	0.815	0.986	1	-	1	1
	C3	-	0.001	-	-	0.053	-	0.993	-	-	1
	C4	-	0.455	-	-	0.750	-	1	-	-	1

En relación con ML, el error Tipo I permanece estable independientemente del número de factores del modelo. De hecho, cuando el modelo tiene 2 factores, el error Tipo I para C2 es 0.244, siendo este un valor que se mantiene en modelos con 6 factores. Este método de estimación presenta un error Tipo I menor en modelos con 3 factores (0.207). La potencia se incrementa a medida que se hace mayor el número de factores del modelo, pues pasa de 0.818 para modelos con 2 factores a 0.986 para modelos con 6 factores. Por tanto, cuantos más factores presenta el modelo, es mayor la probabilidad de rechazar el modelo teórico propuesto cuando está mal especificado.

Cuando se utiliza RML, el error Tipo I desciende bruscamente al pasar de 2 a 3 factores, ya que cuando el modelo tiene 2 factores el error Tipo I para C3 es 0.088, mientras que cuando el modelo tiene 3 factores este valor es 0.008, el cual disminuye a valores cercanos a cero para 4 factores o más. De hecho, para modelos con 5 ó 6 factores, este valor es 0.001. Por su parte, la potencia aumenta al pasar de 2 a 3 factores, ya que para modelos con 2 factores la potencia es 0.605 y para modelos con 3 factores este valor es 0.761. Conforme crece el número de factores la potencia tiende a disminuir pero se incrementa bruscamente al pasar de 5 a 6 factores (concretamente, aumenta de 0.706 a 0.993).

Por lo que respecta a WLS, el error Tipo I se incrementa a medida que aumenta el número de factores. Así, el valor de este error, que para modelos con 2 factores es 0.155, llega a 0.725 para modelos con 6 factores. Por el contrario, la potencia mejora con el incremento de las dimensiones de los modelos evaluados, alcanzando el máximo valor con 4 o más factores.

ULS sigue el mismo patrón que el método WLS, es decir, se incrementa el error Tipo I y la potencia a medida que el modelo tiene más factores. No obstante, en este caso los valores del error Tipo I son mayores: para modelos con 2 factores es 0.589 y para modelos con 6 factores es 0.939. Además, la potencia tiene valor 1 con modelos que presentan 3 o más factores.

En cuanto a RULS, el valor del error Tipo I de C3 para modelos con 2 factores es 0.120 y a partir de 3 factores disminuye a valores cercanos al valor nominal del nivel de confianza del 95%, que se toma como referencia. Así, los modelos de 6 factores muestran un error Tipo I de 0.053. Por su parte, la potencia, que va aumentando progresivamente conforme hay más factores en el modelo, alcanza el valor 1 para modelos con 5 ó 6 factores

Comparando entre sí los métodos de estimación, el error Tipo I en los métodos RML y RULS disminuye bruscamente al pasar de 2 a 3 factores y posteriormente en RML alcanza valores cercanos a cero mientras que en RULS predominan los valores próximos al valor nominal. Por su parte, la potencia en ambos métodos aumenta cuantos más factores tiene el modelo, de manera que para modelos con 6 factores al aplicar RML la potencia tiene el valor de 0.993 mientras que con RULS alcanza el valor máximo.

Además, al usar los métodos ULS o WLS, el error Tipo I empeora cuantos más factores presenta el modelo, mientras que la potencia mejora. Por el contrario, el error Tipo I de ML permanece estable con independencia del número de factores, si bien la potencia mejora progresivamente con el incremento del número de factores.

2.3.2. Influencia del número de categorías

En la Tabla 2.3. se presentan los resultados relacionados con el número de categorías.

Tabla 2.3

Influencia del Número de Categorías sobre el Error Tipo I y la Potencia

Número categorías	χ^2	Error Tipo I					Potencia				
		ML	RML	WLS	ULS	RULS	ML	RML	WLS	ULS	RULS
3	C1	0.218	0.190	0.334	-	-	0.925	0.912	0.933	-	-
	C2	0.200	0.178	-	0.926	0.904	0.926	0.914	-	0.997	0.997
	C3	-	0.001	-	-	0.068	-	0.600	-	-	0.939
	C4	-	0.103	-	-	0.324	-	0.688	-	-	0.941
4	C1	0.283	0.269	0.452	-	-	0.956	0.952	0.970	-	-
	C2	0.267	0.258	-	0.862	0.826	0.956	0.952	-	0.996	0.996
	C3	-	0.069	-	-	0.120	-	0.743	-	-	0.960
	C4	-	0.203	-	-	0.387	-	0.833	-	-	0.969
5	C1	0.231	0.217	0.357	-	-	0.945	0.937	0.953	-	-
	C2	0.216	0.207	-	0.765	0.716	0.945	0.938	-	-	0.995
	C3	-	0.009	-	-	0.058	-	0.747	-	0.995	0.958
	C4	-	0.166	-	-	0.327	-	0.821	-	-	0.959
6	C1	0.245	0.231	0.372	-	-	0.947	0.941	0.957	-	-
	C2	0.231	0.222	-	0.705	0.643	0.949	0.943	-	0.995	0.994
	C3	-	0.014	-	-	0.054	-	0.786	-	-	0.954
	C4	-	0.194	-	-	0.324	-	0.852	-	-	0.955

En relación con ML, de acuerdo con C2 el error Tipo I permanece estable sea cual sea el número de categorías consideradas en el modelo. Concretamente, el menor error Tipo I se da en modelos con 3 categorías de respuesta (0.200), mientras que el mayor error Tipo I se observa en modelos con 4 categorías (0.267). La potencia también permanece estable, siendo mayor en modelos con 4 categorías (0.956).

Por lo que respecta a RML, los valores del error Tipo I correspondientes a C3 se mantienen estables. Cabe señalar que tales valores son mayores cuando el modelo tiene 4 categorías de

respuesta (0.069), mientras que son menores en modelos con 3 categorías de respuesta (0.001). Por su parte, la potencia también presenta valores estables, los cuales son menores para modelos con 3 categorías (0.600) y que alcanzan el mayor valor (0.786) para modelos con 6 categorías.

WLS muestra una tendencia similar a la del método RML. En este sentido, el error Tipo I se mantiene estable independientemente del número de categorías de respuesta del modelo. Cabe destacar que el menor error Tipo I se comete en modelos con 3 categorías (0.334), mientras que es en modelos con 4 categorías donde este tipo de error es el mayor (0.452). Por otra parte, la potencia, que presenta valores estables, es menor en modelos con 3 categorías (0.933) y mayor en modelos con 4 categorías (0.970).

Al aplicar el método ULS, el error Tipo I desciende a medida que se incrementa el número de categorías. De hecho, cuando los modelos tienen 3 categorías, el error Tipo I es 0.926, mientras que en modelos con 6 categorías es 0.705. En otras palabras, cuantas más categorías de respuesta tiene el modelo, hay una menor probabilidad de rechazar un modelo correctamente especificado. En cuanto a la potencia, se observa que se mantiene en valores muy altos, que oscilan entre 0.997 para modelos con 3 categorías y 0.995 para modelos con 5 ó 6 categorías.

Por lo que respecta a RULS, el error Tipo I presenta valores estables para C3 en relación con el número de categorías, aunque es mayor este valor para modelos con 4 categorías de respuesta (0.120). Cabe resaltar que cuando el modelo evaluado tiene 5 ó 6 categorías de respuesta, los valores del error Tipo I son, respectivamente, 0.058 y 0.054, es decir, cercanas a 0.05 (el valor nominal del nivel de confianza del 95%). También presentan estabilidad los valores relativos a la potencia, siendo menores los valores correspondientes a modelos con 3 categorías (0.939) y mayores cuando los modelos tienen 4 categorías (0.960).

Al comparar los métodos de estimación entre sí, el error Tipo I y la potencia muestran valores estables con independencia del número de categorías en los métodos ML, RML, WLS y RULS. Estos cuatro métodos coinciden en el hecho de que el error Tipo I es más probable cuando el modelo tiene 4 categorías de respuesta. En cuanto a RULS, cuando el modelo analizado tiene 5 ó 6 categorías de respuesta, el error Tipo I está cerca del valor nominal del nivel de confianza del 95% tomado como referencia.

Por su parte, ULS muestra un descenso en el error Tipo I a medida que aumenta el número de categorías, mientras que la potencia se mantiene estable y en unos niveles más altos que el resto de métodos.

2.3.3. Influencia del grado de asimetría

La Tabla 2.4 muestra los resultados relacionados con el grado de asimetría de la distribución de respuestas.

Tabla 2.4

Influencia del Grado de Asimetría sobre el Error Tipo I y la Potencia

Grado asimetría	χ^2	Error Tipo I					Potencia				
		ML	RML	WLS	ULS	RULS	ML	RML	WLS	ULS	RULS
0	C1	0.075	0.071	0.371	-	-	0.977	0.975	0.968	-	-
	C2	0.054	0.054	-	0.573	0.564	0.978	0.977	-	0.992	0.992
	C3	-	0.006	-	-	0.054	-	0.941	-	-	0.977
	C4	-	0.232	-	-	0.393	-	0.945	-	-	0.971
1	C1	0.183	0.179	0.358	-	-	0.953	0.942	0.953	-	-
	C2	0.161	0.163	-	0.900	0.876	0.955	0.944	-	0.996	0.996
	C3	-	0.034	-	-	0.092	-	0.737	-	-	0.954
	C4	-	0.142	-	-	0.334	-	0.819	-	-	0.955
2	C1	0.480	0.461	0.412	-	-	0.899	0.882	0.940	-	-
	C2	0.476	0.463	-	0.975	0.967	0.897	0.881	-	0.998	0.998
	C3	-	0.033	-	-	0.086	-	0.436	-	-	0.919
	C4	-	0.114	-	-	0.262	-	0.603	-	-	0.937

Nota. 0= Distribución de respuestas simétrica; 1=Distribución de respuestas con asimetría moderada; 2=Distribución de respuestas con asimetría severa.

Por lo que respecta a ML, el error Tipo I se incrementa a medida que lo hace la asimetría de la distribución de respuestas. Así, cuando la distribución es simétrica, el valor C2 correspondiente al error Tipo I es 0.054 (cerca del valor nominal del nivel de confianza del 95%), mientras que cuando la distribución tiene asimetría severa, el error Tipo I es 0.476. Es decir, a medida que aumenta la asimetría, es más probable rechazar un modelo bien especificado. Por su parte, la potencia descende cuanto mayor es la asimetría de la distribución de respuestas, pasando de 0.978 a 0.897 para distribuciones simétricas y con asimetría severa, respectivamente.

El método RML muestra que el error Tipo I es muy bajo para distribuciones de respuesta simétricas mientras que permanece estable tanto para asimetría moderada como severa. De hecho, cuando la distribución es simétrica, el valor de C3 para el error Tipo I es 0.006, mientras que para distribuciones con asimetría moderada o severa dicho valor es 0.034 y 0.033, respectivamente. La potencia descende a medida que la asimetría crece, presentando un valor de 0.941 para distribuciones simétricas y de 0.436 para distribuciones con asimetría severa. Así pues, cuanto

mayor es la asimetría en la distribución de respuestas es menos probable rechazar los modelos mal especificados.

Cuando se utiliza el método WLS, el error Tipo I se mantiene estable en caso de que la distribución de respuesta sea simétrica o tenga asimetría moderada, pero aumenta ligeramente para distribuciones con asimetría severa. Así, en distribuciones simétricas, el error Tipo I es 0.371, mientras que en distribuciones con asimetría severa, este valor es 0.412. Cabe señalar que el menor error Tipo I se comete si la distribución de respuestas presenta asimetría moderada (0.358). En cuanto a la potencia, se observan menores valores a medida que aumenta el grado de asimetría, los cuales descienden de 0.968 para distribuciones simétricas a 0.940 para distribuciones con asimetría severa.

Respecto a ULS, el error Tipo I aumenta con el incremento en el grado de asimetría de la distribución de respuestas. En este sentido, cuando la distribución es simétrica, el error Tipo I es 0.573, mientras que cuando tiene asimetría moderada o severa este valor es 0.900 y 0.975, respectivamente. En otras palabras, rechazar un modelo correctamente especificado es más probable a medida que la asimetría en la distribución de respuestas es mayor. En cuanto a la potencia, se observa estabilidad en los valores obtenidos con independencia del grado de asimetría. Además, tales valores son muy cercanos a 1. De hecho, cuando la distribución de respuestas es simétrica, la potencia es 0.992, mientras que cuando tal distribución presenta asimetría severa, la potencia es 0.998.

RULS presenta una tendencia parecida a RML. Así, el error Tipo I aumenta a medida que la distribución de respuestas pasa de ser simétrica a tener asimetría moderada, si bien se mantiene algo estable cuando pasa de tener asimetría moderada a severa. De hecho, cuando la distribución es simétrica, el error Tipo I es 0.054 (cercano al valor nominal del nivel de confianza del 95%, tomado como referencia), mientras que cuando la distribución tiene asimetría moderada o severa, este valor es 0.092 y 0.086, respectivamente. Es decir, se observa que cuando hay asimetría en la distribución de respuestas, hay más probabilidades de rechazar un modelo que está correctamente especificado. Por otra parte, la potencia desciende con el aumento de la asimetría de la distribución de respuestas, pues pasa de 0.977 para distribuciones simétricas a 0.919 para distribuciones con asimetría severa.

Si se comparan los métodos de estimación analizados en el presente estudio, el error Tipo I y la potencia presentan un comportamiento muy similar en RML y RULS. A este respecto, el paso de una distribución simétrica a otra con asimetría representa un incremento del error Tipo I, si bien este tipo de error permanece estable con independencia de si se trata de asimetría moderada o severa. Además, en ambos métodos la potencia empeora con el incremento del grado de asimetría, especialmente al usar RML. Por otra parte, al utilizar el método WLS, los valores del error Tipo I se

mantienen estables en distribuciones simétricas y con asimetría moderada, pero este valor aumenta ligeramente cuando se trata de una distribución con asimetría severa. Sin embargo, la potencia muestra una tendencia descendente.

Tanto en ML como en ULS, el error Tipo I empeora cuando se incrementa la asimetría de la distribución de respuestas. En cuanto a la potencia, se observa un empeoramiento en ML según aumenta el grado de asimetría, mientras que en ULS permanece estable.

2.3.4. Influencia del tamaño muestral

Un análisis del error Tipo I y de la potencia de cada método de estimación según el tamaño muestral del modelo teórico se presenta en la Tabla 2.5.

Tabla 2.5

Influencia del Tamaño Muestral sobre el Error Tipo I y la Potencia

Tamaño muestral	χ^2	Error Tipo I					Potencia				
		ML	RML	WLS	ULS	RULS	ML	RML	WLS	ULS	RULS
100	C1	0.124	0.107	0.491	-	-	0.790	0.747	0.802	-	-
	C2	0.068	0.068	-	0.817	0.705	0.782	0.743	-	0.982	0.977
	C3	-	0.003	-	-	0.061	-	0.311	-	-	0.828
	C4	-	0.391	-	-	0.595	-	0.614	-	-	0.861
150	C1	0.167	0.147	0.542	-	-	0.902	0.891	0.898	-	-
	C2	0.134	0.120	-	0.820	0.759	0.909	0.898	-	0.993	0.992
	C3	-	0.028	-	-	0.095	-	0.505	-	-	0.907
	C4	-	0.322	-	-	0.539	-	0.667	-	-	0.911
250	C1	0.184	0.174	0.529	-	-	0.970	0.965	0.965	-	-
	C2	0.169	0.162	-	0.821	0.790	0.972	0.967	-	0.999	0.999
	C3	-	0.039	-	-	0.095	-	0.674	-	-	0.967
	C4	-	0.168	-	-	0.449	-	0.724	-	-	0.959
450	C1	0.268	0.246	0.370	-	-	0.994	0.993	0.991	-	-
	C2	0.270	0.248	-	0.817	0.788	0.995	0.994	-	1	1
	C3	-	0.040	-	-	0.090	-	0.865	-	-	0.992
	C4	-	0.080	-	-	0.283	-	0.865	-	-	0.990

Tabla 2.5 (cont.)

Influencia del Tamaño Muestral sobre el Error Tipo I y la Potencia

Tamaño muestral	χ^2	Error Tipo I					Potencia				
		ML	RML	WLS	ULS	RULS	ML	RML	WLS	ULS	RULS
650	C1	0.323	0.301	0.240	-	-	0.999	0.998	0.997	-	-
	C2	0.330	0.308	-	0.806	0.776	0.999	0.999	-	1	1
	C3	-	0.008	-	-	0.055	-	0.952	-	-	0.998
	C4	-	0.027	-	-	0.176	-	0.932	-	-	0.997
850	C1	0.400	0.376	0.185	-	-	1	0.999	1	-	-
	C2	0.402	0.378	-	0.811	0.774	1	0.999	-	1	1
	C3	-	0.020	-	-	0.051	-	0.966	-	-	1
	C4	-	0.033	-	-	0.133	-	0.970	-	-	0.999

Al utilizar el método ML, el error Tipo I aumenta a medida que también lo hace el tamaño muestral. Así, en modelos con 100 sujetos, el valor C2 correspondiente al error Tipo I es 0.068, mientras que en modelos con 850 sujetos este valor es 0.402. En otras palabras, cuanto mayor es el número de sujetos, es más probable rechazar modelos bien especificados. Por el contrario, la potencia mejora al aumentar el tamaño de la muestra, ya que en modelos con 100 sujetos su valor es 0.782 y en modelos con 650 y 850 sujetos alcanza valores de 0.999 y de 1, respectivamente.

Para RML, el error Tipo I no muestra una clara tendencia ascendente o descendente en relación con los tamaños muestrales considerados en el presente estudio. En modelos con 100 ó 650 sujetos se comete el menor error Tipo I, siendo sus valores, respectivamente, de 0.003 y 0.008. Los valores más altos de error Tipo I se corresponden con los modelos con 250 y 450 sujetos al ser, respectivamente, de 0.039 y 0.040. Por su parte, la potencia se incrementa conforme crece el tamaño de la muestra, pasando de ser 0.311 para modelos con 100 sujetos a 0.966 para modelos con 850 sujetos.

En cuanto al método WLS, el error Tipo I asciende cuando el tamaño muestral pasa de 100 a 150 sujetos y se mantiene estable al pasar de 150 a 250 sujetos. Así, en modelos con 100 sujetos el error Tipo I es 0.491, mientras que en modelos con 150 y 250 sujetos este valor es 0.542 y 0.529, respectivamente. Cuando el tamaño muestral está entre 450 y 850 sujetos, el error Tipo I presenta una tendencia descendente. De hecho, en modelos con 450 sujetos el error Tipo I es 0.370, mientras que en modelos con 850 sujetos dicho valor es 0.185. Se observa una mejoría de la potencia conforme se incrementa el tamaño muestral, pues su valor es de 0.802 para modelos con 100 sujetos y de 1 para modelos con 850 sujetos.

Respecto a ULS, el error Tipo I permanece estable sea cual sea el tamaño muestral del modelo. De hecho, cuando el modelo tiene 100 sujetos, el error Tipo I tiene un valor de 0.817, casi

el mismo que el obtenido para modelos con 850 sujetos, con valor de 0.811. Por su parte, la potencia mejora con el incremento del tamaño de la muestra, alcanzando su valor máximo para modelos con 450 sujetos o más, si bien para 250 sujetos el valor alcanzado es de 0.999.

Al aplicar RULS, el error Tipo I que muestra C3 está cerca de 0.05 (el valor nominal del nivel de confianza del 95%) cuando el modelo tiene 100, 650 y 850 sujetos, mientras que para los restantes tamaños muestrales, es decir, 150, 250 y 450 sujetos, el error Tipo I se mueve en torno a 0.090. Así pues, se observa una tendencia ascendente en el error Tipo I cuando la muestra aumenta de 100 a 150 sujetos y una tendencia descendente cuando la muestra pasa de 450 a 650 sujetos. Por otra parte, la potencia mejora con el aumento del tamaño muestral, siendo este valor el máximo para modelos con 850 sujetos.

Comparando los métodos de estimación entre sí, el error Tipo I al aplicar ULS permanece estable con independencia del tamaño muestral, mientras que el método RML no muestra una clara tendencia ascendente o descendente a medida que el número de sujetos es mayor, alcanzándose valores más altos para muestras de 250 y 450 sujetos. El método ML, por su parte, presenta un incremento del error Tipo I conforme aumenta el tamaño de la muestra. Al utilizar WLS se observa estabilidad para los valores del error Tipo I cuando los modelos tienen entre 150 y 250 sujetos y una tendencia progresivamente descendente en tales valores para modelos a partir de 450 sujetos. El error Tipo I con el método RULS aumenta cuando la muestra pasa de 100 a 150 sujetos y desciende cuando el tamaño muestral se incrementa de 450 a 650 sujetos.

Por otra parte, cabe destacar que al aplicar los métodos ML, WLS y RULS, el valor de la potencia va aumentando progresivamente según aumenta la muestra y llega al máximo posible para modelos con 850 sujetos, si bien ML muestra un valor muy cercano a 1 con muestras de 650 sujetos. Este valor máximo cuando se utiliza ULS se alcanza para modelos con 450 sujetos o más, aunque la potencia obtenida para muestras de 250 sujetos es muy cercana a 1. En el método RML también se observa una tendencia ascendente, más brusca que en el resto de métodos, que se suaviza al llegar a 650 y 850 sujetos, aunque en este caso la potencia no alcanza el valor máximo posible.

2.3.5. Comparación general entre métodos de estimación

Al considerar todos los datos de manera indiscriminada (ver Tabla 2.6), en relación con el error Tipo I se observa que la menor probabilidad de cometer error Tipo I corresponde con el método RML, pues presenta un valor C3 de 0.023. El resto de métodos, ordenados de manera ascendente en cuanto al error Tipo I que se comete al aplicarlos, son el método RULS (con un valor C3 de 0.075), seguido por el método ML (con un valor C2 de 0.227), por el método WLS (cuyo

valor C2 es de 0.381) y, finalmente, por el método ULS (con un valor C2 de 0.816). Por tanto, de todos los métodos de estimación analizados, con el método ULS es más probable rechazar modelos bien especificados, con independencia del número de factores, número de categorías de respuesta, grado de asimetría de la distribución de respuestas o tamaño muestral.

Tabla 2.6

Comparación General entre Métodos de Estimación

	ML		RML				WLS	ULS	RULS		
	C1	C2	C1	C2	C3	C4	C1	C2	C2	C3	C4
α	0.244	0.227	0.444	0.216	0.023	0.167	0.381	0.816	0.770	0.075	0.340
P	0.943	0.935	0.995	0.937	0.719	0.799	0.954	0.996	0.995	0.953	0.956

Nota. α = Error Tipo I; P = Potencia.

Al comparar los métodos de estimación para ordenarlos ascendentemente respecto a la potencia, se observa que es menos probable rechazar los modelos mal especificados con el método RML, dado que su valor C3 es 0.719. A continuación, se encuentra el método ML (cuyo valor C2 es de 0.935). Dos métodos tienen una potencia mayor que ML y, al mismo tiempo, con un valor parecido: RULS (con un valor C3 de 0.953) y WLS (con un valor C2 de 0.954). Para finalizar, el método con la potencia más alta es el método ULS, cuyo valor C2 es de 0.996, independientemente de los factores experimentales del presente trabajo: número de factores, número de categorías de respuesta, grado de asimetría de la distribución de respuestas y tamaño muestral.

2.4. Resumen general de los resultados

2.4.1. Número de factores

Al comparar entre sí los métodos de estimación no robustos, a medida que se incrementa el número de factores, WLS y ULS tienden a rechazar el modelo correcto, mientras que ML muestra un porcentaje bastante estable de rechazo. En cuanto a la potencia, su valor máximo se alcanza para modelos con 3 o más factores cuando se utiliza el método ULS y para modelos con 4 o más factores al aplicar WLS. Si se trata de ML, los valores de la potencia aumentan progresivamente hasta llegar a valores próximos a 1.

En cuanto a los dos métodos robustos analizados, al utilizar RULS para modelos con 6 factores se consigue cometer el error Tipo I más cercano al nivel nominal de 0.05 y al mismo tiempo se alcanza la máxima potencia. En otras palabras, es un caso en el que se rechaza un porcentaje de modelos bien especificados y la totalidad de modelos mal especificados. Por su parte, el error Tipo I del método RML alcanza para modelos con 3 factores valores inferiores a 0.01, que van descendiendo progresivamente de manera que para modelos con 6 factores el error Tipo I es de

0.001 y se consigue una potencia de 0.993.

2.4.2. Número de categorías

Los métodos no robustos ML y WLS muestran estabilidad en los valores del error Tipo I y coinciden en mostrar el máximo valor cuando el modelo presenta 4 categorías de respuesta. Por su parte, en el método ULS se observa que a medida que aumenta el número de categorías del modelo teórico hay un descenso en el error Tipo I, mientras que la potencia permanece estable con valores muy próximos a 1. En los otros dos métodos la potencia también mantiene sus valores pese al incremento del número de categorías.

Cuando se utilizan los métodos robustos analizados, no se observa, en términos generales, un mayor o menor error Tipo I o potencia conforme aumenta el número de categorías. No obstante, tanto RML como RULS coinciden, al igual que los métodos no robustos ML y WLS, en un valor mayor del error Tipo I cuando el modelo tiene 4 categorías de respuesta. Además, cabe destacar que, al aplicar el método RULS en modelos con 5 ó 6 categorías de respuesta, se espera que el error Tipo I esté próximo al nivel nominal de confianza del 95%. Por su parte, con el método RML para modelos con 6 categorías de respuesta se obtiene un error Tipo I de RML cercano a 0.01 y una potencia superior al resto de categorías.

2.4.3. Grado de asimetría

En los dos métodos no robustos ML y ULS, a medida que se incrementa el grado de asimetría de la distribución de respuestas, el error Tipo I es mayor. Por su parte, con el método WLS el error Tipo I tiene valores parecidos para distribuciones simétricas y con asimetría moderada, pero su valor es mayor cuando la asimetría pasa de moderada a severa. En cuanto a la potencia, mientras que en los métodos ML y WLS, su valor disminuye conforme aumenta el grado de asimetría de la distribución de respuestas, en el método ULS permanece estable en niveles próximos a 1.

En los dos métodos robustos el error Tipo I cometido desciende cuando la distribución de respuestas pasa de ser simétrica a tener simetría moderada, si bien dicho error permanece estable para distribuciones con asimetría moderada y severa. Por otra parte, tanto RML como RULS muestran descensos en el valor de la potencia cuanto mayor es la asimetría de la distribución de respuestas, especialmente RML.

2.4.4. Tamaño muestral

Cuando se comparan los métodos de estimación no robustos, se comete un mayor error Tipo I conforme aumenta el tamaño muestral al aplicar ML, mientras que si se utiliza ULS tales valores permanecen estables. Por su parte, el método WLS muestra un descenso en el error Tipo I cuando el modelo cuenta con 450 sujetos o más. Cabe destacar que la potencia aumenta a medida que es mayor el número de sujetos, de manera que con ULS se alcanza su valor máximo cuando hay 450 sujetos o más, mientras que dicho valor se observa en muestras de 850 sujetos si se aplican los métodos ML o WLS. Sin embargo, cabe señalar que ML y ULS muestran valores de potencia de 0.999 cuando el modelo tiene 650 y 250 sujetos, respectivamente.

Respecto a los métodos de estimación robustos, cuando se utiliza RML no se observa una tendencia claramente ascendente o descendente en el error Tipo I relacionada con el incremento del tamaño muestral, siendo los modelos con 250 y 450 sujetos los que presentan los valores más altos. Para modelos con 100, 650 y 850 sujetos el método RULS muestra valores en el error Tipo I próximos al nivel nominal de 0.05. La potencia que muestra el método RML va incrementándose progresivamente a medida que aumenta el tamaño muestral hasta valores cercanos a 1, mientras que el método RULS el incremento de la potencia es más suave debido a que para modelos con 100 sujetos se parte de valores altos, alcanzándose el valor máximo para modelos con 800 sujetos.

2.4.5. Comparación global entre métodos

Por lo que respecta a los métodos no robustos analizados, de acuerdo con el valor C2, con el método ML la probabilidad de cometer error Tipo I es menor que el cometido con los índices WLS y ULS. Así, mientras que el valor C2 que muestra ML es 0.227, los valores que presentan WLS y ULS son 0.381 y 0.816, respectivamente.

Cuando se comparan los métodos robustos entre sí, con el método RML se comete un error Tipo I menor que con el método RULS, pues los valores respectivos de C3 para estos métodos son 0.023 y 0.075.

Por otra parte, el método de estimación ULS es el que presenta el valor más alto de potencia (concretamente, 0.996), mientras que al método RML le corresponde el valor más bajo (0.719).

CAPÍTULO 3

Análisis multivariado de varianza (MANOVA) de los factores experimentales manipulados

Una vez explorado en el capítulo anterior el efecto de los factores manipulados sobre el error tipo I y la potencia, a continuación se analizarán, desde una perspectiva inferencial, sus efectos sobre los índices de ajuste habitualmente utilizados para la toma de decisiones sobre la bondad de los modelos estudiados. En la Tabla 3.1 se pueden consultar los valores de punto de corte utilizados en el presente estudio para cada índice de bondad de ajuste.

Tabla 3.1

Puntos de Corte correspondientes a cada Índice de Bondad de Ajuste

Índice de bondad de ajuste	Punto de corte
Índice de razón de verosimilitud χ^2	Mayor o igual a 0.05
RMSEA	Menor que 0.08
NNFI	Mayor o igual a 0.95
CFI	Mayor o igual a 0.90
RMR	Menor que 0.05
GFI	Mayor o igual a 0.90
AGFI	Mayor o igual a 0.90

Con el fin de determinar la influencia de los factores manipulados sobre los índices de ajuste, se realizó para cada método de estimación un análisis multivariado de varianza (MANOVA) en el que las variables independientes fueron las cuatro condiciones experimentales (el número de factores, el número de categorías, el grado de asimetría de la distribución de las respuestas y el tamaño muestral) y las variables dependientes fueron las probabilidades de los valores Ji-cuadrado correspondientes y los índices de bondad de ajuste (RMSEA, NNFI, CFI, RMR, GFI y AGFI). Dado el elevado número de replicaciones realizado, era de esperar que todos los efectos fueran significativos. Por ello, se usó la *eta cuadrado parcial* (η_p^2) como medida del tamaño del efecto. Cohen (1988) establece que un tamaño del efecto igual o superior a 0.14 es suficientemente grande

como para ser tenido en cuenta; por el contrario, tamaños iguales o inferiores a 0.01 son pequeños y valores en torno a 0.06, medianos. Así, se ha atendido a aquellos efectos cuyo tamaño sea igual o superior a 0.14.

Tal y como se comentó en el capítulo 1, el objetivo de este estudio es determinar, en cada método de estimación, los índices de bondad de ajuste que se ven afectados por las condiciones manipuladas, tanto en modelos correctamente identificados como en modelos que a priori son falsos para tratar de detectar el método más adecuado en cada situación.

3.1. Método de Máxima Verosimilitud (ML)

3.1.1. Efectos principales

En el Apéndice H se muestran los resultados completos del MANOVA para modelos mal y bien especificados. Con el fin de facilitar la interpretación de los resultados, los efectos principales en los que han sido significativos los índices de bondad de ajuste estudiados, es decir, aquellos índices cuyos resultados en el MANOVA han mostrado un tamaño del efecto igual o superior a 0.14, se resumen en tablas (una para cada condición experimental respecto al método ML) en las que se considera la media y desviación típica de tales índices. Estas tablas-resumen se incluyen y se comentan en los próximos apartados. En el Apéndice C pueden consultarse las tablas completas.

3.1.1.1. Efectos del número de factores

En el MANOVA realizado para modelos mal especificados el número de factores tiene un tamaño del efecto relevante para GFI ($\eta^2=.808$) y AGFI ($\eta^2=.537$), así como también para RMR ($\eta^2=.311$), RMSEA ($\eta^2=.267$) y CFI ($\eta^2=.166$). Por ejemplo, si se observa la Tabla 3.2, a medida que aumenta el número de factores, GFI disminuye. Sin embargo, para 2, 3 y 4 factores se concluiría que el modelo es adecuado cuando en realidad se trata de un modelo falso. Para AGFI este efecto está más atenuado, manteniéndose en valores por encima de 0.90 sólo en modelos de 2 factores.

Por otra parte, para modelos correctamente especificados, el MANOVA muestra que el número de factores también tiene un tamaño del efecto relevante para GFI ($\eta^2=.740$) y AGFI ($\eta^2=.434$). A medida que aumenta el número de factores, ambos índices tienen a disminuir. En cualquier caso, siempre se encuentran por encima de 0.90, por lo que todos los modelos bien especificados se aceptan.

Tabla 3.2

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Factores al aplicar ML

Índice	Número de factores	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
RMSEA	2	0.094		0.038	
	3	0.112		0.031	
	4	0.091		0.022	
	5	0.086		0.019	
	6	0.080		0.018	
	Total		0.093		0.029

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

Tabla 3.2 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Factores al aplicar ML

Índice	Número de factores	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
CFI	2	0.924		0.059	
	3	0.875		0.046	
	4	0.894		0.034	
	5	0.891		0.032	
	6	0.900		0.044	
	Total	0.897		0.047	
RMR	2	0.062		0.026	
	3	0.075		0.014	
	4	0.077		0.014	
	5	0.078		0.016	
	6	0.070		0.014	
	Total	0.073		0.018	
GFI	2	0.958	0.983	0.022	0.019
	3	0.905	0.975	0.036	0.018
	4	0.901	0.964	0.033	0.025
	5	0.878	0.955	0.041	0.031
	6	0.864	0.940	0.044	0.039
	Total	0.901	0.963	0.049	0.031
AGFI	2	0.904	0.955	0.049	0.049
	3	0.841	0.954	0.060	0.033
	4	0.849	0.941	0.051	0.041
	5	0.832	0.932	0.056	0.046
	6	0.823	0.916	0.057	0.055
	Total	0.850	0.940	0.062	0.048

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

3.1.1.2. Efectos del número de categorías

El número de categorías no tiene ningún efecto relevante para los índices de ajuste si los modelos están mal especificados. Por el contrario, en modelos correctos el número de categorías afecta al valor de RMR ($\eta^2=.148$). Así, a medida que aumenta el número de categorías se observa en la Tabla 3.3 una tendencia atenuada a que disminuya RMR, si bien el valor para 4 categorías (0.044) se desmarca de esa tendencia. Aun así, sus valores son siempre inferiores a 0.05, por lo que se aceptan los modelos bien especificados sea cual sea el número de categorías.

Tabla 3.3

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Categorías al aplicar ML

Índice	Número de categorías	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
RMR	3		0.039		0.016
	4		0.044		0.028
	5		0.038		0.015
	6		0.037		0.015
	Total		0.039		0.019

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

3.1.1.3. Efectos del grado de asimetría

El grado de asimetría en modelos mal especificados tiene un efecto relevante para GFI ($\eta^2=.638$), AGFI ($\eta^2=.597$), RMSEA ($\eta^2=.474$) y RMR ($\eta^2=.343$). Si se observa la Tabla 3.4, a medida que aumenta el grado de asimetría, RMSEA y RMR disminuyen, mientras que GFI y AGFI aumentan. Por otra parte, los valores de RMSEA solo son menores que 0.08 cuando la asimetría es severa, mientras que los valores de RMR se mantienen por encima de 0.05 en todos los casos. Por tanto, con RMSEA se aceptan los modelos falsos con asimetría severa y con RMR se rechazan los modelos en su totalidad. Además, GFI presenta valores mayores que 0.90 excepto para distribuciones simétricas, mientras que AGFI se mantiene por debajo de 0.90 tanto para distribuciones simétricas como asimétricas. Así pues, con GFI se aceptan los modelos con distribución asimétrica (sea moderada o severa) y con AGFI se rechazan todos los modelos.

En modelos correctamente especificados, excepto para AGFI, los índices de ajuste analizados muestran tamaños del efecto relevantes especialmente para RMR ($\eta^2=.418$) y CFI

($\eta^2=.266$), aunque también para RMSEA ($\eta^2=.171$), C2 ($\eta^2=.162$), NNFI ($\eta^2=.149$), C1 ($\eta^2=.146$) y GFI ($\eta^2=.144$). En la Tabla 3.4 se observa que al aumentar el grado de asimetría se incrementa el valor de RMR y disminuye el valor de CFI aunque, en cualquier caso, manteniéndose por debajo de 0.05 y por encima de 0.90, respectivamente. A consecuencia de ello, con RMR y CFI se aceptan todos los modelos bien especificados.

Tabla 3.4

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Grado de Asimetría al aplicar ML

Índice	Grado asimetría	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
C1	0		0.449		0.290
	1		0.342		0.286
	2		0.188		0.254
	Total		0.328		0.297
C2	0		0.484		0.287
	1		0.370		0.292
	2		0.202		0.267
	Total		0.354		0.305
RMSEA	0	0.114	0.012	0.025	0.017
	1	0.091	0.020	0.023	0.028
	2	0.073	0.032	0.022	0.028
	Total	0.093	0.021	0.029	0.026
NNFI	0		0.997		0.019
	1		0.986		0.056
	2		0.962		0.084
	Total		0.982		0.061

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

0= Distribución de respuestas simétrica; 1=Distribución de respuestas con asimetría moderada; 2=Distribución de respuestas con asimetría severa.

Tabla 3.4 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Grado de Asimetría al aplicar ML

Índice	Grado asimetría	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
CFI	0		0.996		0.010
	1		0.988		0.029
	2		0.972		0.047
	Total		0.985		0.034
RMR	0	0.080	0.034	0.016	0.015
	1	0.072	0.039	0.018	0.022
	2	0.065	0.046	0.017	0.019
	Total	0.073	0.039	0.018	0.019
GFI	0	0.874	0.966	0.050	0.032
	1	0.905	0.965	0.042	0.031
	2	0.925	0.959	0.038	0.031
	Total	0.901	0.963	0.049	0.032
AGFI	0	0.809		0.059	
	1	0.855		0.051	
	2	0.886		0.048	
	Total	0.850		0.062	

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

0= Distribución de respuestas simétrica; 1=Distribución de respuestas con asimetría moderada; 2=Distribución de respuestas con asimetría severa.

3.1.1.4. Efectos del tamaño muestral

Finalmente, el tamaño muestral presenta un efecto relevante en modelos falsos para GFI ($\eta^2=.604$), AGFI ($\eta^2=.552$) y RMR ($\eta^2=.450$). Por ejemplo, observando la Tabla 3.5 se observa que los valores de GFI para muestras iguales o superiores a 250 sujetos son superiores a 0.90, por lo que en tales casos se concluiría que el modelo presenta buen ajuste cuando en realidad es falso. Por otra parte, los valores AGFI tienden a aumentar conforme crece el tamaño muestral mostrando valores

inferiores a 0.90, por lo que se rechazarían correctamente los modelos falsos de cualquier tamaño muestral. A su vez, para cualquier tamaño muestral el valor RMR es mayor que 0.05, por lo que se concluiría correctamente que se debe rechazar el modelo falso.

En modelos correctamente especificados se encuentra un efecto del tamaño muestral para GFI ($\eta^2=.868$), AGFI ($\eta^2=.843$) y RMR ($\eta^2=.810$). Se puede ver en la Tabla 3.5 que los valores de GFI aumentan conforme se incrementa el tamaño muestral, siendo siempre superiores a 0.90. En cuanto a los valores de AGFI, también tienden a incrementarse cuando el número de sujetos aumenta, aunque en este caso los modelos bien especificados quedan rechazados para muestras de 100 sujetos. Finalmente, los valores de RMR disminuyen a medida que aumenta el número de sujetos de la muestra, si bien en muestras de 100 y 150 sujetos se concluiría incorrectamente que el modelo debe rechazarse cuando en realidad está bien especificado.

Tabla 3.5

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Tamaño Muestral al aplicar ML

Índice	Tamaño muestral	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
RMR	100	0.085	0.059	0.017	0.012
	150	0.081	0.052	0.019	0.019
	250	0.074	0.042	0.018	0.019
	450	0.068	0.033	0.016	0.017
	650	0.064	0.026	0.013	0.007
	850	0.064	0.024	0.014	0.009
	Total	0.073	0.039	0.018	0.019
GFI	100	0.866	0.924	0.057	0.036
	150	0.886	0.944	0.048	0.026
	250	0.901	0.964	0.042	0.018
	450	0.913	0.977	0.038	0.015
	650	0.919	0.985	0.038	0.008
	850	0.919	0.986	0.040	0.014
	Total	0.901	0.963	0.049	0.031

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

Tabla 3.5 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Tamaño Muestral al aplicar ML

Índice	Tamaño muestral	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
AGFI	100	0.798	0.876	0.067	0.044
	150	0.826	0.908	0.058	0.039
	250	0.850	0.940	0.052	0.032
	450	0.869	0.963	0.048	0.021
	650	0.877	0.975	0.048	0.011
	850	0.877	0.977	0.051	0.020
	Total	0.850	0.940	0.062	0.048

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

Una vez vistos los efectos principales, a continuación se abordan los efectos de interacción. Para su interpretación se utilizarán gráficas.

3.1.2. Efectos de interacción

3.1.2.1. En modelos mal especificados

En modelos mal especificados hay un efecto de interacción relevante en **factores*categorías** para RMR ($\eta^2=.219$) (Figura 3.1), **factores*simetría** para GFI ($\eta^2=.180$) (Figura 3.2) y **factores*tamaño muestral** para GFI ($\eta^2=.220$) y C1 ($\eta^2=.145$) (Figuras 3.3 y 3.4, respectivamente). En cuanto a interacciones de segundo orden hay efectos relevantes en **factores*categorías*tamaño muestral** para RMR ($\eta^2=.219$) (Figura 3.5).

a) factores*categorías

En cuanto a la interacción factores*categorías (Figura 3.1), se observa un importante incremento del índice RMR conforme aumenta de 2 a 3 el número de factores. Cuando los modelos pasan de tener 3 a 5 factores, los valores del índice se incrementan ligeramente y, al pasar de 5 a 6 factores, sus valores disminuyen.

Por otra parte, este índice es mayor cuanto mayor es el número de categorías. Sin embargo, cuando los modelos tienen 2 factores y 4 categorías, el valor de RMR es considerablemente más alto que para el resto de categorías. En cualquier caso, los valores de este índice siempre están por encima de 0.05, por los modelos falsos quedan rechazados.

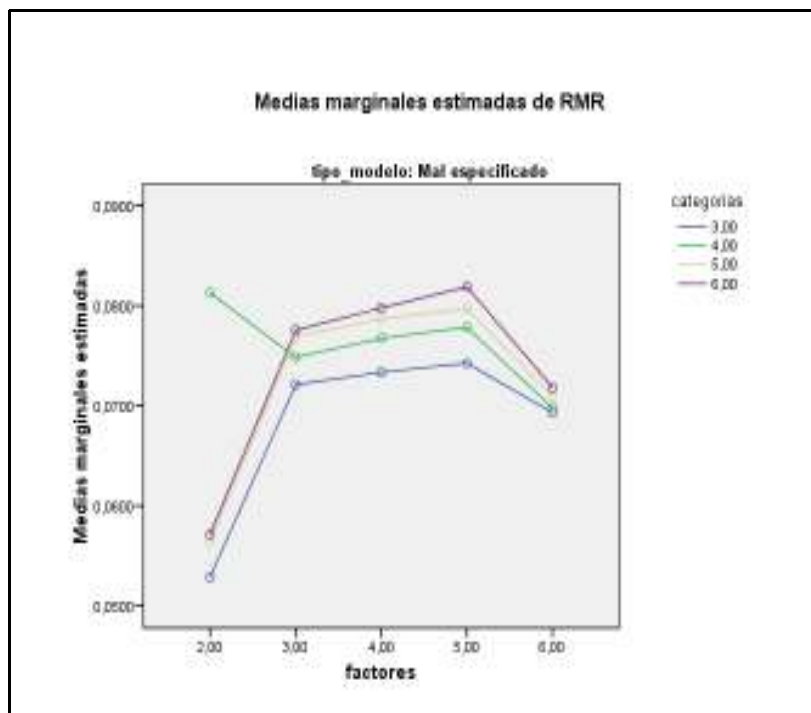


Figura 3.1. Número de factores por número de categorías para RMR

b) factores*simetría

En cuanto a la interacción factores*simetría (Figura 3.2), una mayor asimetría implica valores más altos de GFI. A su vez, el valor de este índice disminuye conforme aumenta el número de factores.

De acuerdo con GFI, se tiende a aceptar los modelos falsos con distribuciones muy asimétricas y pocos factores. Así, se aceptan modelos mal especificados con 2 factores independientemente del grado de asimetría de las respuestas. Por otra parte, se rechazan los modelos que tienen 5 ó 6 factores y una distribución simétrica o asimétrica moderada así como también aquellos que tienen 6 factores y una distribución asimétrica severa.

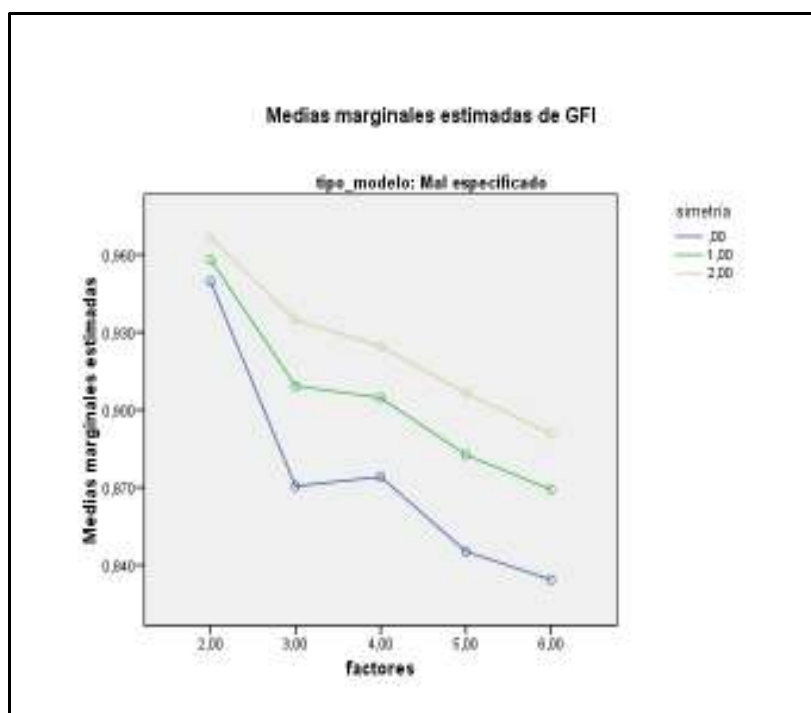


Figura 3.2. Número de factores por grado de asimetría para GFI

c) factores*tamaño muestral

Otra interacción significativa en modelos falsos es factores*tamaño muestral.

Para el caso de GFI (Figura 3.3), cuando hay pocos factores este índice suele estar por encima de 0.90 para todos los tamaños muestrales. Sin embargo, a medida que aumenta el número de factores, este efecto se corrige para tamaños muestrales bajos. Es decir, a más factores, GFI tiende a ser menor conforme los tamaños muestrales van disminuyendo. Si se observa la Figura 3.3, para 2 factores el valor de GFI está en torno a 0.95 prácticamente para todos los tamaños muestrales. En cambio, para 6 factores, cuando el tamaño muestral es de 100, GFI muestra un valor en torno a 0.80, mientras que para 450, 650 y 850 sujetos este valor es algo inferior a 0.90. Es decir,

con pocos factores se tiende a aceptar el modelo mal especificado, mientras que, con más factores y un menor número de sujetos, el comportamiento de GFI va mejorando de cara a una correcta interpretación del modelo. Concretamente, los modelos incorrectos con 100 ó 150 sujetos solo se aceptan si tienen 2 factores. También se aceptan los modelos con 250 sujetos que presentan hasta 4 factores. Por otra parte, los modelos con tamaños muestrales entre 450 y 850 sujetos se aceptan, excepto si tienen 6 factores. Los modelos que tienen 5 factores son susceptibles de ser rechazados al mostrar valores de GFI próximos al punto de corte de 0.90.

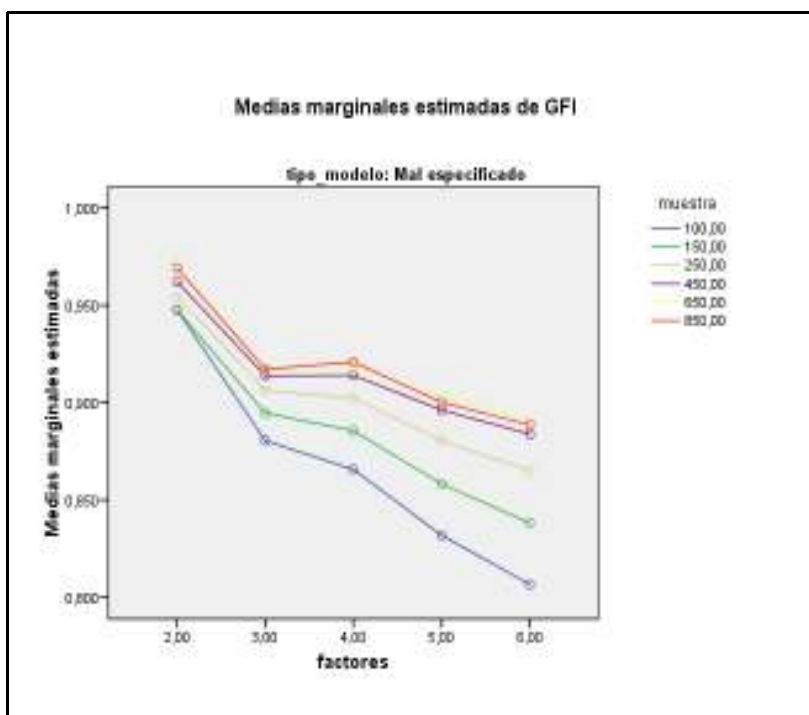


Figura 3.3. Número de factores por tamaño muestral para GFI

En cuanto a la interacción factores*tamaño muestral para C1 (Figura 3.4), se observa que el valor de este índice tiende a descender cuanto mayor es el número de factores, especialmente en modelos con muestras de 100 y 150 sujetos. En modelos con 250 y 450 sujetos este descenso de C1 es patente solamente al pasar de 2 a 3 factores, pues conforme se va incrementando posteriormente el número de factores, su valor C1 es muy similar al que muestran los modelos con 650 y 850 sujetos. En este sentido, los modelos que tienen 650 u 850 sujetos presentan valores estables según va aumentando el número de factores, si bien con una tendencia creciente muy ligera.

Cabe señalar que el descenso en los valores de C1 que se observa al pasar de 2 a 3 factores en modelos entre 100 y 450 sujetos es más brusco cuanto mayor es el tamaño muestral. Además, los modelos de 6 factores tienen valores de C1 bastante cercanos entre sí, especialmente si son modelos con tamaños muestrales entre 150 y 850 sujetos.

De acuerdo con los valores obtenidos, se aceptan los modelos falsos con 2 factores y con tamaños muestrales de 100 ó 150 sujetos, al mostrar valores superiores a 0.05. El resto de modelos se rechaza.

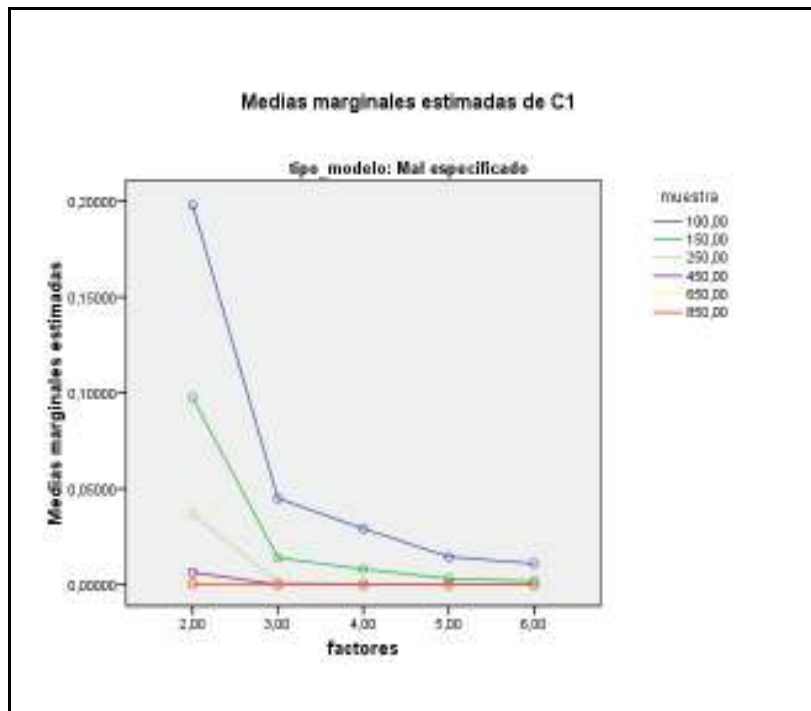


Figura 3.4. Número de factores por tamaño muestral para C1

d) factores*categorías*tamaño muestral

Para esta interacción, el índice de bondad de ajuste RMR (Figura 3.5) indica que los valores entre las distintas categorías suelen ser bastante similares entre sí atendiendo al número de factores del modelo. No obstante, conforme aumenta el número de sujetos se tiende a obtener un valor más alto de este índice RMR cuanto menor es el número de categorías de los modelos.

Por otra parte, de acuerdo con la tendencia general respecto al tamaño muestral, al pasar de 2 a 3 factores el valor de este índice aumenta marcadamente y disminuye posteriormente al pasar de 5 a 6 factores. Cuando los modelos pasan de 3 a 5 factores, el valor de RMR sigue creciendo a medida que se incrementa el número de factores de los modelos, aunque a partir de 450 sujetos este valor tiende a estabilizarse. El aumento inicial de los valores RMR es más marcado para modelos con tamaño muestral de 100 sujetos, mientras que el descenso final es más acentuado para modelos con 650 u 850 sujetos.

Los modelos entre 100 y 250 sujetos se rechazan, al ser sus valores de RMR superiores a 0.05. Por otra parte, se aceptan los modelos con 450 ó 650 sujetos que tienen 2 factores y 3 categorías, así como también los modelos con 850 sujetos que tienen 2 factores y 3 ó 4 categorías.

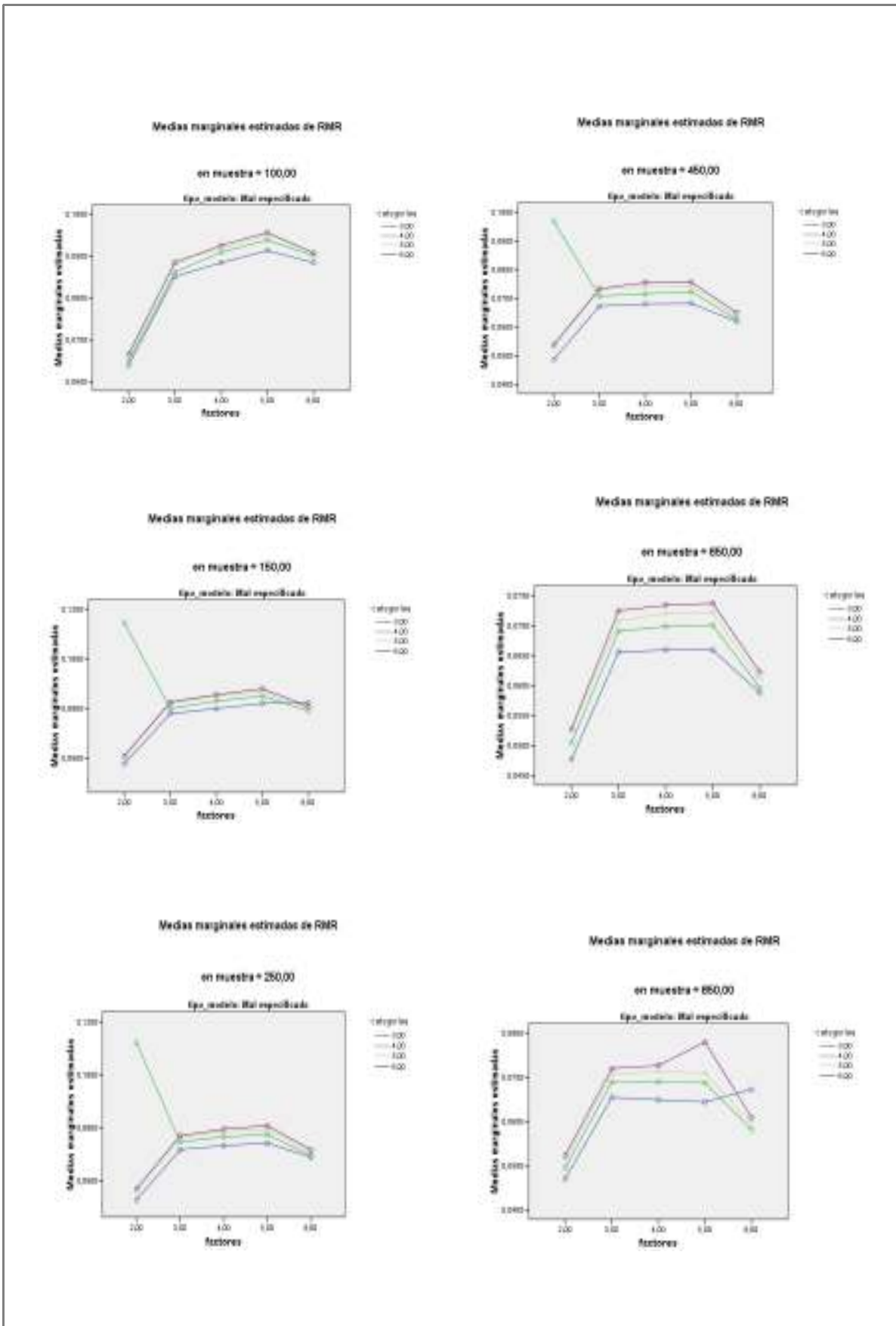


Figura 3.5. Número de factores por categorías y por tamaño muestral para RMR

3.1.2.2. En modelos correctamente especificados

En modelos correctamente identificados hay un efecto de interacción relevante para **factores*categorías** en RMR ($\eta^2=.436$), CFI ($\eta^2=.293$), NNFI ($\eta^2=.250$) y AGFI ($\eta^2=.199$) (Figuras 3.6, 3.7, 3.8 y 3.9, respectivamente), **factores*tamaño muestral** para GFI ($\eta^2=.561$), AGFI ($\eta^2=.348$) y RMR ($\eta^2=.239$) (Figuras 3.10, 3.11 y 3.12, respectivamente); **categorías*tamaño muestral** para RMR ($\eta^2=.170$) (Figura 3.13). También en **factores*categorías*simetría** en RMR ($\eta^2=.292$), CFI ($\eta^2=.225$) y NNFI ($\eta^2=.168$) (Figuras 3.14, 3.15 y 3.16, respectivamente) y en **factores*categorías*tamaño muestral** para RMR ($\eta^2=.436$), CFI ($\eta^2=.332$), NNFI ($\eta^2=.275$), AGFI ($\eta^2=.214$) y GFI ($\eta^2=.145$) (Figuras 3.17, 3.18, 3.19, 3.20 y 3.21, respectivamente).

Finalmente, también se dan efectos de interacción relevantes para **factores*categorías*simetría*tamaño muestral** en CFI ($\eta^2=.301$), RMR ($\eta^2=.301$), NNFI ($\eta^2=.207$), AGFI ($\eta^2=.153$) y GFI ($\eta^2=.140$).

a) factores*categorías

En cuanto al efecto de interacción factores*categorías para el índice RMR (Figura 3.6), se observa que a medida que aumenta el número de factores, se incrementa el valor de RMR, aunque siempre por debajo de 0.05 con independencia del número de categorías. Este hecho indica un comportamiento robusto de este índice RMR.

Únicamente se rechazan los modelos que tienen 2 factores y 4 categorías, pues el valor de RMR se sitúa por encima del punto de corte de 0.05.

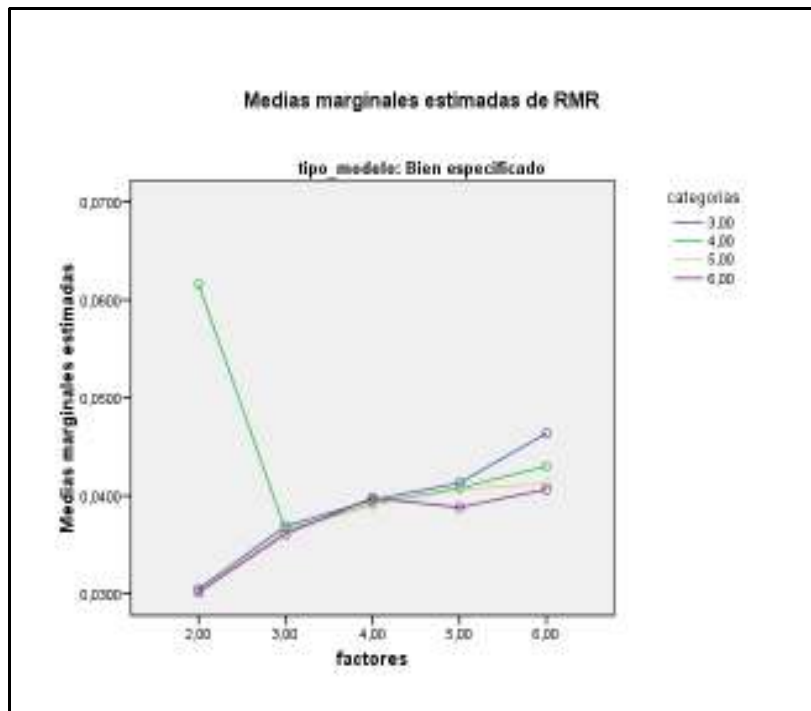


Figura 3.6. Número de factores por categorías para RMR

Por lo que respecta al efecto de interacción factores*categorías para el índice CFI (Figura 3.7), los valores de este índice son muy similares entre sí, con independencia del número de factores y de categorías. Además, a medida que se incrementa el número de factores de los modelos hay un leve ascenso en los valores de dicho índice. Frente a esta tendencia general, puede observarse que los modelos con 2 factores y 4 categorías presentan un índice CFI bastante inferior al correspondiente a los modelos del resto de categorías. También los modelos con 6 factores y 3 categorías muestran un valor de CFI inferior a los valores de los modelos del resto de categorías, aunque no se encuentra tan alejado de ellos como en el caso anterior.

Puede concluirse que se deben aceptar todos los modelos, pues los valores obtenidos superan el punto de corte de 0.90.

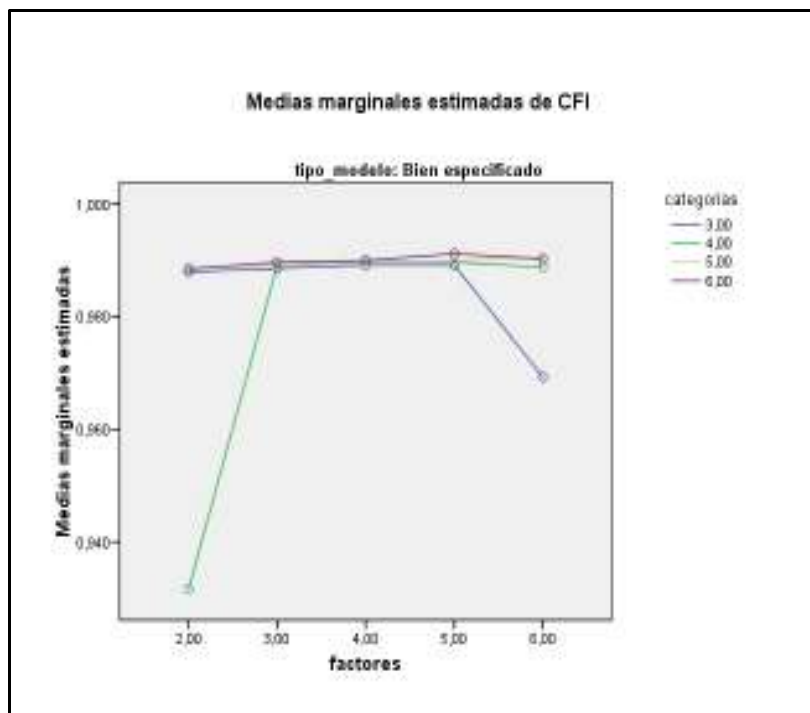


Figura 3.7. Número de factores por categorías para CFI

En el caso del índice NNFI (Figura 3.8), al igual que con el índice CFI, sea cual sea el número de factores y de categorías, los valores obtenidos para NNFI son muy parecidos. Sin embargo, al contrario que ocurría con CFI, parece haber cierta estabilidad en los valores de NNFI obtenidos a medida que aumenta el número de factores. De nuevo, los modelos que no siguen la tendencia general, al igual que con el índice CFI, son los que tienen 2 factores y 4 categorías así como también aquellos con 6 factores y 3 categorías. En ambos casos se obtienen valores de NNFI

inferiores a los modelos con el mismo número de factores para el resto de categorías, si bien en esta ocasión, en comparación con el índice CFI, los modelos con 2 factores y 4 categorías presentan un valor mucho más alejado del resto de modelos con 2 factores y otro número de categorías.

De acuerdo con los resultados obtenidos, se aceptan todos los modelos, excepto los que tienen 2 factores y 4 categorías, pues presentan valores inferiores al punto de corte de 0.95.

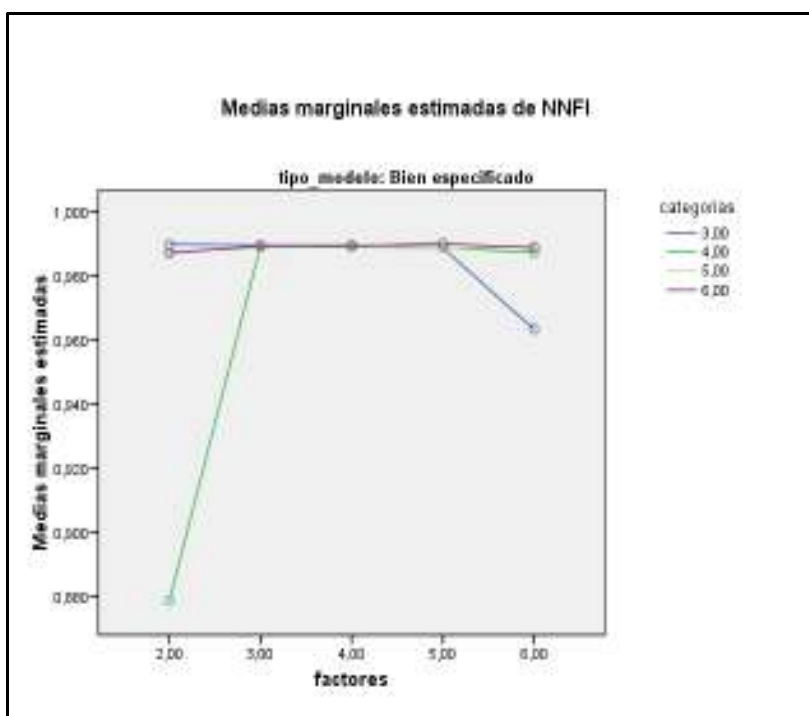


Figura 3.8. Número de factores por categorías para NNFI

Por lo que concierne al índice AGFI en relación con la interacción factores*categorías (Figura 3.9), se puede observar un descenso generalizado de sus valores a medida que los modelos tienen un mayor número de factores. Si bien tales valores son casi idénticos con independencia del número de categorías, los modelos con 6 factores presentan valores en este índice más diferenciados entre sí, de tal manera que cuanto mayor es el número de categorías, más alto es el valor de AGFI. Por otra parte, los valores del índice AGFI correspondientes a los modelos con 4 ó 5 factores y 6 categorías de respuesta están algo alejados de los valores obtenidos para los modelos del resto de categorías. Sin embargo, cabe destacar que, de nuevo, los modelos con 2 factores y 4 categorías presentan un valor en este índice algo inferior a los que se obtienen para los modelos de las restantes categorías.

De acuerdo con los valores obtenidos en el índice AGFI, deben aceptarse todos los modelos.

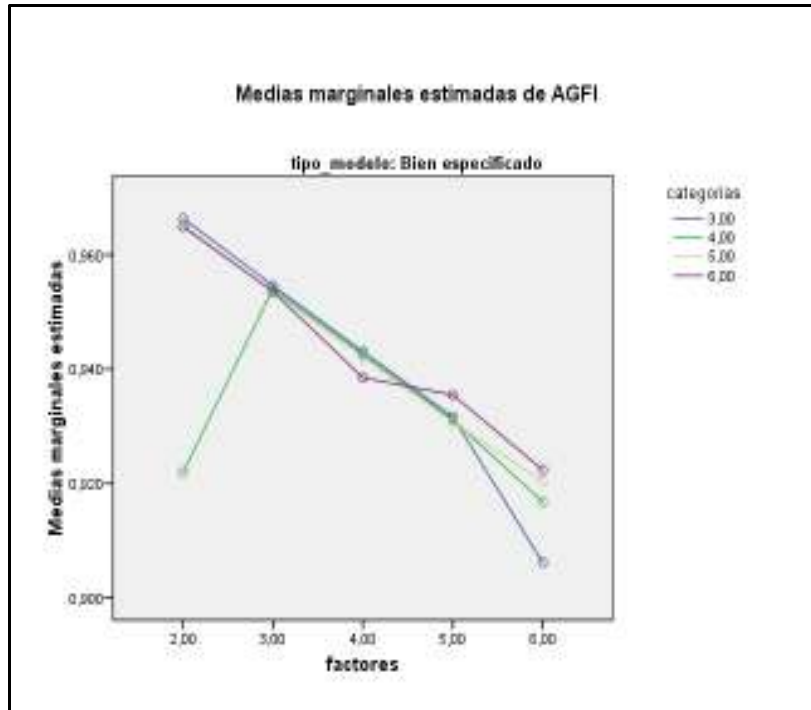


Figura 3.9. Número de factores por categorías para AGFI

b) factores*tamaño muestral

En relación con el efecto de interacción factores*tamaño muestral para el índice GFI (Figura 3.10), puede observarse que conforme aumenta el número de factores, dicho índice de bondad de ajuste tiende a disminuir en modelos correctos, si bien esta relación es más acusada a medida que el tamaño muestral es menor.

De acuerdo con los resultados obtenidos, con el índice GFI se aceptan todos los modelos correctamente especificados, a excepción de los que tienen 6 factores y 100 sujetos, que muestran valores inferiores a 0.90.

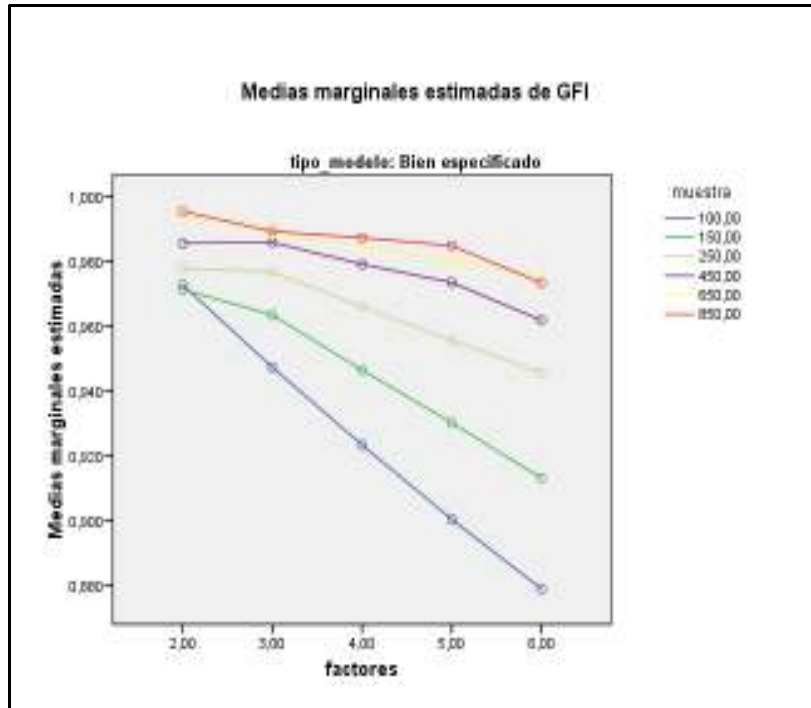


Figura 3.10. Número de factores por tamaño muestral para GFI

Con respecto al índice AGFI (Figura 3.11), se observa una tendencia general descendente en sus valores, más suave cuanto mayor es el tamaño muestral de los modelos, a medida que se cuenta con un mayor número de factores. Sin embargo, en el caso de los modelos que tienen de 150 a 450 sujetos, se rompe esta tendencia al pasar de 2 a 3 factores, pues hay cierto aumento en los valores de AGFI. Por otra parte, los valores de este índice para modelos con un tamaño muestral de 450 sujetos o más son cercanos entre sí, especialmente a partir de 3 factores.

Dado que el punto de corte de AGFI se sitúa en 0.90, se deben rechazar los modelos con 4 ó más factores y 100 sujetos, así como también los modelos que tienen 5 ó 6 factores y 150 sujetos. Por otra parte, los modelos con 3 factores y 100 sujetos son susceptibles de ser rechazados.

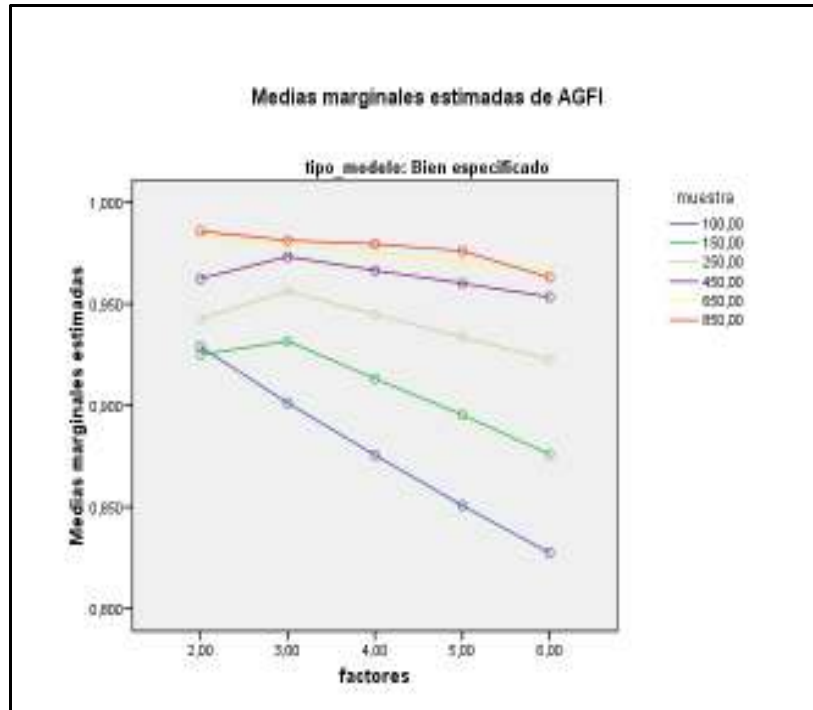


Figura 3.11. Número de factores por tamaño muestral para AGFI

Al contrario de lo que se observa para los índices GFI y AGFI anteriormente descritos, la interacción factores*tamaño muestral en RMR (Figura 3.12) muestra un ascenso general de los valores de dicho índice a medida que los modelos tienen un mayor número de factores y que, además, los valores de RMR son menores cuanto mayor es el tamaño muestral. A su vez, los valores obtenidos para modelos con 650 u 850 sujetos son parecidos entre sí, habiendo ocasiones en las que son casi idénticos como, por ejemplo, para modelos con 3 ó 6 factores.

Frente a la tendencia general ascendente de los valores de RMR, cabe señalar que los modelos que tienen entre 150 y 450 sujetos presentan valores descendentes cuando se pasa de 2 a 3 factores.

Finalmente, atendiendo a los valores de RMR obtenidos, cabe resaltar que se rechazan los modelos con 100 sujetos a partir de 3 factores. En el caso de los modelos con 150 sujetos, solo se aceptan los que tienen 3 factores. El resto de modelos correctamente especificados se acepta, al presentar valores en este índice inferiores a 0.05.

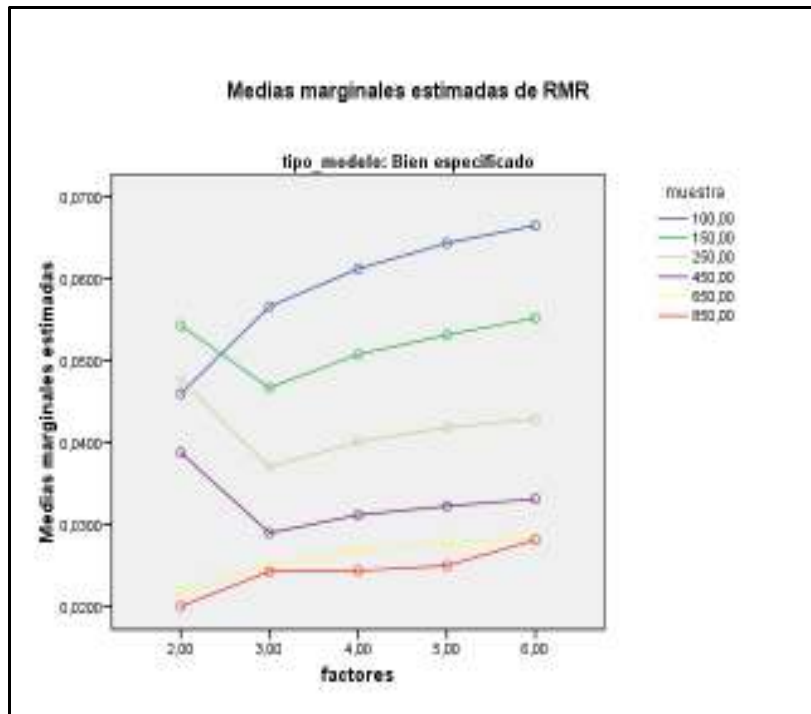


Figura 3.12. Número de factores por tamaño muestral para RMR

c) categorías*tamaño muestral

Con respecto a la interacción categorías*tamaño muestral para el índice RMR (Figura 3.13), puede observarse que cuanto mayor es el tamaño muestral, más bajo es el valor de dicho índice.

De acuerdo con los resultados obtenidos con el índice RMR, se rechazan erróneamente los modelos correctos que tienen 100 sujetos, pues su valor de RMR es superior a 0.05 sea cual sea el número de categorías. También se rechazan los modelos con 150 sujetos y 4 categorías, si bien los modelos con 3 categorías son susceptibles de ser rechazados por presentar un valor cercano a 0.05. Además, para muestras de 250 a 850 sujetos, el valor de RMR se encuentra por debajo de 0.05 con independencia del número de categorías. Sin embargo, para modelos bien especificados con 250 sujetos y 4 categorías de respuesta, el índice RMR es algo mayor que 0.05 y, por tanto, tales modelos también se rechazan erróneamente.

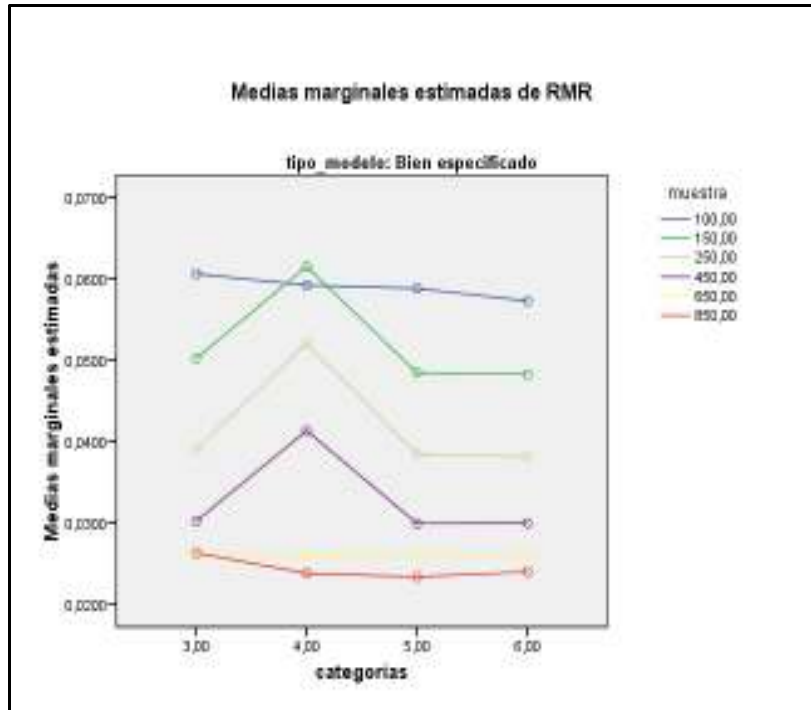


Figura 3.13. Número de categorías por tamaño muestral para RMR

d) factores*categorías*simetría

En cuanto a la interacción factores*categorías*simetría en relación con el índice RMR (Figura 3.14) para modelos cuya distribución de respuestas es simétrica, conforme aumenta el número de factores, este índice es más alto. Además, se obtienen valores de RMR menores cuanto mayor es el número de categorías.

Para distribuciones con asimetría moderada o severa, RMR crece de una manera suave a medida que los modelos tienen más factores. Por otra parte, sus valores para las diferentes categorías tienden a ser bastante similares en relación al número de factores, aunque cuando la asimetría es severa no hay tanta uniformidad en los valores a partir de 4 factores.

De acuerdo con los valores obtenidos, si la distribución de respuestas es simétrica, se aceptan todos los modelos correctamente especificados. Cuando la distribución tiene asimetría moderada, se rechazan los modelos con 2 factores y 4 categorías, ya que su valor de RMR es mayor que 0.05. Si la asimetría es severa, además de los modelos con 2 factores y 4 categorías, también se rechazan los modelos con 6 factores y 3 categorías.

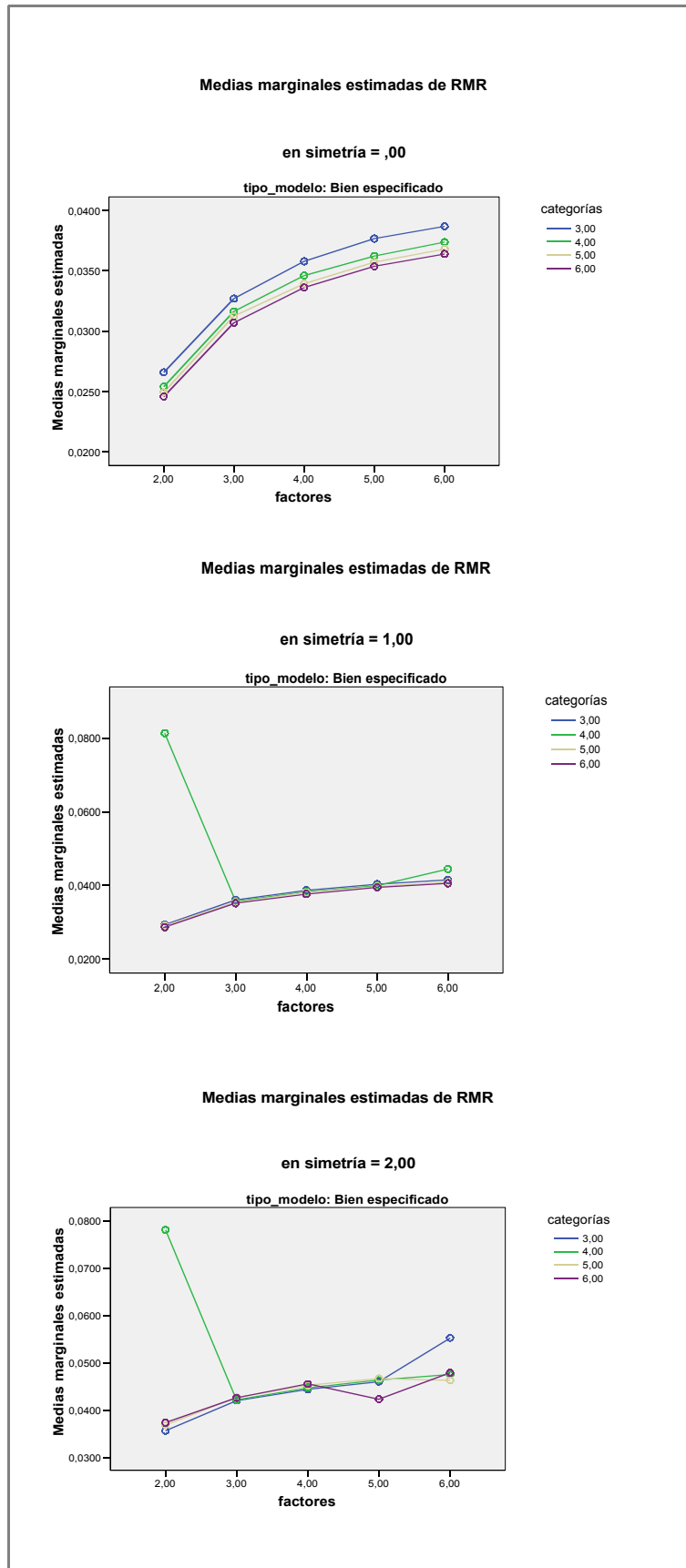


Figura 3.14. Número de factores por número de categorías por grado de asimetría para RMR

Para esta misma interacción factores*categorías*simetría se observa que el índice CFI (Figura 3.15) presenta en términos generales, para modelos con distribución de respuestas simétrica, valores ligeramente ascendentes conforme se incrementa el número de factores. Estos valores son mayores cuanto más categorías de respuesta tiene el modelo. No obstante, los valores de CFI para modelos con 3 categorías descienden a partir de 3 factores. Además, los modelos con 4 factores y 6 categorías muestran valores inferiores a los modelos con 4 ó 5 categorías.

Para modelos con asimetría moderada o severa, los valores del índice CFI son casi idénticos con independencia del número de factores y de categorías. Además, estos valores se mantienen relativamente estables conforme aumenta el número de factores. Sin embargo, los modelos con 2 factores y 4 categorías para distribuciones asimétricas moderadas o severas, así como también los modelos con 6 factores y 3 categorías, no siguen esta tendencia general.

De acuerdo con los valores obtenidos, se aceptan todos los modelos excepto los que tienen 2 factores y 4 categorías para distribuciones con asimetría severa, pues presentan un índice CFI inferior a 0.90.

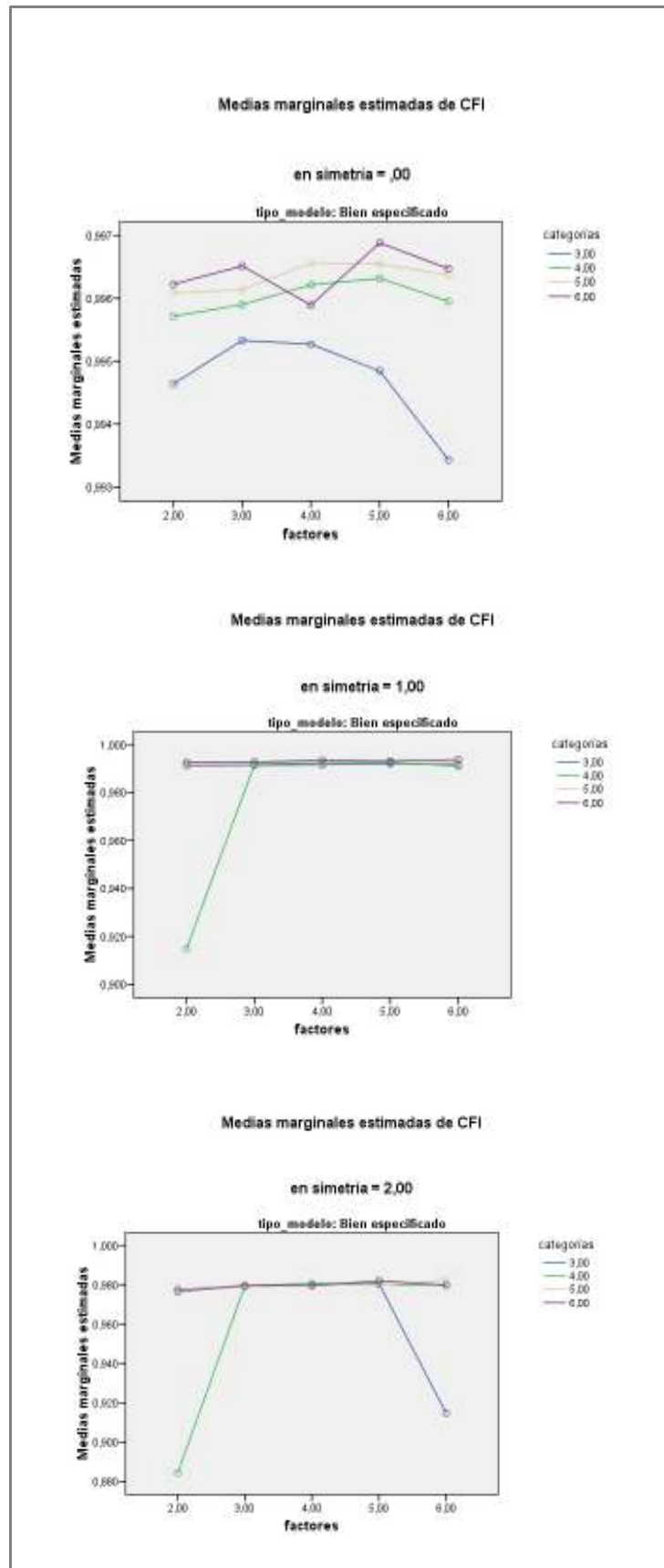


Figura 3.15. Número de factores por número de categorías por grado de asimetría para CFI

Siguiendo con la interacción factores*categorías*simetría, el índice NNFI (Figura 3.16) muestra valores con tendencia descendente a medida que se incrementa el número de factores de los modelos con distribución simétrica de las respuestas. Estos valores son, por lo general, bastante parecidos entre sí, excepto para modelos con 5 ó 6 factores y 3 categorías de respuesta, en los que el índice NNFI es menor que para el resto de categorías. A su vez, no se observa una clara relación entre el número de categorías de los modelos y el valor de NNFI. Sin embargo, excepto para modelos con 3 factores, los valores de este índice cuando los modelos tienen 3 categorías de respuesta son más bajos que para los modelos con otro número de categorías.

Por lo que respecta a los modelos cuya distribución de respuestas tiene asimetría moderada, los valores de NNFI son idénticos con independencia del número de factores y de categorías. Además, a medida que los modelos tienen un mayor número de factores los valores de este índice se mantienen estables. No obstante, los modelos con 2 factores y 4 categorías presentan en NNFI un valor inferior y bastante alejado de los correspondientes al resto de categorías.

Cuando la distribución de las respuestas tiene asimetría severa, los valores de NNFI son muy parecidos entre sí para modelos con 2 factores, mientras que tales valores son casi idénticos a partir de 3 factores, con independencia del número de categorías. Además, se mantienen relativamente estables a medida que los modelos tienen un mayor número de factores. De nuevo el índice NNFI para modelos con 2 factores y 4 categorías muestra un valor inferior y alejado del correspondiente a modelos del resto de categorías. Esta situación también se da en modelos con 6 factores y 3 categorías, si bien en este caso los valores no se encuentran tan alejados de los valores que muestran los modelos del resto de categorías.

Atendiendo a los valores de NNFI obtenidos, se aceptan todos los modelos excepto los que tienen 2 factores y 4 categorías con asimetría moderada o severa y los que tienen 6 factores y 3 categorías con asimetría severa, al no superar el punto de corte de 0.90.

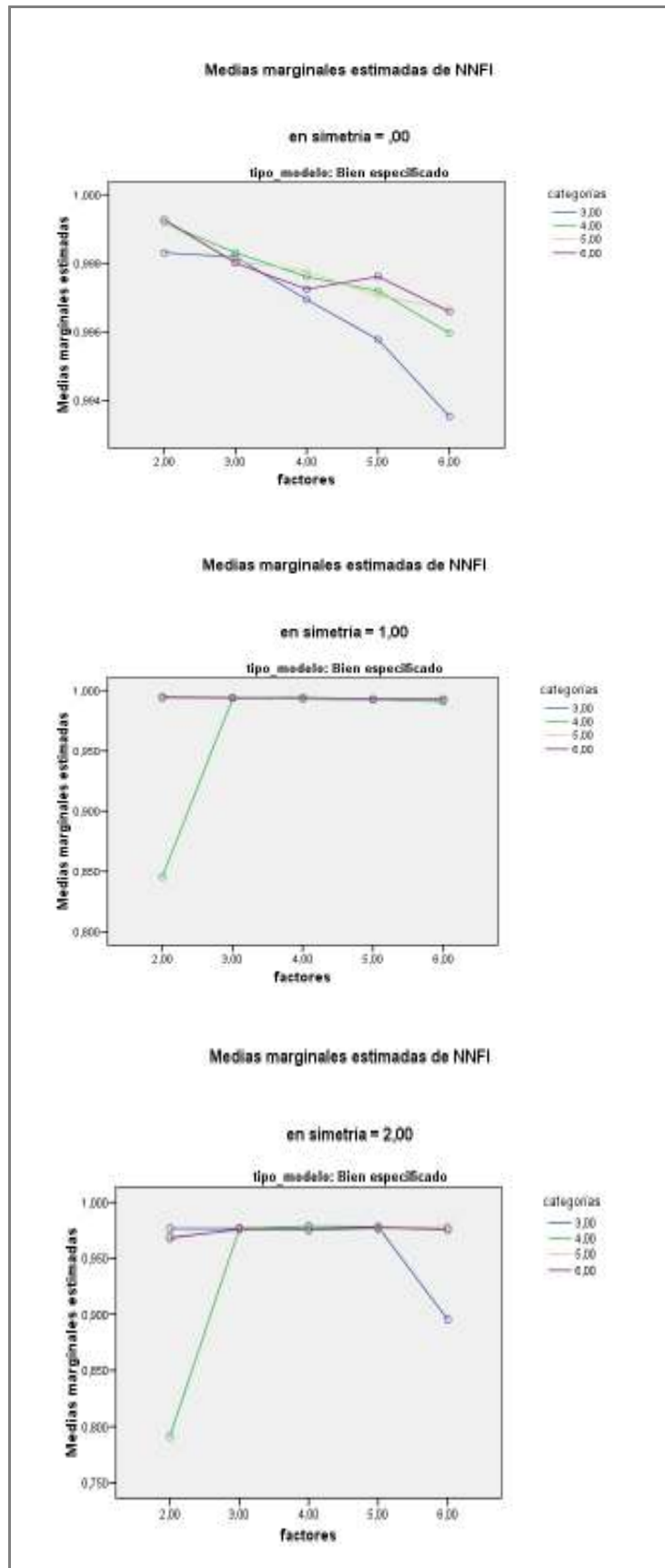


Figura 3.16. Número de factores por número de categorías por grado de asimetría para NNFI

e) factores*categorías*tamaño muestral

Por lo que respecta a la interacción factores*categorías*tamaño muestral en relación con el índice RMR (Figura 3.17), se observa una tendencia de dicho índice a incrementar sus valores de manera marcada a medida que aumenta el número de factores de los modelos que tienen 100 ó 650 sujetos, mientras que en modelos del resto de tamaños muestrales este índice aumenta de manera suave.

Para modelos con 100 sujetos los valores de RMR son mayores cuanto menor es el número de categorías, con independencia del número de factores. Sin embargo, para modelos con 650 sujetos, al igual que para los modelos del resto de tamaños muestrales, los valores obtenidos en este índice son casi idénticos entre categorías sea cual sea el número de factores.

Finalmente, cabe señalar que solamente se aceptan los modelos con 100 sujetos que tienen 2 factores, con independencia del número de categorías. También se aceptan todos los modelos con 650 u 850 sujetos. Por otra parte, se aceptan los modelos con un tamaño muestral entre 150 y 450 sujetos, si bien se rechazan los que tengan 2 factores y 4 categorías, así como también los modelos con 150 sujetos y 5 ó 6 factores. Por otra parte, los modelos con 150 sujetos que tienen 4 factores son susceptibles de ser rechazados sea cual sea su número de categorías, pues presentan valores de RMR próximos al punto de corte de 0.05.

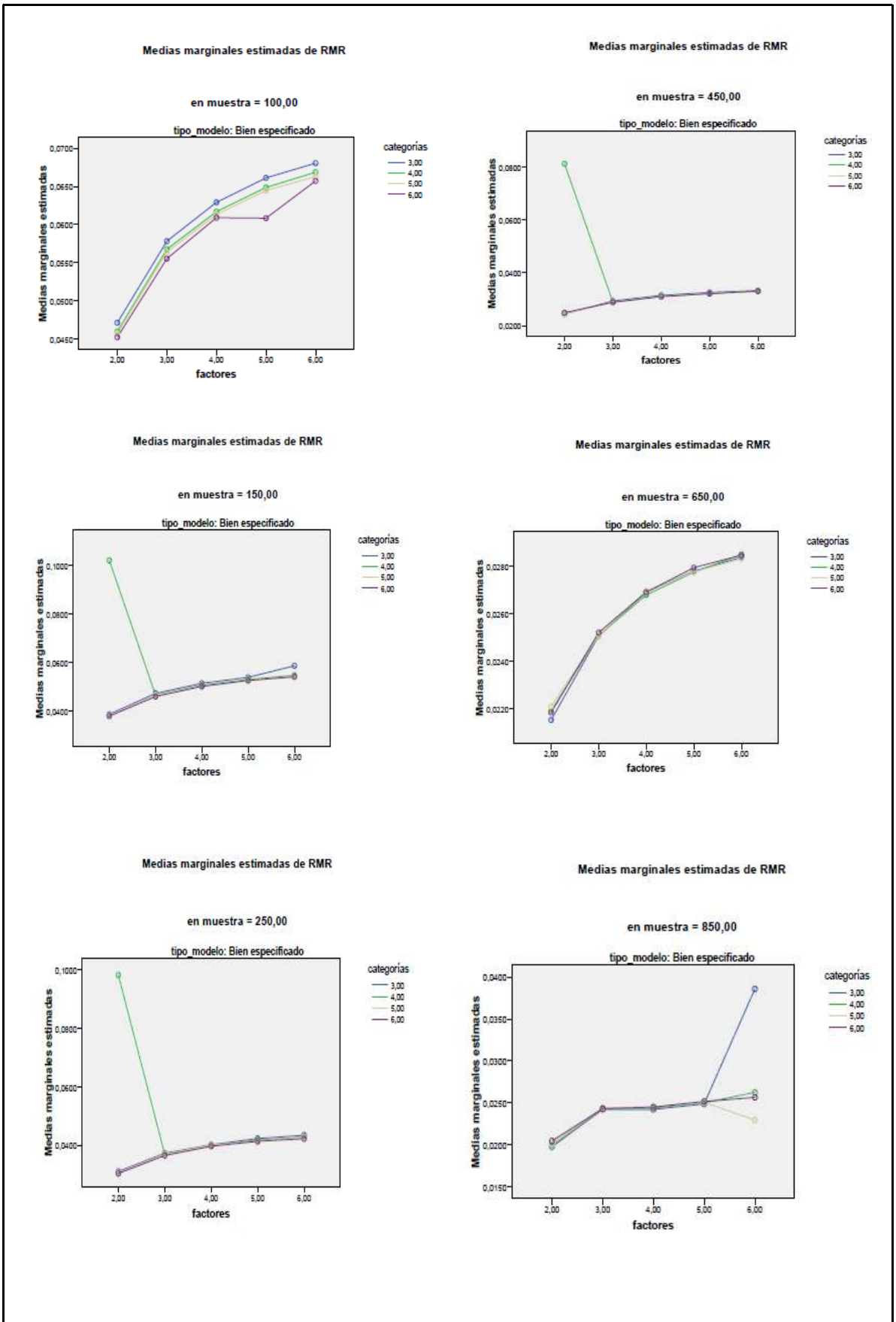


Figura 3.17. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para RMR

En relación con el índice CFI (Figura 3.18), cuando los modelos tienen 100 sujetos se observan unos valores más bajos cuanto menor es el número de categorías de respuesta, con independencia del número de factores. Conforme aumenta el número de factores, se incrementan levemente los valores de CFI, si bien a partir de 3 ó 4 factores estos descienden suavemente. Frente a esta tendencia, cabe destacar que los modelos con 4 ó 5 factores y 6 categorías de respuesta muestran en este índice una tendencia ascendente que está algo alejada de los valores correspondientes al resto de categorías.

Por otra parte, los modelos con tamaños muestrales entre 150 y 450 sujetos muestran valores de CFI casi idénticos y estables con independencia del número de factores y de categorías, aunque para los modelos que tienen 2 factores y 4 categorías este índice es inferior y muy alejado del resto de categorías. También se apartan de la tendencia general los modelos con 6 factores y 3 categorías con 150 sujetos, pues su valor es inferior a los modelos del resto de categorías, aunque no tan alejado como en el caso anterior.

En los modelos con 650 sujetos, CFI presenta una tendencia a aumentar ligeramente a medida que aumenta el número de factores, con independencia del número de categorías. Si bien no se observa una clara relación entre el número de categorías y el valor obtenido en este índice, se observa que, para modelos con 2, 5 y 6 factores, el valor de CFI es mayor cuanto menor sea el número de categorías.

Cuando se trata de modelos con 850 sujetos, el índice CFI muestra un comportamiento parecido al correspondiente a modelos de 150 a 450 sujetos. En este sentido, sus valores son también casi idénticos entre sí y se mantienen estables sea cual sea el número de factores y de categorías. Sin embargo, para modelos con 6 factores, los valores de este índice son similares y cercanos entre sí en cuanto al número de categorías, excepto los modelos con 3 categorías de respuesta. En este caso, el valor de CFI es inferior y muy alejado de los correspondientes a las restantes categorías de respuesta.

Atendiendo a los valores obtenidos en el índice CFI, se aceptan todos los modelos, a excepción de los que tienen 2 factores y 4 categorías y sus tamaños muestrales son de 150 ó 250 sujetos.

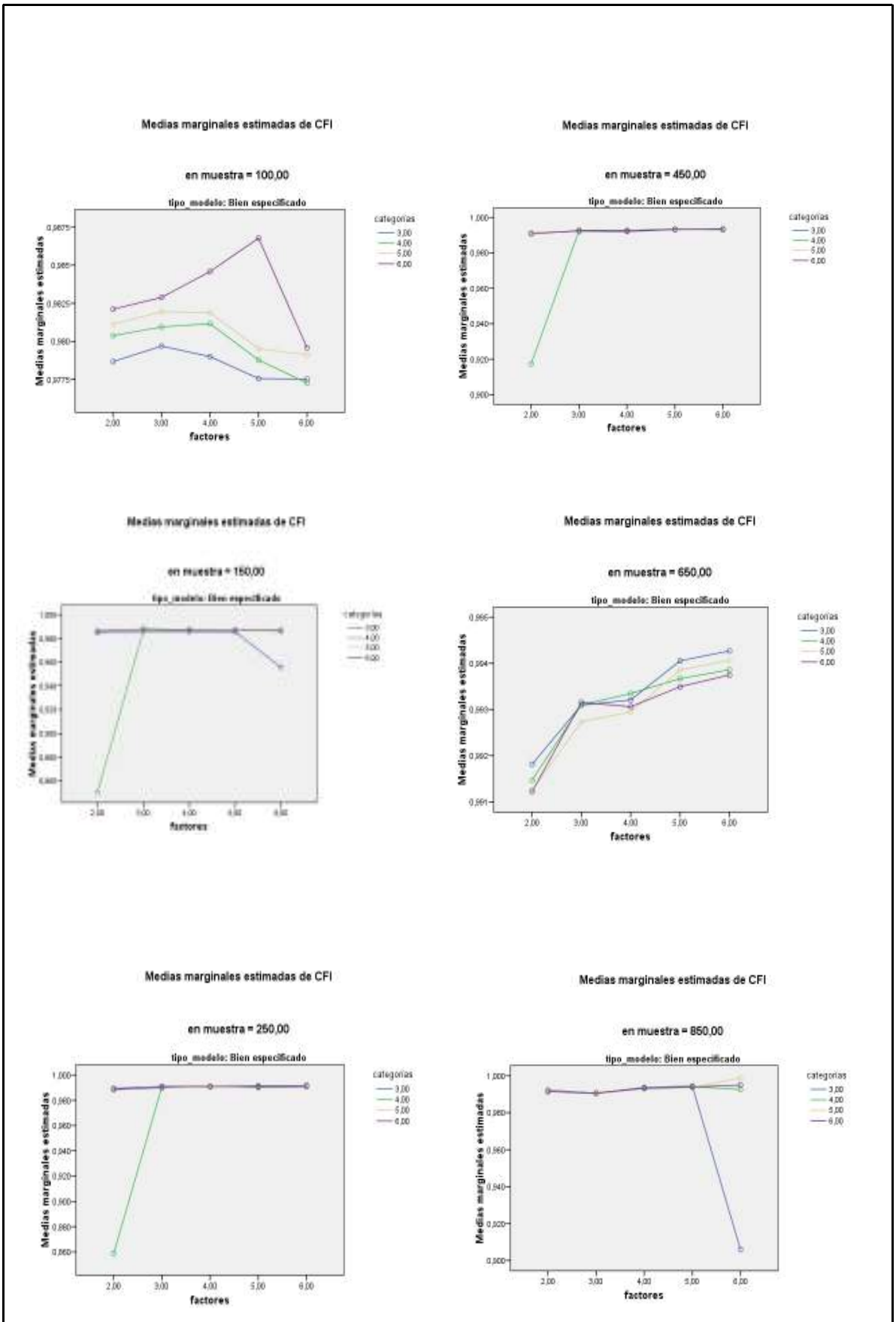


Figura 3.18. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para CFI

En relación con la interacción factores*categorías*tamaño muestral para NNFI (Figura 3.19), cabe señalar que los modelos cuyo tamaño muestral es de 100 sujetos muestran valores descendentes en dicho índice conforme aumenta el número de factores. Aunque no se observa una clara relación entre el número de categorías y el valor de NNFI, tales valores suelen ser próximos entre sí con independencia del número de factores. No obstante, los modelos con 5 factores y 6 categorías de respuesta son los que presentan, al igual que ocurría con CFI, valores más altos en comparación con los valores casi idénticos de los modelos del resto de categorías.

De nuevo los modelos con tamaños muestrales comprendidos entre 150 y 450 sujetos tienen valores de NNFI casi idénticos y estables, independientemente del número de factores y de categorías. Sin embargo, igual que se ha observado anteriormente para el índice CFI, esta tendencia no la siguen los modelos con 2 factores y 4 categorías para tamaños muestrales mencionados, así como los modelos con 6 factores y 3 categorías para muestras de 150 sujetos.

Los modelos con 650 sujetos presentan una tendencia ascendente en los valores de NNFI a medida que aumenta el número de factores, más marcada al pasar de 2 a 3 factores. En cuanto a la relación que se da entre el número de categorías y el valor obtenido en este índice, podría decirse que, en términos generales, cuanto menor es el número de categorías, mayor es el valor de NNFI, aunque los valores para 5 y 6 categorías de respuesta son muy similares para modelos de 2 a 4 factores.

Al igual que ocurre para CFI, los modelos con 850 sujetos también presentan una situación parecida a la descrita para aquellos cuyo tamaño muestral se encuentra entre 150 y 450 sujetos. Así, los valores obtenidos para este índice son casi idénticos entre ellos y permanecen estables con independencia del número de factores y de categorías, mientras que los modelos con 6 factores presentan valores cercanos entre sí respecto al número de categorías. Respecto a estos modelos con 6 factores, cabe señalar que, en caso de que tengan 3 categorías de respuesta, el índice NNFI es mucho menor que el mostrado por los modelos del resto de categorías de respuesta.

Cabe destacar que se aceptan todos los modelos excepto los que tienen 2 factores y 4 categorías con tamaños muestrales entre 150 y 450 sujetos. También se rechazan los modelos con 6 factores, 3 categorías de respuesta y 150 u 850 sujetos. En tales casos no se supera el punto de corte para NNFI de 0.95.

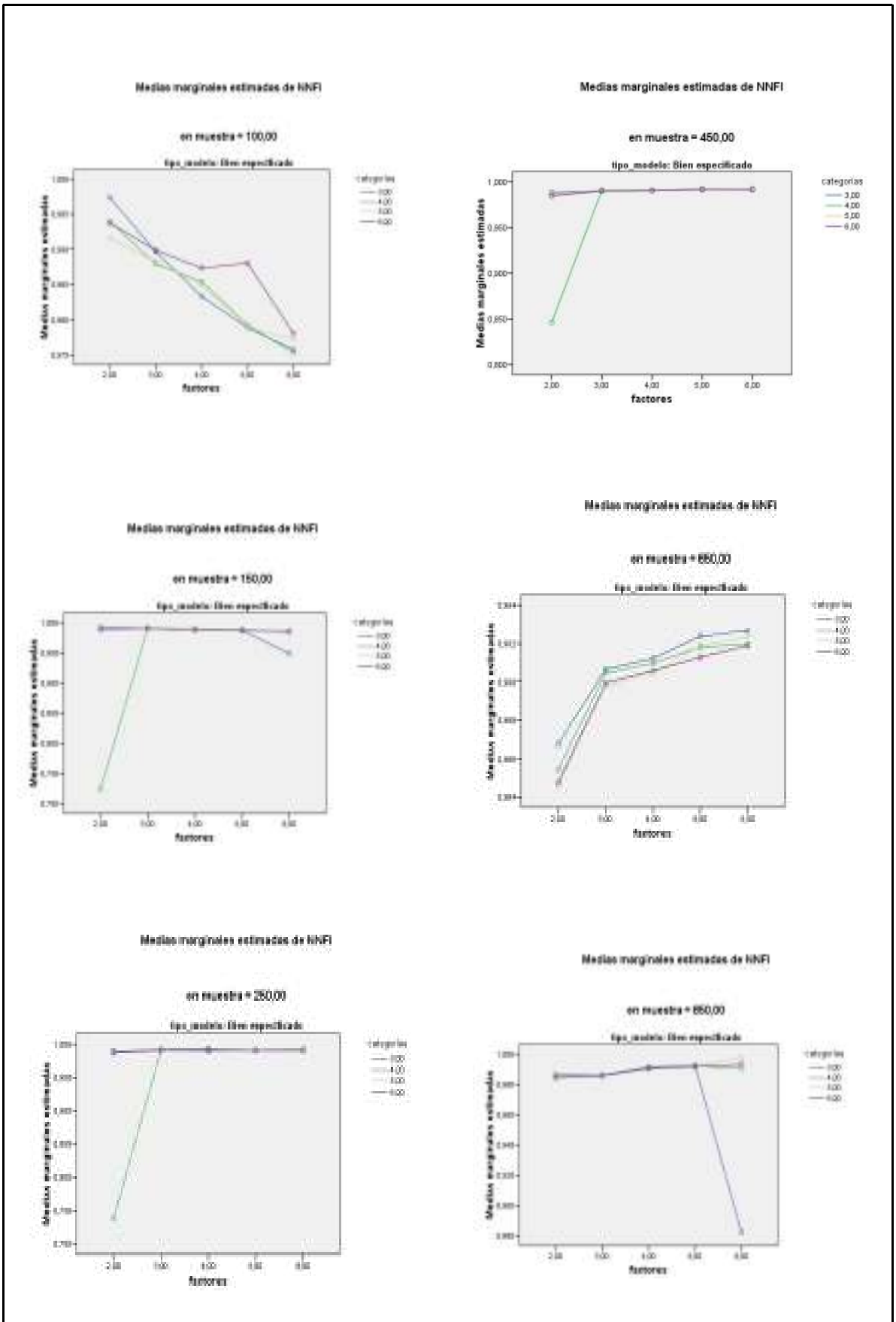


Figura 3.19. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para NNFI

En cuanto al índice AGFI en la interacción factores*categorías*tamaño muestral (Figura 3.20), puede observarse que sus valores son casi idénticos entre sí, especialmente para tamaños muestrales entre 100 y 450 sujetos, con independencia del número de categorías. Además, los valores de AGFI muestran una tendencia decreciente conforme se incrementa el número de factores de los modelos. En el caso de los modelos con 650 sujetos los índices de AGFI obtenidos son algo diferentes entre sí y tienden a ser más altos cuanto menor es el número de categorías. Cuando los modelos tienen 850 sujetos, predomina la proximidad entre los valores de AGFI de las diferentes categorías.

Cabe destacar que los modelos con 2 factores y 4 categorías para tamaños muestrales entre 150 y 450 sujetos, así como los modelos con 6 factores y 3 categorías que tienen 850 sujetos, presentan valores en el índice AGFI que se alejan de la tendencia general.

De acuerdo con los valores obtenidos en AGFI, solo se aceptan los modelos con 100 sujetos con 2 factores, mientras que los que tienen 3 factores son susceptibles de ser rechazados al ser sus valores muy próximos al punto de corte de 0.90. También se rechazan los modelos con 150 sujetos que tienen 5 ó 6 factores, así como también los que tienen 2 factores, 4 categorías y su tamaño muestral es de 150 ó 250 sujetos. El resto de modelos correctamente especificados se acepta.

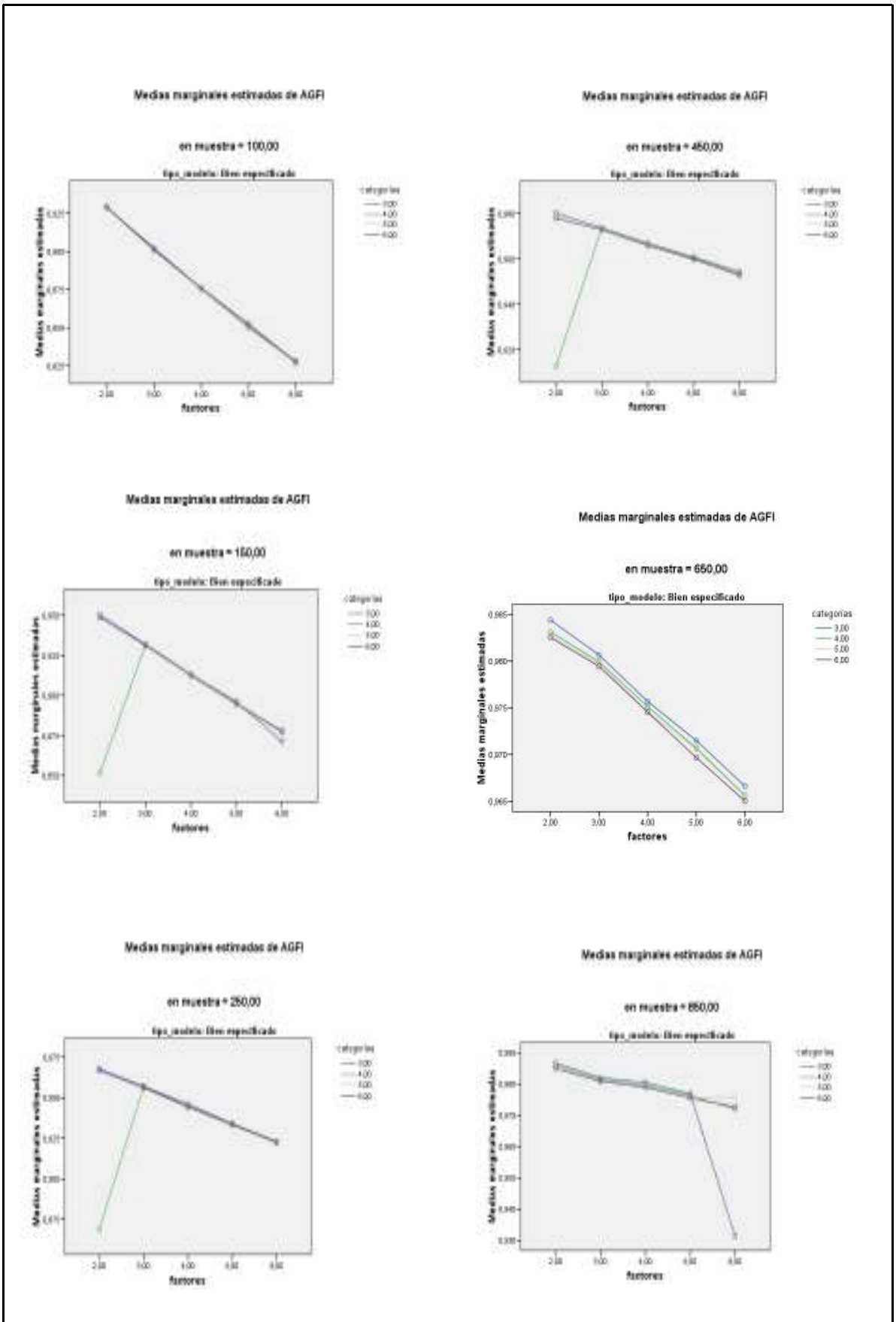


Figura 3.20. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para AGFI

En lo concerniente al índice GFI (Figura 3.21), se observa que los valores obtenidos son, en términos generales, casi idénticos entre sí con independencia del número de categorías. A medida que se incrementa el número de factores, los valores de GFI disminuyen, aunque este descenso tiende a ser menos pronunciado cuanto mayor es el tamaño muestral. Esta situación es parecida a la descrita anteriormente para AGFI.

Cabe señalar una serie de modelos cuyos valores de GFI se alejan de los correspondientes al resto de modelos según el tamaño muestral. A este respecto, cabe señalar los modelos con 2 factores y 4 categorías con un tamaño muestral comprendido entre 150 y 450 sujetos. También es el caso de los modelos con 6 factores y 3 categorías de respuesta con 450 u 850 sujetos.

Es necesario tener presente que con GFI se aceptan todos los modelos excepto aquellos con 100 sujetos que tienen 6 factores, si bien los modelos con 5 factores son susceptibles de ser rechazados al presentar valores cercanos al punto de corte de 0.90.

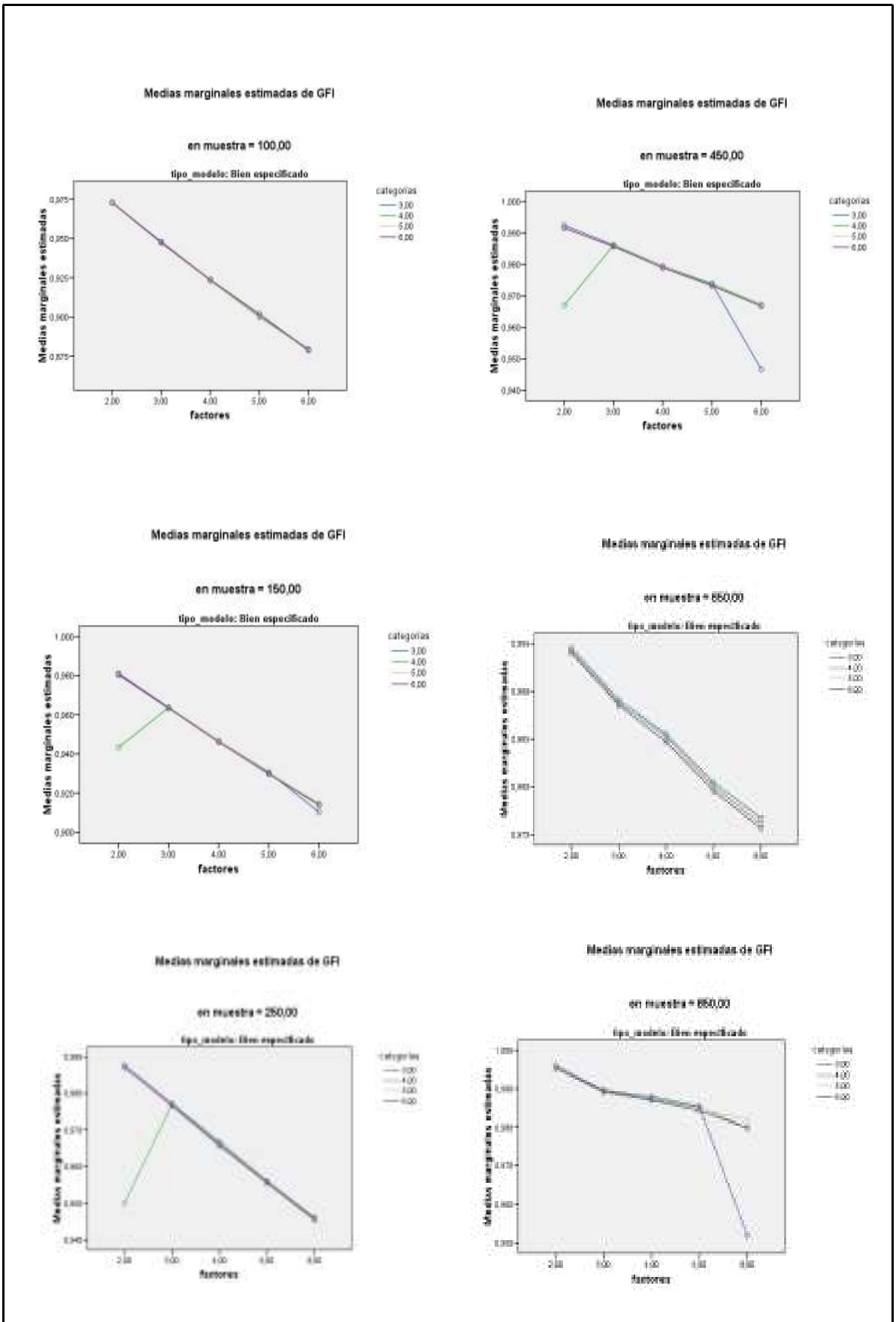


Figura 3.21. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para GFI

Finalmente, como se ha mencionado previamente, cabe tener en cuenta la interacción factores*categorías*simetría*tamaño muestral para CFI, RMR, NNFI, AGFI y GFI, si bien en este caso la complejidad de su representación gráfica impide mostrar una gráfica que la represente.

3.2. Método de Máxima Verosimilitud Robusta (RML)

3.2.1. Efectos principales

En el Apéndice I se muestran, para modelos mal y bien especificados, los resultados completos del MANOVA. Las tablas-resumen que aparecen a continuación muestran los índices de bondad de ajuste que en el presente estudio han mostrado en el MANOVA, respecto a los efectos principales, un tamaño del efecto igual o superior a 0.14 en relación con el método RML. En dichas tablas aparecen la media y desviación típica de tales índices. Las tablas completas se encuentran en el Apéndice D.

3.2.1.1. Efectos del número de factores

En modelos mal especificados, el número de factores tiene un tamaño del efecto relevante para GFI ($\eta^2=.770$) y AGFI ($\eta^2=.500$), así como para RMR ($\eta^2=.325$), CFI ($\eta^2=.248$), RMSEA ($\eta^2=.236$), C4 ($\eta^2=.211$) y NNFI ($\eta^2=.174$). Si se observa la Tabla 3.6, a medida que aumenta el número de factores, disminuye el valor de GFI para modelos falsos. No obstante, solamente se aceptan modelos falsos que tienen de 2 a 4 factores, pues tales casos se corresponden con valores superiores a 0.90. En el índice AGFI, para modelos falsos, este efecto solamente se da para modelos con 2 factores.

Si se trata de modelos bien especificados, el número de factores tiene un tamaño del efecto relevante especialmente para GFI ($\eta^2=.618$), además de C3 ($\eta^2=.289$), AGFI ($\eta^2=.270$), RMSEA ($\eta^2=.262$) y CFI ($\eta^2=.250$). De acuerdo con la Tabla 3.6, los valores de GFI disminuyen a medida que aumenta el número de factores del modelo y superan siempre el punto de corte de 0.90, por lo que se aceptan los modelos correctos con cualquier número de factores.

Tabla 3.6

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Factores al aplicar RML

Índice	Número de factores	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
C3	2		0.596		0.316
	3		0.776		0.252
	4		0.865		0.204
	5		0.915		0.166
	6		0.859		0.198
	Total		0.793		0.267
C4	2	0.184		0.277	
	3	0.105		0.225	
	4	0.044		0.147	
	5	0.009		0.061	
	6	0.000		0.000	
	Total	0.080		0.201	
RMSEA	2	0.062	0.014	0.042	0.029
	3	0.075	0.003	0.046	0.008
	4	0.057	0.001	0.037	0.005
	5	0.051	0.001	0.036	0.004
	6	0.083	0.001	0.019	0.004
	Total	0.063	0.004	0.041	0.016
NNFI	2	0.951		0.076	
	3	0.910		0.088	
	4	0.946		0.071	
	5	0.954		0.071	
	6	0.900		0.034	
	Total	0.937		0.078	

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

Tabla 3.6 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Factores al aplicar RML

Índice	Número de factores	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
CFI	2	0.963	0.993	0.033	0.021
	3	0.927	0.999	0.056	0.003
	4	0.950	1	0.039	0.002
	5	0.952	1	0.040	0.001
	6	0.913	1	0.029	0.001
	Total	0.946	0.998	0.045	0.010
RMR	2	0.062		0.026	
	3	0.075		0.014	
	4	0.077		0.014	
	5	0.079		0.015	
	6	0.073		0.010	
	Total	0.073		0.019	
GFI	2	0.958	0.983	0.022	0.019
	3	0.905	0.975	0.036	0.018
	4	0.902	0.965	0.033	0.025
	5	0.878	0.954	0.040	0.032
	6	0.842	0.960	0.033	0.025
	Total	0.906	0.969	0.047	0.026
AGFI	2	0.904	0.955	0.049	0.049
	3	0.841	0.954	0.061	0.033
	4	0.850	0.942	0.051	0.040
	5	0.832	0.931	0.055	0.047
	6	0.795	0.944	0.042	0.036
	Total	0.852	0.945	0.062	0.043

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

3.2.1.2. Efectos del número de categorías

El número de categorías afecta, en modelos falsos, a los valores de los índices RMSEA ($\eta^2=.295$), CFI ($\eta^2=.204$) y NNFI ($\eta^2=.193$). Como puede observarse en la Tabla 3.7, al aumentar el número de categorías se incrementan los valores de RMSEA y disminuyen los valores de CFI y NNFI. De acuerdo con los valores observados para los índices RMSEA y CFI, se considera que el modelo es adecuado para cualquier número de categorías de respuesta, cuando en realidad se trata de un modelo falso. Con NNFI, por su parte, solamente se aceptan los modelos con 3 categorías.

En modelos bien especificados el número de categorías afecta a RMR ($\eta^2=.185$) y CFI ($\eta^2=.160$). Según la Tabla 3.7, los valores de ambos índices se mantienen estables en relación con el aumento de categorías. En el caso de RMR son menores que 0.05 y en el de CFI se mantienen próximos o iguales a 1, por lo que, en ambos casos, se concluye correctamente que el modelo debe ser aceptado con independencia de su número de categorías.

Tabla 3.7

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Categorías al aplicar RML

Índice	Número de categorías	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
RMSEA	3	0.044		0.033	
	4	0.064		0.039	
	5	0.069		0.042	
	6	0.074		0.042	
	Total	0.063		0.041	
NNFI	3	0.970		0.073	
	4	0.936		0.075	
	5	0.927		0.076	
	6	0.917		0.076	
	Total	0.937		0.078	

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

Tabla 3.7 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Categorías al aplicar RML

Índice	Número de categorías	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
CFI	3	0.965	1	0.033	0.002
	4	0.945	0.995	0.042	0.020
	5	0.939	0.999	0.047	0.004
	6	0.933	0.999	0.049	0.004
	Total	0.946	0.998	0.045	0.010
RMR	3		0.037		0.015
	4		0.044		0.029
	5		0.036		0.015
	6		0.036		0.015
	Total		0.038		0.020

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

3.2.1.3. Efectos del grado de asimetría

El grado de asimetría tiene un efecto relevante, en modelos mal especificados, para RMSEA ($\eta^2=.693$), CFI ($\eta^2=.529$), NNFI ($\eta^2=.522$), GFI ($\eta^2=.504$), AGFI ($\eta^2=.460$), C3 ($\eta^2=.451$) y, en menor medida, para RMR ($\eta^2=.241$) y C4 ($\eta^2=.155$). Los efectos más elevados se encuentran para RMSEA, cuyos valores, de acuerdo con la Tabla 3.8, disminuyen conforme aumenta la asimetría. Según los valores de este índice, cabe resaltar que se concluye erróneamente que deben ser aceptados modelos con asimetría moderada o severa. Tanto CFI como NNFI presentan valores mayores conforme crece el grado de asimetría. En el caso de CFI, se aceptan los modelos falsos con independencia de su grado de asimetría mientras que, respecto a NNFI, se aceptan erróneamente los modelos con asimetría severa. En cuanto a los valores de GFI y AGFI, se observa que aumentan a medida que se incrementa el grado de asimetría de manera que, de acuerdo con GFI, se aceptan incorrectamente modelos con asimetría moderada o severa mientras que, según los valores de AGFI, se rechazan correctamente los modelos falsos para cualquier grado de asimetría que presentan. Por otra parte, a medida que la asimetría es mayor se observa un incremento en los valores de C3 por los cuales se concluye erróneamente que el modelo debe ser aceptado cuando éste

presenta asimetría moderada o severa.

Para modelos bien especificados, el grado de asimetría afecta a los valores de RMR ($\eta^2=.298$) y NNFI ($\eta^2=.214$). El valor de ambos índices, de acuerdo con la Tabla 3.8, se incrementa cuanto mayor es el grado de asimetría. Así, según los valores mostrados tanto por RMR como por NNFI, se acepta todo modelo correcto para cualquier grado de asimetría.

Tabla 3.8

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Grado de Asimetría al aplicar RML

Índice	Grado asimetría	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
C3	0	0.016		0.081	
	1	0.111		0.234	
	2	0.363		0.402	
	Total	0.155		0.303	
C4	0	0.015		0.075	
	1	0.062		0.167	
	2	0.175		0.282	
	Total	0.080		0.201	
RMSEA	0	0.098		0.028	
	1	0.059		0.029	
	2	0.024		0.023	
	Total	0.063		0.041	
NNFI	0	0.883	1.010	0.055	0.018
	1	0.938	1.022	0.051	0.045
	2	1.003	1.051	0.071	0.074
	Total	0.937	1.027	0.078	0.053

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

0= Distribución de respuestas simétrica; 1=Distribución de respuestas con asimetría moderada; 2=Distribución de respuestas con asimetría severa.

Tabla 3.8 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Grado de Asimetría al aplicar RML

Índice	Grado asimetría	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
CFI	0	0.910		0.042	
	1	0.951		0.033	
	2	0.982		0.020	
	Total	0.946		0.045	
RMR	0	0.080	0.032	0.016	0.014
	1	0.073	0.039	0.019	0.023
	2	0.065	0.045	0.018	0.020
	Total	0.073	0.038	0.019	0.020
GFI	0	0.877		0.048	
	1	0.913		0.039	
	2	0.933		0.033	
	Total	0.906		0.047	
AGFI	0	0.812		0.057	
	1	0.861		0.051	
	2	0.893		0.045	
	Total	0.852		0.062	

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

0= Distribución de respuestas simétrica; 1=Distribución de respuestas con asimetría moderada; 2=Distribución de respuestas con asimetría severa.

3.2.1.4. Efectos del tamaño muestral

El tamaño muestral presenta, en modelos mal especificados, un tamaño del efecto relevante para C3 ($\eta^2=.596$), GFI ($\eta^2=.517$), AGFI ($\eta^2=.473$), RMR ($\eta^2=.381$), NNFI ($\eta^2=.316$), RMSEA ($\eta^2=.300$), C4 ($\eta^2=.208$) y CFI ($\eta^2=.144$). Los principales efectos se encuentran para C3, GFI y AGFI. Según se observa en la Tabla 3.9, el valor de C3 disminuye a medida que aumenta el tamaño muestral, por lo que se aceptan erróneamente los modelos falsos que tengan entre 100 y 250 sujetos. Conforme el tamaño muestral aumenta, también el valor de GFI se incrementa, de modo que se concluye incorrectamente que se deben aceptar los modelos que tengan un tamaño muestral a partir

de 250 sujetos. Por su parte, el valor de AGFI se incrementa conforme crece el número de sujetos de la muestra, si bien no alcanza el punto de corte de 0.90, por lo que para cualquier tamaño muestral se concluye correctamente que los modelos mal especificados deben ser rechazados.

En el caso de los modelos bien especificados, el tamaño muestral presenta un tamaño del efecto relevante para GFI ($\eta^2=.836$), AGFI ($\eta^2=.806$), RMR ($\eta^2=.779$), NNFI ($\eta^2=.519$) y, en menor medida, para C4 ($\eta^2=.195$). Según la Tabla 3.9, tanto GFI como AGFI aumentan su valor a medida que aumenta el tamaño de la muestra. En el caso de GFI los modelos de cualquier tamaño muestral se aceptan correctamente, mientras que, de acuerdo con AGFI, se rechazan erróneamente los modelos con 100 sujetos. Los valores de RMR y NNFI disminuyen conforme aumenta el tamaño muestral. Mientras que para RMR se rechazan erróneamente los modelos con 100 ó 150 sujetos, con NNFI se llega a una conclusión correcta al aceptar los modelos con independencia del número de sujetos.

Tabla 3.9

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Tamaño Muestral al aplicar RML

Índice	Tamaño muestral	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
C3	100	0.450		0.404	
	150	0.293		0.373	
	250	0.157		0.283	
	450	0.039		0.125	
	650	0.011		0.055	
	850	0.010		0.066	
	Total	0.155		0.303	
C4	100	0.185	0.377	0.295	0.381
	150	0.145	0.427	0.262	0.385
	250	0.101	0.568	0.211	0.367
	450	0.038	0.647	0.120	0.329
	650	0.015	0.677	0.067	0.296
	850	0.006	0.642	0.038	0.306
	Total	0.080	0.559	0.201	0.363

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

Tabla 3.9 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Tamaño Muestral al aplicar RML

Índice	Tamaño muestral	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
RMSEA	100	0.042		0.048	
	150	0.054		0.046	
	250	0.063		0.041	
	450	0.070		0.034	
	650	0.072		0.032	
	850	0.074		0.031	
	Total	0.063		0.041	
NNFI	100	0.994	1.084	0.117	0.080
	150	0.953	1.042	0.086	0.058
	250	0.932	1.020	0.065	0.042
	450	0.920	1.008	0.052	0.024
	650	0.917	1.007	0.048	0.009
	850	0.915	1.003	0.047	0.007
	Total	0.937	1.027	0.078	0.053
CFI	100	0.964		0.052	
	150	0.953		0.050	
	250	0.946		0.045	
	450	0.939		0.040	
	650	0.938		0.037	
	850	0.935		0.037	
	Total	0.946		0.045	

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

Tabla 3.9 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Tamaño Muestral al aplicar RML

Índice	Tamaño muestral	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
RMR	100	0.084	0.057	0.019	0.012
	150	0.081	0.051	0.020	0.020
	250	0.075	0.041	0.019	0.021
	450	0.070	0.033	0.017	0.018
	650	0.065	0.025	0.014	0.007
	850	0.065	0.023	0.014	0.007
	Total	0.073	0.038	0.019	0.020
GFI	100	0.882	0.936	0.053	0.031
	150	0.890	0.950	0.050	0.024
	250	0.905	0.968	0.044	0.017
	450	0.916	0.980	0.040	0.011
	650	0.921	0.986	0.039	0.008
	850	0.921	0.989	0.041	0.007
	Total	0.906	0.969	0.047	0.026
AGFI	100	0.811	0.889	0.068	0.040
	150	0.827	0.914	0.061	0.038
	250	0.851	0.943	0.055	0.033
	450	0.868	0.965	0.051	0.022
	650	0.877	0.976	0.050	0.010
	850	0.877	0.980	0.052	0.009
	Total	0.852	0.945	0.062	0.043

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

Tras conocer aspectos relativos a los efectos principales, en los próximos apartados se tratarán los efectos de interacción. De nuevo, se utilizarán gráficas para su interpretación.

3.1.2. Efectos de interacción

3.1.2.1. En modelos mal especificados

En modelos mal especificados hay un efecto de interacción relevante para **factores*categorías** para RMR ($\eta^2=.213$) (Figura 3.22), **factores*simetría** para GFI ($\eta^2=.175$) y CFI ($\eta^2=.149$) (Figuras 3.23 y 3.24, respectivamente), **factores*tamaño muestral** para C4 ($\eta^2=.170$) y GFI ($\eta^2=.151$) (Figuras 3.25 y 3.26, respectivamente) y **simetría*tamaño muestral** para C3 ($\eta^2=.494$) y NNFI ($\eta^2=.188$) (Figuras 3.27 y 3.28, respectivamente). En cuanto a interacciones de segundo orden, hay efectos relevantes en **factores*categorías*tamaño muestral** para RMR ($\eta^2=.214$) (Figura 3.29).

a) factores*categorías

Por lo que respecta a la interacción factores*categorías (Figura 3.22), se observa que el valor de RMR es más alto cuanto mayor es el número de factores y de categorías, aunque decrece al pasar de 5 a 6 factores. No obstante, los modelos con 2 factores y 4 categorías destacan por mostrar un valor muy alto en comparación con los modelos del resto de categorías.

A la vista de los valores de RMR obtenidos, cualquier modelo mal especificado se rechaza al superarse siempre el punto de corte de 0.05.

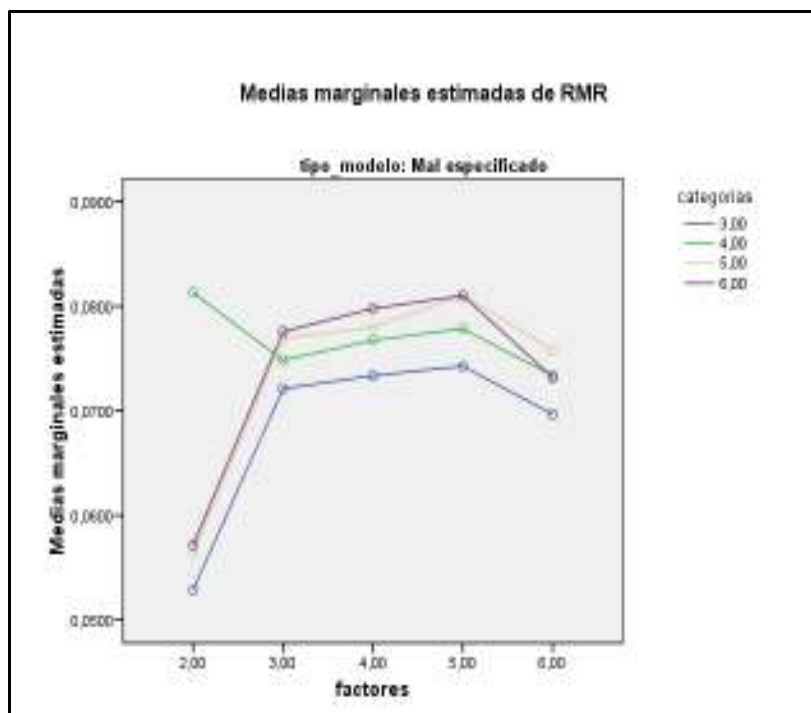


Figura 3.22. Número de factores por número de categorías para RMR

b) factores*simetría

En cuanto a la interacción factores*simetría (Figura 3.23), se observa que el valor de GFI tiende a descender conforme hay un mayor número de factores en los modelos, con independencia del grado de asimetría de la distribución de respuestas. Este descenso es más marcado para modelos con distribuciones simétricas al pasar de 2 a 3 factores. Con todo, cabe señalar un ascenso del índice GFI al pasar de 5 a 6 factores para modelos con asimetría severa.

Según los resultados, se aceptan los modelos mal especificados con distribución simétrica con 2 factores. Además, se aceptan los modelos de 2 a 4 factores cuya distribución de respuestas presenta asimetría moderada, al ser el valor de GFI superior a 0.90. También se aceptan todos los modelos con asimetría severa, independientemente del número de factores.

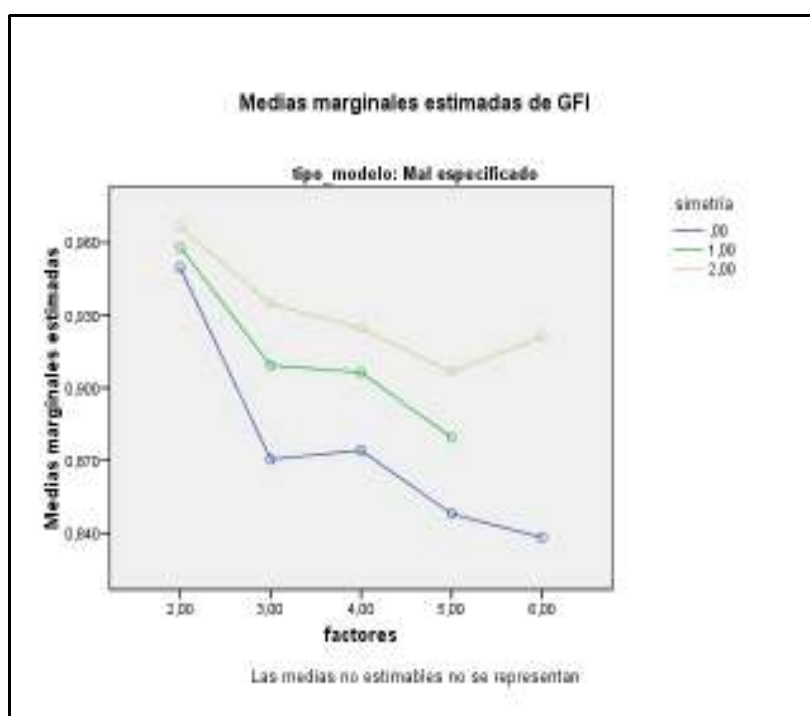


Figura 3.23. Número de factores por grado de asimetría para GFI

En cuanto a CFI (Figura 3.24), en la interacción factores*simetría se observa que su valor aumenta cuanto mayor es el grado de asimetría. El valor de este índice descende al pasar de 2 a 3 factores con independencia del grado de asimetría. Sin embargo, este descenso tienen lugar de una manera más acentuada para modelos con 3 factores cuya distribución es simétrica, situándose CFI por debajo de 0.90.

Al pasar de 3 a 4 factores aumenta el valor de CFI para cualquier grado de asimetría, especialmente para modelos con distribución simétrica de respuestas. Conforme crece el número de

factores de 4 a 6, CFI se mantiene estable para modelos con distribución simétrica y, según los datos disponibles, desciende para modelos con asimetría severa al pasar de 5 a 6 factores.

De acuerdo con los resultados obtenidos, se aceptan todos los modelos falsos independientemente del número de factores y del grado de asimetría, excepto aquellos que tienen 3 factores y su distribución de respuestas es simétrica.

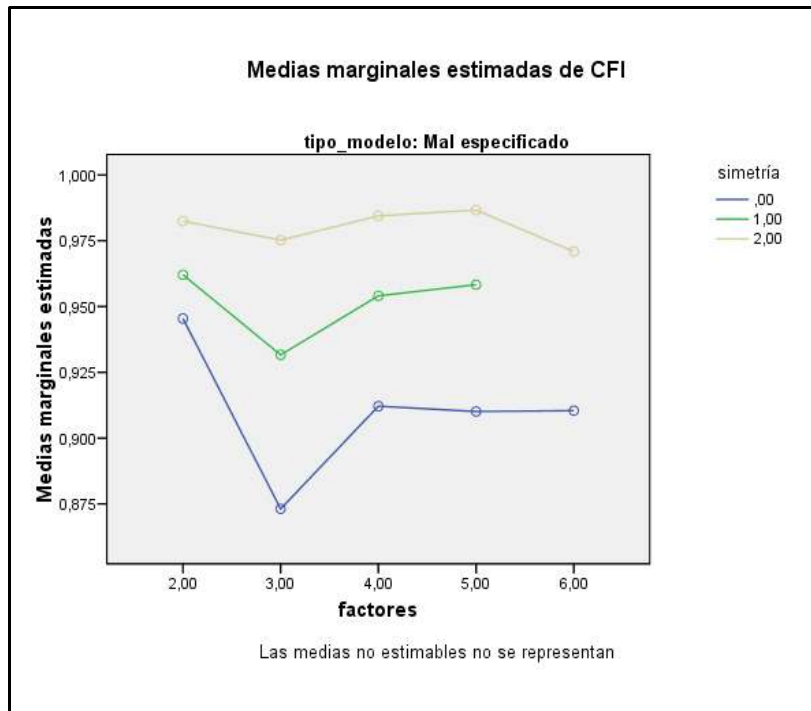


Figura 3.24. Número de factores por grado de asimetría para CFI

c) factores*tamaño muestral

Otra interacción significativa en modelos falsos es la de factores*tamaño muestral para C4 y GFI.

Respecto a C4 (Figura 3.25), puede observarse que su valor desciende a medida que aumenta el número de factores. Cabe resaltar que este descenso es especialmente más acusado para modelos con 100 sujetos al pasar de 2 a 4 factores, mientras que los modelos con 650 y 850 sujetos muestran un descenso muy suave al pasar de 2 a 3 factores. Además, los valores de C4 para modelos con 650 y 850 sujetos se mantienen relativamente estables a partir de 3 factores.

De acuerdo con los valores obtenidos en el índice C4, se aceptan los modelos falsos con 2 factores cuyos tamaños muestrales se encuentran entre 100 y 650 sujetos. También se aceptan los modelos con 3 ó 4 factores que tengan de 100 a 250 sujetos, así como los modelos que tienen 5 factores y presentan un tamaño muestral de 250 sujetos. En los casos mencionados, los valores de C4 superan el punto de corte de 0.05.

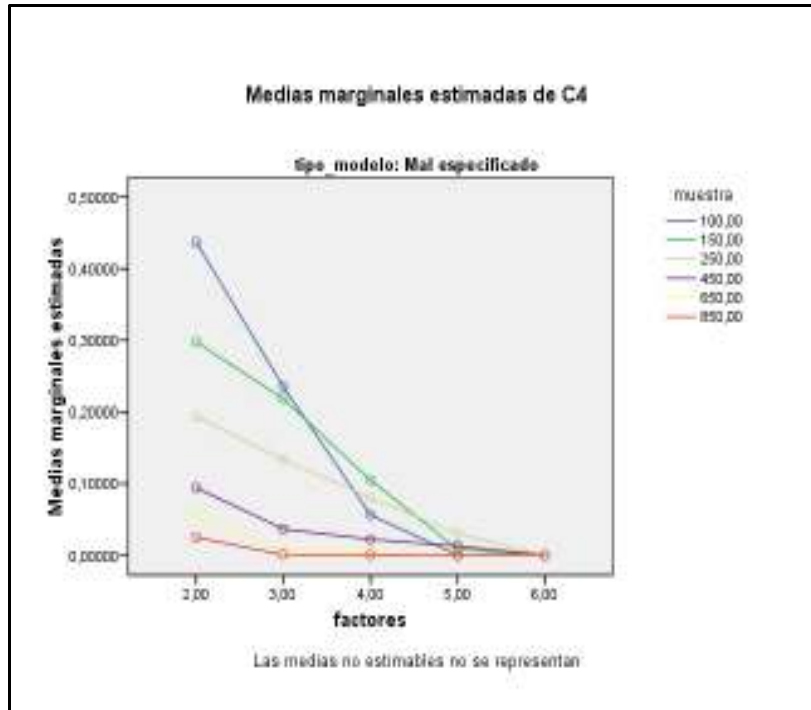


Figura 3.25. Número de factores por tamaño muestral para C4

Respecto a la interacción factores*tamaño muestral para GFI (Figura 3.26), se puede ver que, aunque al pasar de 3 a 4 factores sus valores se estabilizan o aumentan ligeramente para modelos con tamaños muestrales de 450 a 850 sujetos, en términos generales el valor de este índice tiende a descender conforme el número de factores es mayor. Además, el valor de GFI es más alto cuanto mayor es el número de sujetos del modelo, si bien los índices que presentan los modelos con tamaños muestrales de 450 a 850 sujetos son muy similares entre sí, con independencia del número de factores.

Según los valores obtenidos en este índice, se aceptan todos los modelos falsos con 2 factores de cualquier tamaño muestral y los modelos con 3 ó 4 factores de 250 a 850 sujetos. Todos los modelos falsos con 6 factores se rechazan, mientras que los modelos de 5 factores con tamaño muestral entre 450 y 850 sujetos son susceptibles de ser rechazados por mostrar valores de GFI cercanos a 0.90.

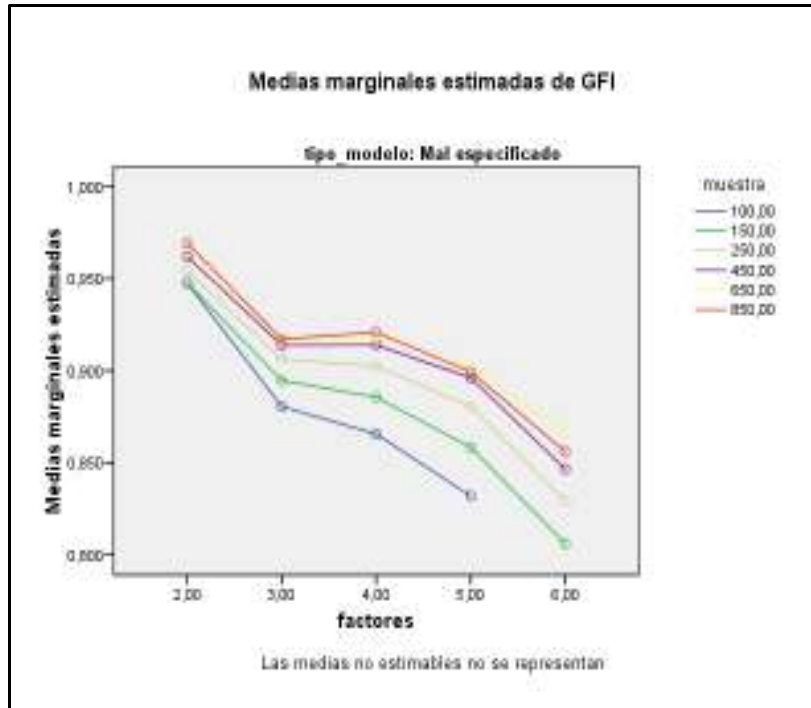


Figura 3.26. Número de factores por tamaño muestral para GFI

d) simetría*tamaño muestral

En relación con los modelos falsos también se da la interacción simetría*tamaño muestral para C3 y NNFI.

Respecto a C3 (Figura 3.27), se puede observar que su valor se incrementa de manera muy acentuada conforme aumenta el grado de asimetría para modelos con tamaños muestrales entre 100 y 250 sujetos. No obstante, cuando la distribución de respuestas pasa de simétrica a asimétrica moderada, los modelos con 250 sujetos presentan un incremento en este índice más tenue y próximo al correspondiente a modelos con mayor tamaño muestral.

Por otra parte, los valores de C3 presentan cierta similitud y estabilidad con independencia del grado de asimetría para muestras de 450 a 850 sujetos cuando hay simetría o asimetría moderada. En caso de pasar de distribución asimétrica moderada a severa, el índice C3 es mayor en modelos con tamaño muestral de 450 sujetos frente a los valores correspondientes a los modelos con 650 y 850 sujetos.

De acuerdo con los resultados obtenidos, con C3 se aceptan los modelos falsos con distribución simétrica que tienen 100 sujetos, los modelos con tamaños muestrales de 100 y 150 con asimetría moderada y los modelos que tienen hasta 450 sujetos con asimetría severa. Los modelos

con 250 sujetos y asimetría moderada son susceptibles de ser rechazados por presentar un valor de C3 próximo a 0.05.

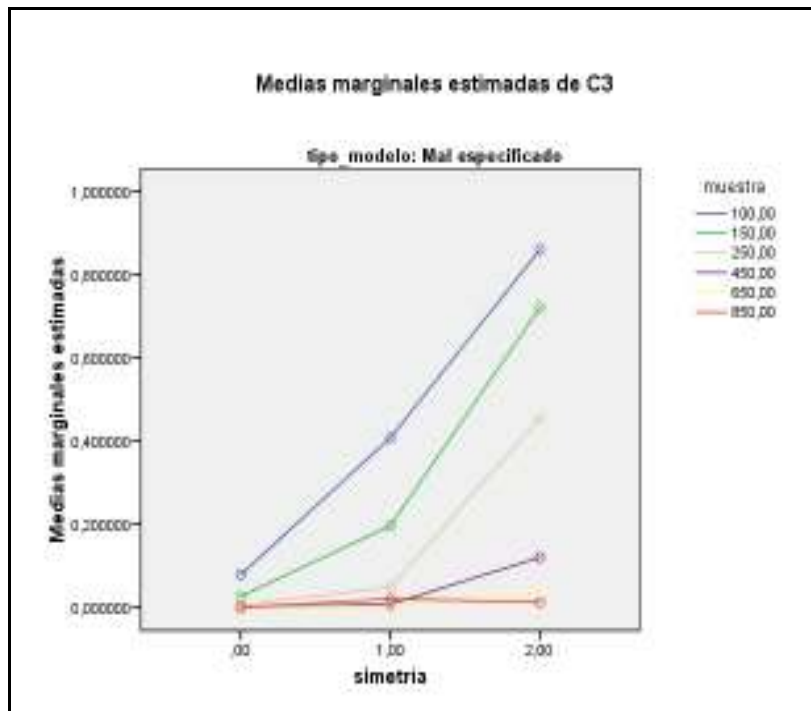


Figura 3.27. Grado de asimetría por tamaño muestral para C3

En relación con NNFI (Figura 3.28), en la interacción simetría*tamaño muestral se puede observar que el valor de este índice aumenta conforme se incrementa el grado de asimetría, especialmente para modelos con un tamaño muestral de 100 ó 150 sujetos.

A su vez, el índice NNFI tiende a presentar valores más altos cuanto menor es el tamaño muestral. Esta tendencia se observa claramente para distribuciones con asimetría severa, pues los valores de NNFI son muy parecidos para modelos con distribuciones simétricas o con asimetría moderada cuyo tamaño muestral oscila entre 450 y 850 sujetos.

Puede señalarse que se rechazan los modelos falsos de cualquier tamaño muestral cuya distribución de respuestas es simétrica, mientras que solo se aceptan los modelos con 100 sujetos si esta distribución tiene asimetría moderada. Además, se aceptan todos los modelos falsos que tiene distribución asimétrica severa de las respuestas, con independencia del número de sujetos. Cabe destacar que los modelos con una distribución de respuestas asimétrica moderada que tienen 150 sujetos son susceptibles de ser rechazados, al mostrar un valor de NNFI próximo al punto de corte de 0.95.

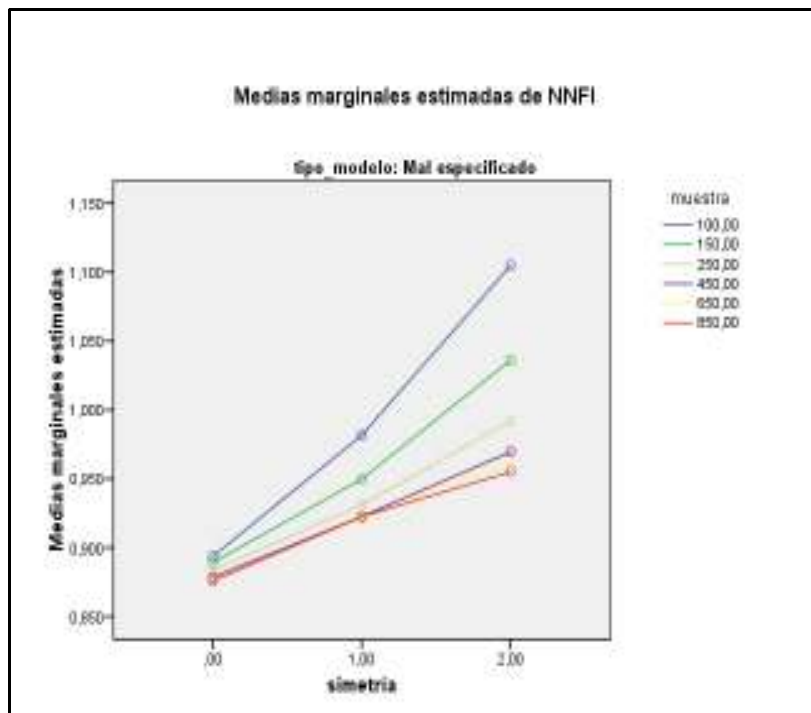


Figura 3.28. Grado de asimetría por tamaño muestral para NNFI

e) factores*categorías*tamaño muestral

En modelos falsos también hay efectos relevantes en la interacción de segundo orden factores*categorías*tamaño muestral para RMR (Figura 3.29). Así, para modelos con 100 sujetos, los datos disponibles indican que el valor de RMR se va incrementando conforme crece el número de factores, especialmente al pasar de 2 a 3 factores. Este índice de bondad de ajuste es más alto cuantas más categorías de respuesta tiene el modelo, aunque los valores para 5 y 6 categorías son casi idénticos. Para modelos con tamaño muestral entre 150 y 450 sujetos, el valor de RMR también muestra un incremento al pasar de 2 a 3 factores, aunque no tan marcado como en el caso de modelos con 100 sujetos. A partir de 3 factores, este incremento va suavizándose paulatinamente para las distintas categorías conforme aumenta el tamaño muestral, observándose en modelos con 450 sujetos una leve tendencia decreciente de RMR al pasar de 5 a 6 factores. Cabe resaltar que, para modelos con 2 factores y 4 categorías con un tamaño muestral entre 150 y 450 sujetos, el valor de RMR se encuentra muy alejado de los correspondientes a los modelos del resto de categorías.

Los modelos que tienen 650 u 850 sujetos presentan un marcado incremento de RMR al pasar de 2 a 3 factores, similar al descrito para modelos con 100 sujetos. A partir de 3 factores se observa una tendencia a la estabilidad de los valores de RMR parecida a la que muestran los

modelos cuyos tamaños muestrales oscilan entre 150 y 450 sujetos, si bien estos valores disminuyen al pasar de 5 a 6 factores. Es destacable el hecho de que los valores de las categorías para estos modelos con 650 u 850 sujetos son, por lo general, más diferenciados entre sí que para tamaños muestrales menores, especialmente a partir de 3 factores. Cabe señalar que, para modelos con 650 sujetos que tienen 6 factores, el valor de RMR cae al pasar de 5 a 6 factores y alcanza un valor menor que el obtenido para el resto de categorías. Además, para los modelos con 850 sujetos que tienen 5 factores y 5 categorías de respuesta, el valor de RMR es superior al mostrado para el resto de categorías.

A la vista de los valores de RMR obtenidos, se rechazan todos los modelos falsos a excepción de los que tienen 2 factores y 3 categorías con tamaños muestrales de 450 a 850 sujetos y los que tienen 2 factores y 4 categorías con 850 sujetos.

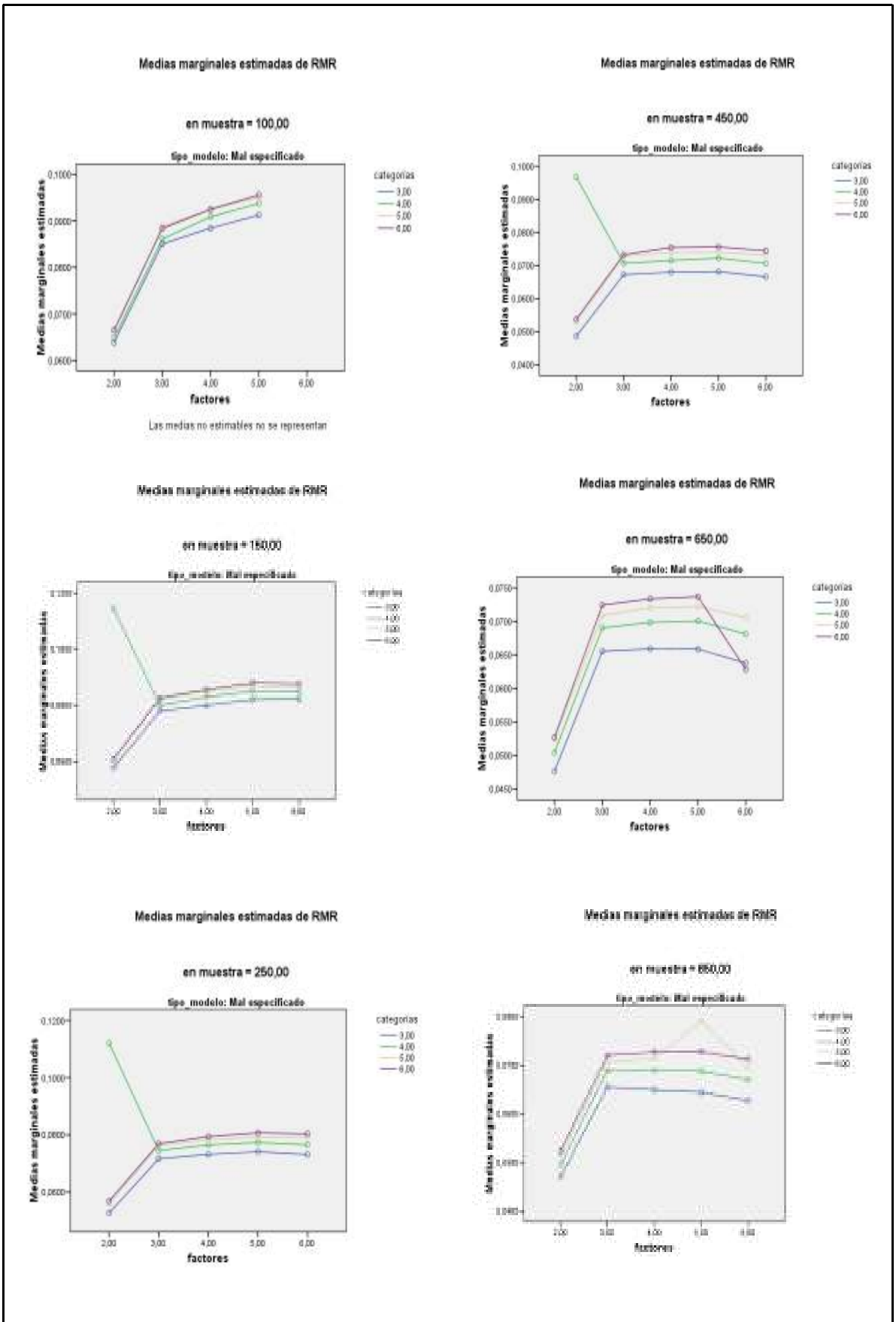


Figura 3.29. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para RMR

3.1.2.2. En modelos correctamente especificados

En modelos correctamente identificados hay un efecto de interacción relevante para **factores*categorías** en RMR ($\eta^2=.427$), CFI ($\eta^2=.393$), RMSEA ($\eta^2=.261$) y AGFI ($\eta^2=.190$) (Figuras 3.30, 3.31, 3.32 y 3.33, respectivamente), **factores*tamaño muestral** en GFI ($\eta^2=.492$), AGFI ($\eta^2=.280$), C4 ($\eta^2=.247$), RMR ($\eta^2=.230$) y CFI ($\eta^2=.191$) (Figuras 3.34, 3.35, 3.36, 3.37 y 3.38, respectivamente), **categorías*tamaño muestral** en RMR ($\eta^2=.196$) y CFI ($\eta^2=.190$) (Figuras 3.39 y 3.40, respectivamente) y para **simetría*tamaño muestral** en NNFI ($\eta^2=.331$) (Figura 3.41).

También hay efectos de interacción para **factores*categorías*simetría** en RMR ($\eta^2=.279$), CFI ($\eta^2=.262$) y RMSEA ($\eta^2=.160$) (Figuras 3.42, 3.43 y 3.44, respectivamente), así como para **factores*categorías*tamaño muestral** en RMR ($\eta^2=.430$), CFI ($\eta^2=.419$), RMSEA ($\eta^2=.269$) y AGFI ($\eta^2=.201$) (Figuras 3.45, 3.46, 3.47 y 3.48, respectivamente). Finalmente, en relación con interacciones de segundo orden, hay efectos relevantes para **factores*categorías*simetría*tamaño muestral** en CFI ($\eta^2=.281$), RMR ($\eta^2=.281$) y RMSEA ($\eta^2=.169$).

a) factores*categorías

El efecto de interacción que más destaca para factores*categorías se da para el índice RMR (Figura 3.30). Se puede observar que el valor de RMR aumenta conforme se incrementa el número de factores y disminuye al pasar de 5 a 6 factores. Para cualquier número de factores se obtienen valores algo superiores para modelos con 3 categorías frente a los valores que se obtienen para 4, 5 ó 6 categorías, los cuales son más parecidos entre sí. Frente a la tendencia mayoritaria, el valor de RMR para modelos con 2 factores y 4 categorías, se encuentra muy alejado del correspondiente al resto de categorías.

Cabe indicar que con RMR se aceptan todos los modelos bien especificados excepto los que tienen 2 factores y 4 categorías, dado que estos superan el punto de corte de 0.05.

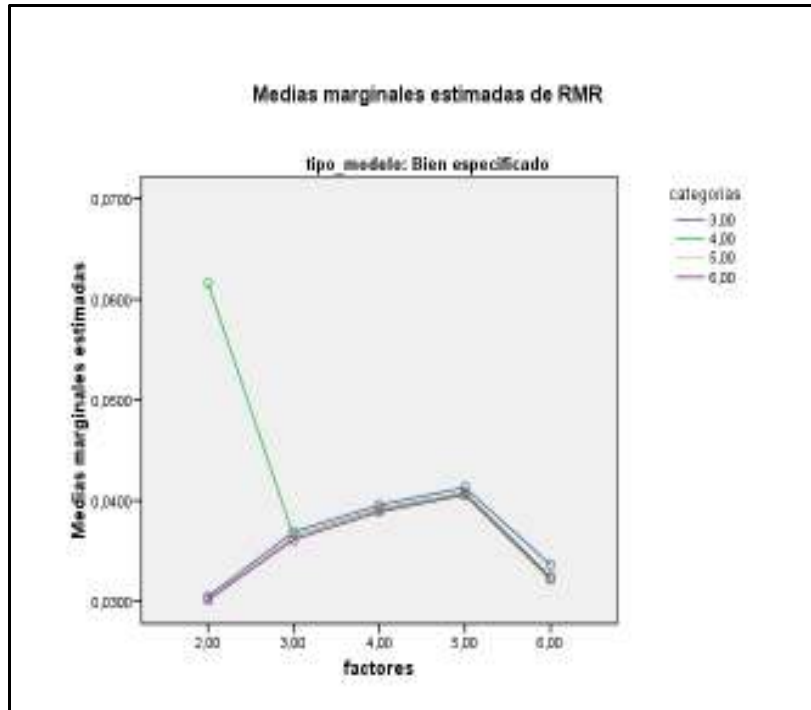


Figura 3.30. Número de factores por número de categorías para RMR

En el caso de CFI (Figura 3.31), a medida que los modelos pasan a tener de 2 a 4 factores los valores de este índice aumentan ligeramente y, a partir de 4 factores, se estabilizan. Al mismo tiempo, mientras que para modelos de 2 a 4 factores este índice de bondad de ajuste es mayor cuanto menor sea el número de categorías, a partir de 4 factores los valores de CFI son casi idénticos. Sin embargo, cabe señalar que, frente a esta tendencia general, los modelos con 2 factores y 4 categorías muestran un valor de CFI bastante inferior al correspondiente al resto de categorías.

Se aceptan todos los modelos, pues se supera siempre el punto de corte de CFI de 0.90.

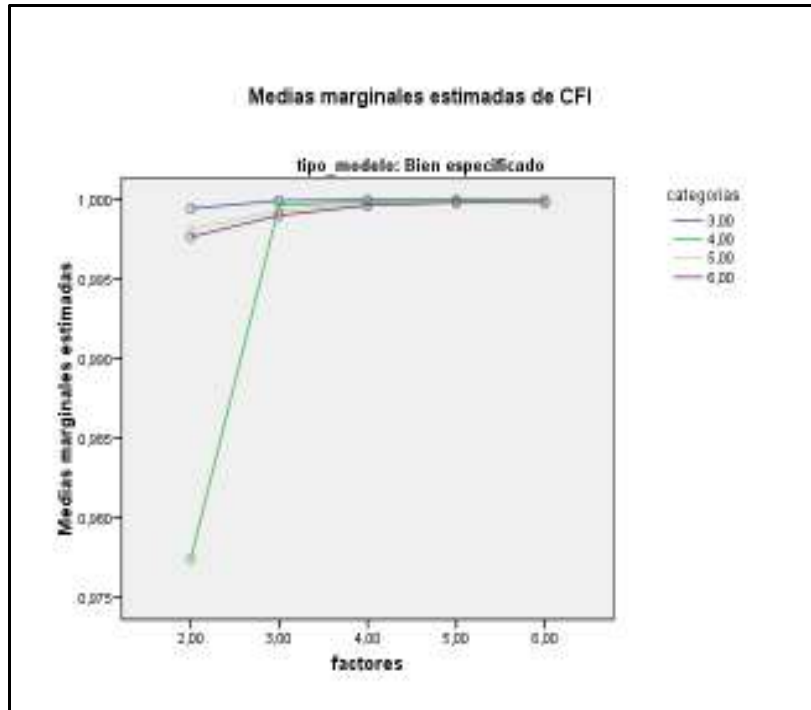


Figura 3.31. Número de factores por número de categorías para CFI

Por lo que respecta a RMSEA (Figura 3.32), sus valores muestran una tendencia decreciente conforme los modelos tienen un mayor número de factores, que se va suavizando al pasar de 5 a 6 factores. No obstante, para modelos con 3 categorías de respuesta tiene lugar cierta estabilización de RMSEA a partir de 4 factores y, además, hay un leve aumento de los valores para modelos con 6 categorías de respuesta. Al mismo tiempo, los valores de RMSEA son más altos cuanto mayor es el número de categorías. Sin embargo, respecto a este último aspecto cabe señalar que los modelos con 2 factores y 4 categorías tienen un valor en este índice bastante superior al correspondiente a los restantes modelos con 2 factores que tienen otro número de categorías.

Atendiendo a los valores obtenidos, se aceptan todos los modelos, ya que no se supera en ningún caso el punto de corte de 0.08.

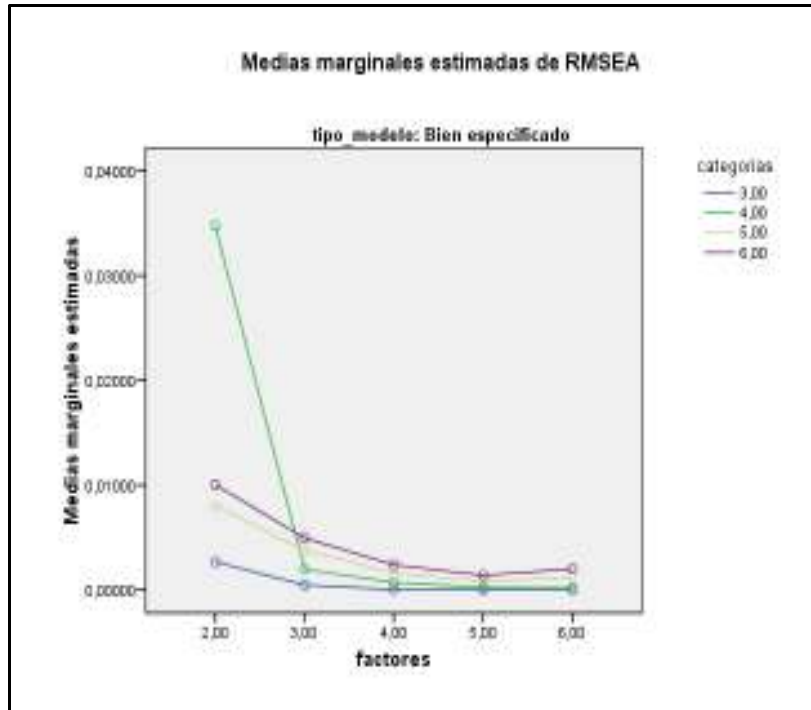


Figura 3.32. Número de factores por número de categorías para RMSEA

En relación con la interacción factores*categorías cuando se trata del índice AGFI (Figura 3.33), puede observarse que sus valores son casi idénticos, con independencia del número de factores y de categorías. Por otra parte, AGFI presenta un descenso importante cuando los modelos pasan de 2 a 5 factores mientras que, al pasar de 5 a 6 factores, se invierte la tendencia y hay un aumento en los valores de este índice. Frente a la tendencia descrita, cabe destacar que el valor de AGFI para los modelos con 2 factores y 4 categorías es bastante inferior a los obtenidos para modelos de las restantes categorías.

De acuerdo con los resultados obtenidos, se aceptan todos los modelos.

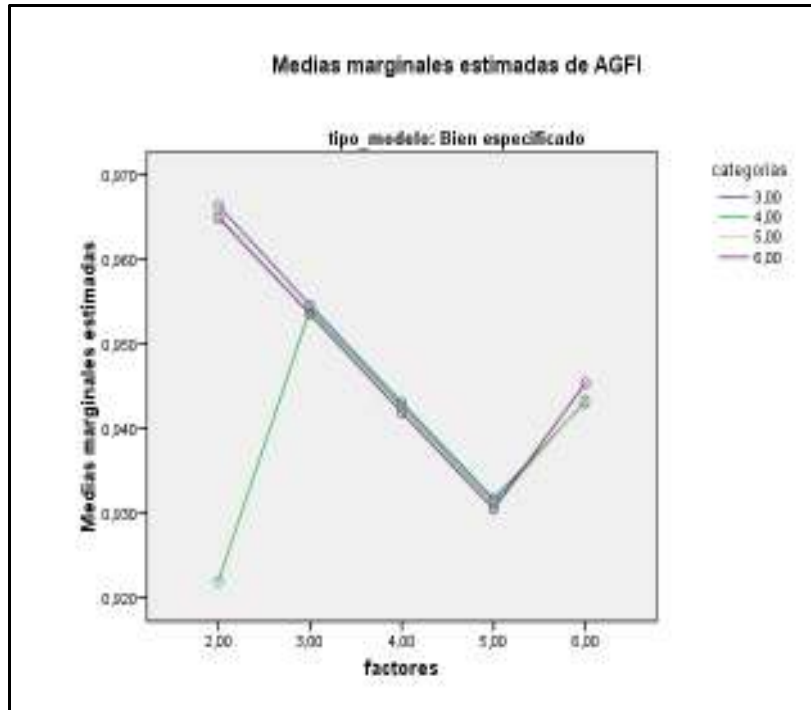


Figura 3.33. Número de factores por número de categorías para AGFI

b) factores*tamaño muestral

En cuanto a la interacción factores*tamaño muestral para GFI (Figura 3.34), según los datos disponibles, a medida que aumenta el número de factores, el índice GFI disminuye. Esta disminución es más acentuada cuanto menor es el tamaño muestral. Por otra parte, el valor de GFI es más bajo cuanto menor es el tamaño muestral. Sin embargo, cabe destacar que, para modelos con 2 factores y 100 sujetos, el valor de GFI es muy similar, aunque algo superior, al que se obtiene para modelos con 2 factores y 150 sujetos.

Todos los modelos analizados se aceptan, pues GFI siempre muestra valores iguales o superiores a 0.90.

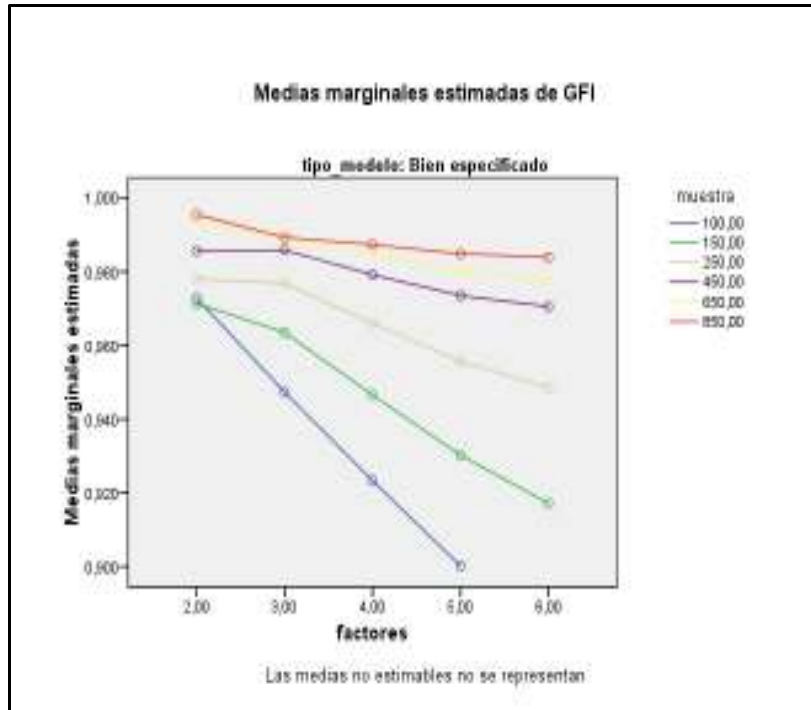


Figura 3.34. Número de factores por tamaño muestral para GFI

Por lo que respecta a AGFI (Figura 3.35), cabe señalar que los valores de este índice son más altos cuanto mayor es el tamaño muestral de los modelos. Además, la tendencia general decreciente que presenta AGFI conforme se incrementa el número de factores es más marcada cuanto menor es el tamaño muestral, de manera que para modelos con 850 sujetos los valores de AGFI son relativamente estables. Frente a esta tendencia general descrita, cabe señalar que al pasar de 2 a 3 factores se da un ligero ascenso de AGFI para modelos entre 150 y 450 sujetos. Además, el valor de este índice para modelos con 2 factores y 100 sujetos es ligeramente superior que para modelos con 2 factores y 150 sujetos.

A la vista de los resultados obtenidos, puede concluirse que con AGFI se aceptan todos los modelos, a excepción de los que tienen 4 ó más factores y 100 sujetos y los que tienen 5 ó 6 factores y 150 sujetos al presentar valores en AGFI inferiores al punto de corte de 0.90.

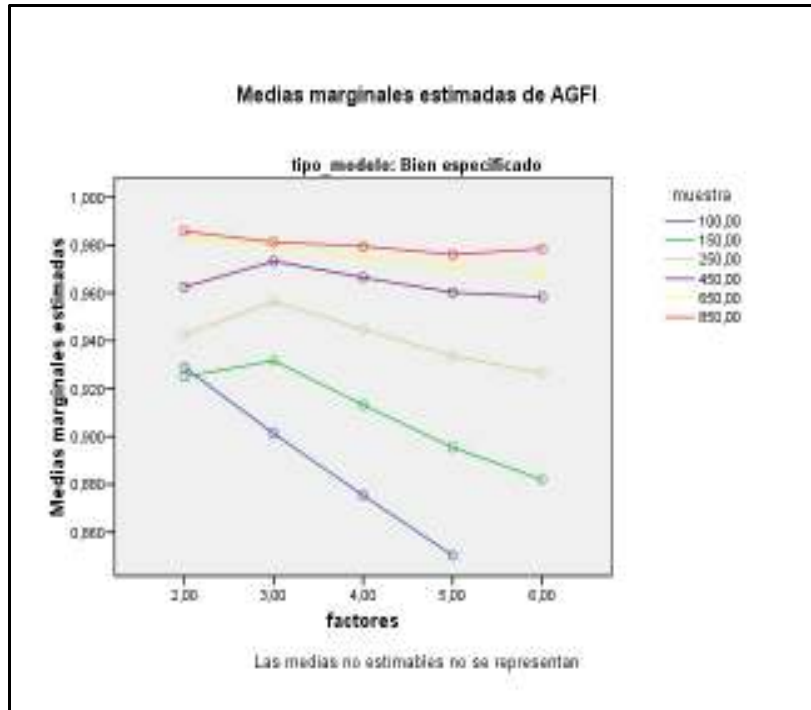


Figura 3.35. Número de factores por tamaño muestral para AGFI

En relación con el índice C4 (Figura 3.36), puede observarse que para modelos con 100 sujetos hay una tendencia notablemente descendente en sus valores a medida que los modelos tienen un mayor número de factores. Cuando los modelos tienen de 150 a 250 sujetos, C4 aumenta al pasar de 2 a 3 factores, mientras que cuando tales modelos tienen 4 o más factores, el valor de C4 decrece de una manera similar a los modelos con 100 sujetos. En cambio, los modelos con 650 u 850 sujetos muestran valores ascendentes del índice C4 al aumentar de 2 a 5 el número de factores y, posteriormente, tales valores descienden. Los modelos con 450 sujetos también siguen esta última tendencia, si bien sus valores comienzan a disminuir a partir de 4 factores.

Cabe indicar que todos los modelos deben ser aceptados, excepto los que tienen 5 factores y 100 sujetos y los que tienen 6 factores y 150 sujetos, ya que en ambos casos no superan el valor de corte de 0.05.

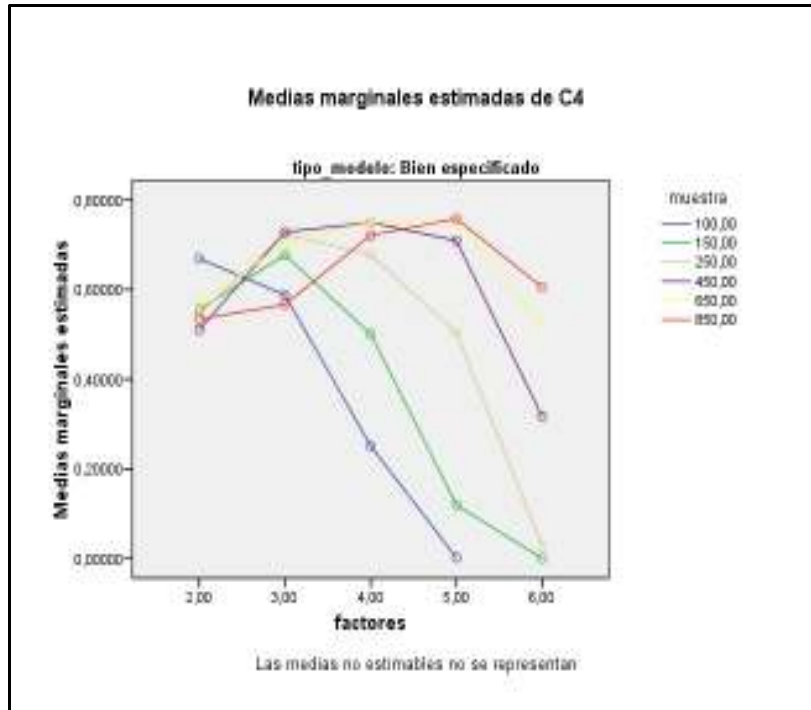


Figura 3.36. Número de factores por tamaño muestral para C4

En cuanto a la interacción factores*tamaño muestral para RMR (Figura 3.37), de acuerdo con los datos disponibles, en modelos con 100 sujetos se da un ascenso progresivo de los valores de este índice a medida que aumenta el número de factores. Para modelos con un tamaño muestral entre 150 y 450 sujetos se observa una disminución de RMR al pasar de 2 a 3 factores, mientras que a partir de 3 factores los modelos muestran un leve incremento de este índice de bondad de ajuste, que decrece de nuevo al pasar de 5 a 6 factores. Esta tendencia es parecida a la mostrada por los modelos de 650 y 850 sujetos, pues en ellos se observa que tras el incremento de los valores de RMR (más imperceptible en modelos de 850 sujetos) al pasar de 2 a 5 factores, hay un descenso en dichos valores (más ligero en modelos de 650 sujetos) al pasar de 5 a 6 factores.

Cabe indicar que con RMR se aceptan todos los modelos, a excepción de aquellos con 100 sujetos y 3 ó más factores y de los que tienen 150 sujetos y 2 ó 5 factores. Los modelos susceptibles de ser rechazados, por presentar valores cercanos al punto de corte de 0.05, son los que tienen 150 sujetos y 4 ó 6 factores.

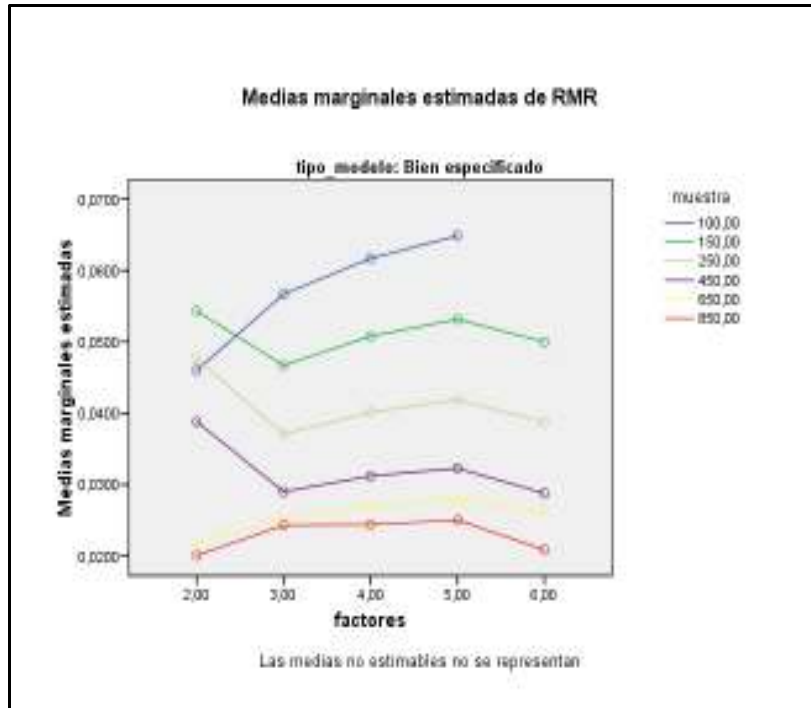


Figura 3.37. Número de factores por tamaño muestral para RMR

En relación con la interacción factores*tamaño muestral para CFI (Figura 3.38), los modelos con 2 factores presentan valores en dicho índice más altos para muestras con 650 u 850 sujetos. Para el resto de tamaños muestrales los valores de CFI son menores, sin que se observe un mayor o menor valor en este índice de bondad de ajuste dependiendo del número de sujetos. Cuando los modelos tienen 3 o más factores, CFI tiene valores superiores a los obtenidos para modelos con 2 factores y, además, estos valores (que son parecidos entre los diferentes tamaños muestrales) se estabilizan conforme aumenta el número de factores.

De acuerdo con los resultados obtenidos, se aceptan todos los modelos al superar siempre CFI el punto de corte de 0.90.

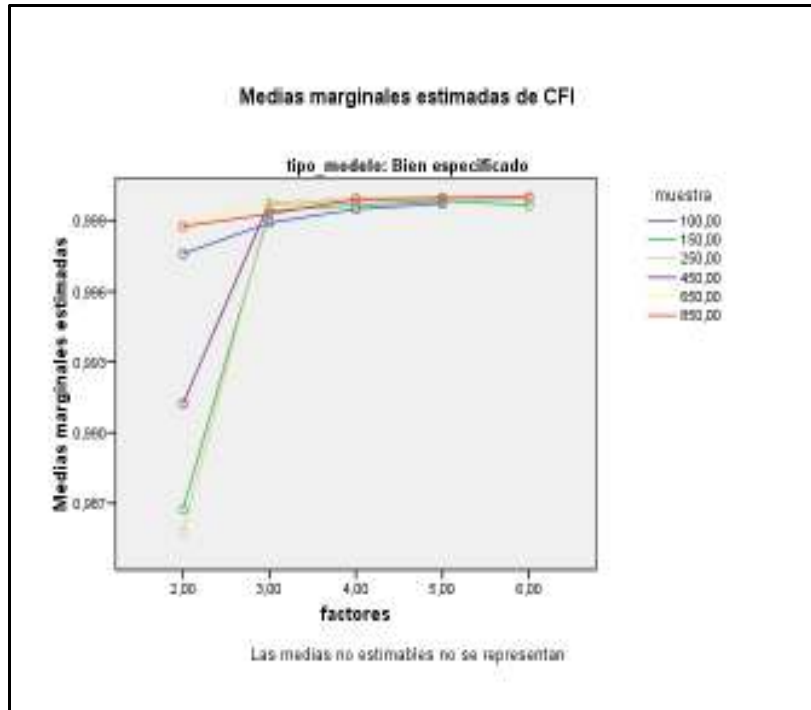


Figura 3.38. Número de factores por tamaño muestral para CFI

c) categorías*tamaño muestral

Respecto a la interacción categorías*tamaño muestral en relación con el índice RMR (Figura 3.39), a medida que aumenta el número de categorías de los modelos hay un descenso imperceptible en su valor para modelos con 100 sujetos y cierta estabilidad en sus valores para modelos con 650 y 850 sujetos.

Para el resto de tamaños muestrales, es decir, cuando los modelos tienen 150, 250 ó 450 sujetos, el índice RMR también presenta una tendencia levemente descendente a medida que se incrementa el número de categorías. No obstante, cuando los modelos tienen 4 categorías de respuesta, se observa un incremento de 0.01 puntos aproximadamente respecto a los modelos del resto de categorías. Cabe señalar que, a excepción de modelos con 4 categorías y 150 sujetos, el valor de RMR es más alto cuanto menor es el tamaño muestral, con independencia del número de categorías.

Según los resultados obtenidos, con RMR se rechazan incorrectamente los modelos bien especificados con 100 sujetos, sea cual sea el número de categorías de respuesta. También se rechazan los modelos que tienen 4 categorías y presentan 150 ó 250 sujetos.

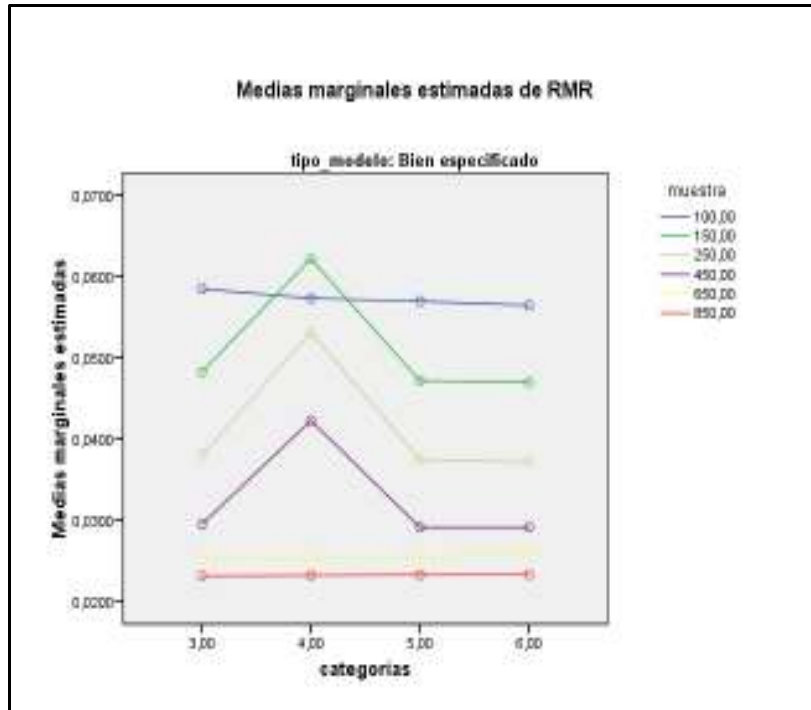


Figura 3.39. Número de categorías por tamaño muestral para RMR

En relación con el índice CFI (Figura 3.40) para la interacción categorías*tamaño muestral se observa que, conforme el número de categorías aumenta, el valor de CFI tiende a disminuir ligeramente para modelos con 100, 650 y 850 sujetos. Los valores de dicho índice para modelos con 650 u 850 sujetos son muy similares entre sí y, además, algo superiores al valor correspondiente a modelos con 100 sujetos.

Por lo que respecta a modelos con 150, 250 y 450 sujetos, se obtiene un valor de CFI parecido al resto de tamaños muestrales. No obstante, para modelos con 4 categorías de respuesta el índice CFI se aleja de los valores correspondientes al resto de tamaños muestrales. En este sentido, CFI desciende de manera muy marcada para modelos con 150 ó 250 sujetos, si bien este descenso no es tan acentuado para modelos con 450 sujetos.

Dado que, en cualquier caso, el valor obtenido para el índice CFI es siempre superior a 0.90, se aceptan todos los modelos.

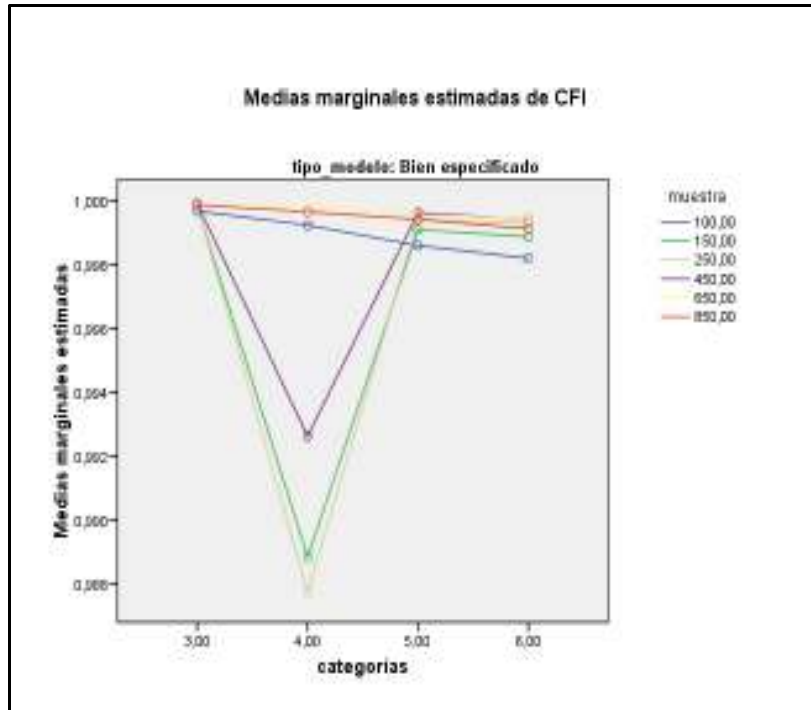


Figura 3.40. Número de categorías por tamaño muestral para CFI

d) simetría*tamaño muestral

Otro efecto de interacción es el de simetría*tamaño muestral para NNFI (Figura 3.41). Cabe indicar, en líneas generales, un ascenso en los valores de este índice cuanto mayor es el grado de asimetría. Dicho ascenso es menos pronunciado conforme mayor es el tamaño muestral. De hecho, se observa que, al comparar los valores de NNFI para modelos con tamaños muestrales entre 450 y 850 sujetos, tales valores son bastante similares entre sí y estables para distribuciones simétricas y con asimetría moderada.

De acuerdo con los valores obtenidos en NNFI, se aceptan correctamente todos los modelos.

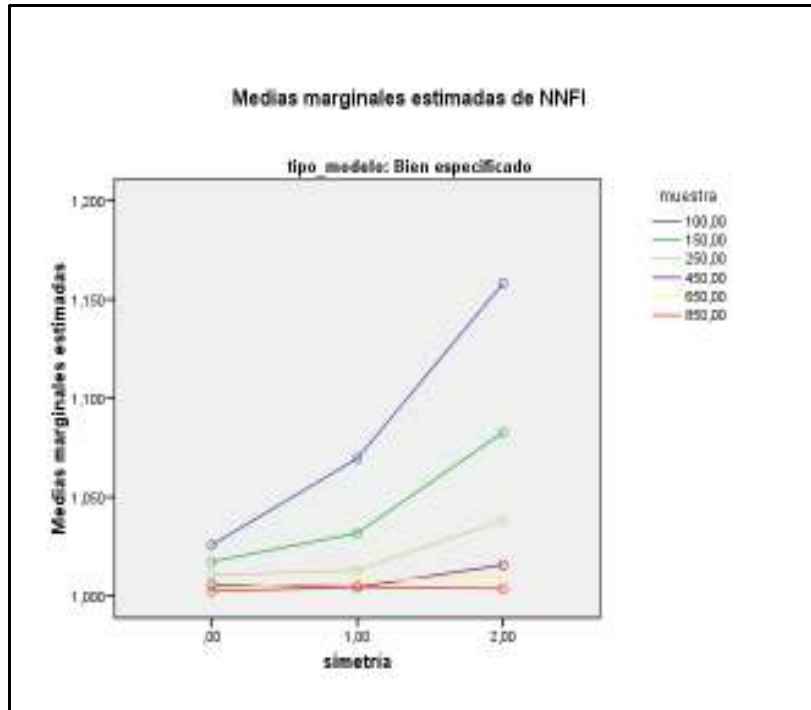


Figura 3.41. Grado de asimetría por tamaño muestral para NNFI

e) factores*categorías*simetría

Respecto a los efectos de la interacción factores*categorías*simetría para el índice RMR (Figura 3.42), se observa, en modelos con distribución simétrica, que sus valores son mayores conforme aumenta el número de factores de 2 a 5 y que, posteriormente, descienden al pasar de 5 a 6 factores. Estos valores son más altos cuanto menor es el número de categorías.

Según los datos disponibles, para distribuciones con asimetría moderada y severa hay un ascenso en el valor del índice RMR conforme aumenta el número de factores, con independencia del número de categorías. No obstante, para modelos con distribución asimétrica severa y 6 categorías de respuesta hay un descenso en RMR.

Cabe destacar que, tanto en las distribuciones simétricas como en las asimétricas los valores RMR son inferiores a 0.05, excepto para modelos con 2 factores y 4 categorías de respuesta que tienen asimetría moderada o severa, los cuales se rechazan por presentar valores superiores a dicho punto de corte.

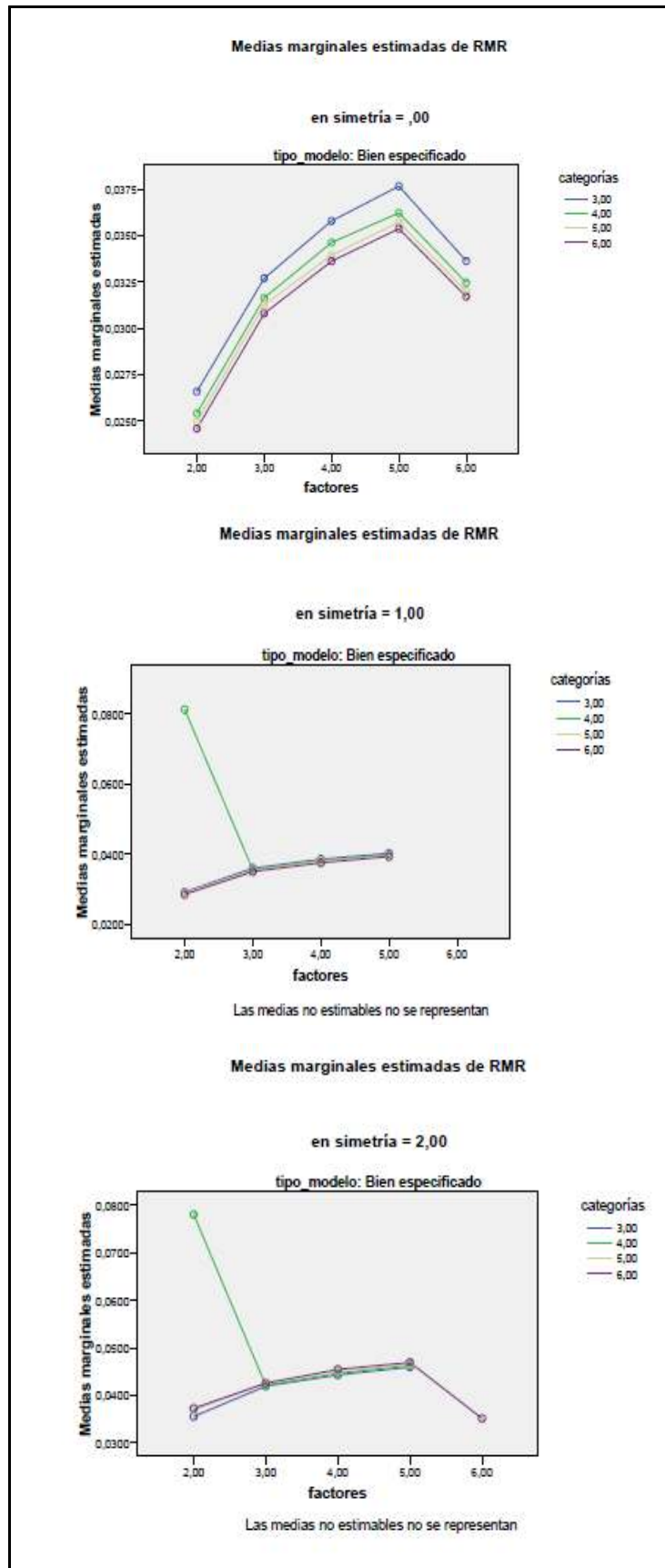


Figura 3.42. Número de factores por número de categorías por grado de asimetría para RMR

En cuanto a la interacción factores*categorías*simetría para CFI (Figura 3.43), se puede observar en distribuciones simétricas que, en términos generales, los valores de este índice se incrementa levemente desde valores cercanos a 0.9975 hasta acercarse a 1 conforme aumenta el número de factores. Estos valores de CFI son más altos cuanto menor es el número de categorías. Cabe mencionar que para modelos con 3 categorías el valor de CFI se estabiliza a partir de 4 factores.

De acuerdo con los datos obtenidos, para modelos cuya distribución de respuestas tiene asimetría moderada o severa, a partir de 4 factores los valores de CFI tienden a ser muy próximos o iguales a 1, con independencia del número de categorías. Sin embargo, los modelos con 2 factores y 4 categorías con asimetría moderada o severa muestran unos valores de CFI alejados de los correspondientes a los modelos del resto de categorías.

Cabe señalar que se aceptan todos los modelos, dado que se obtienen siempre valores de CFI superiores a 0.90.

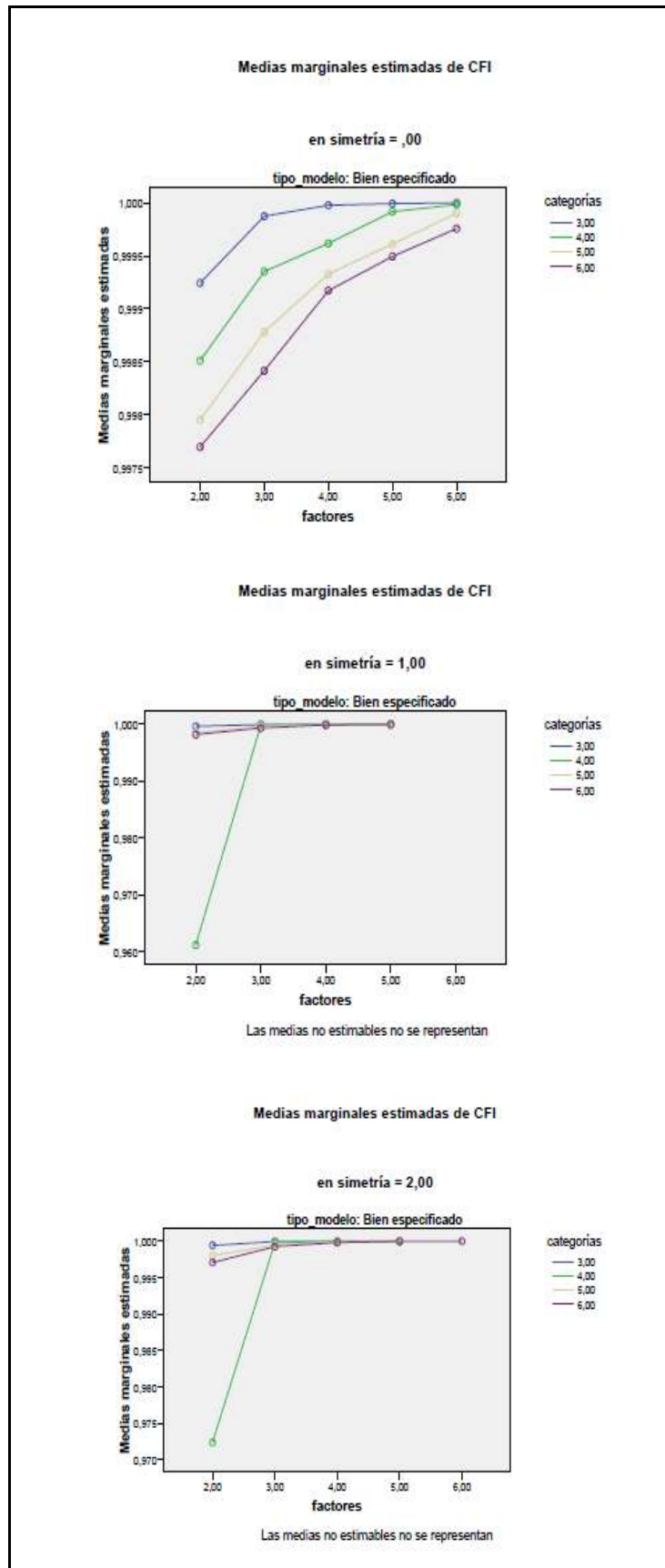


Figura 3.43. Número de factores por número de categorías por grado de asimetría para CFI

Respecto a RMSEA (Figura 3.44), se observa que cuando la distribución de respuestas es simétrica hay una clara tendencia descendente en los valores de este índice conforme aumenta el número de factores del modelo, si bien en modelos con 3 categorías de respuesta los valores se estabilizan a partir de 4 factores. Además, RMSEA es más alto cuanto mayor es el número de categorías.

Por su parte, según los datos disponibles, los valores de RMSEA de los modelos con distribuciones cuya asimetría es moderada o severa son muy parecidos entre sí para las diferentes categorías de respuesta y, además, tales valores tienden a descender levemente conforme aumenta el número de factores. Cabe señalar que este descenso se estabiliza en modelos con 3 y 4 categorías cuando tienen 3 o más factores. No obstante, con independencia del grado de asimetría, los modelos con 2 factores y 4 categorías muestran valores en el índice RMSEA superiores y alejados al resto de valores obtenidos para modelos con otro número de categorías.

De acuerdo con los valores de RMSEA obtenidos, se aceptan todos los modelos al presentar siempre valores menores que 0.08.

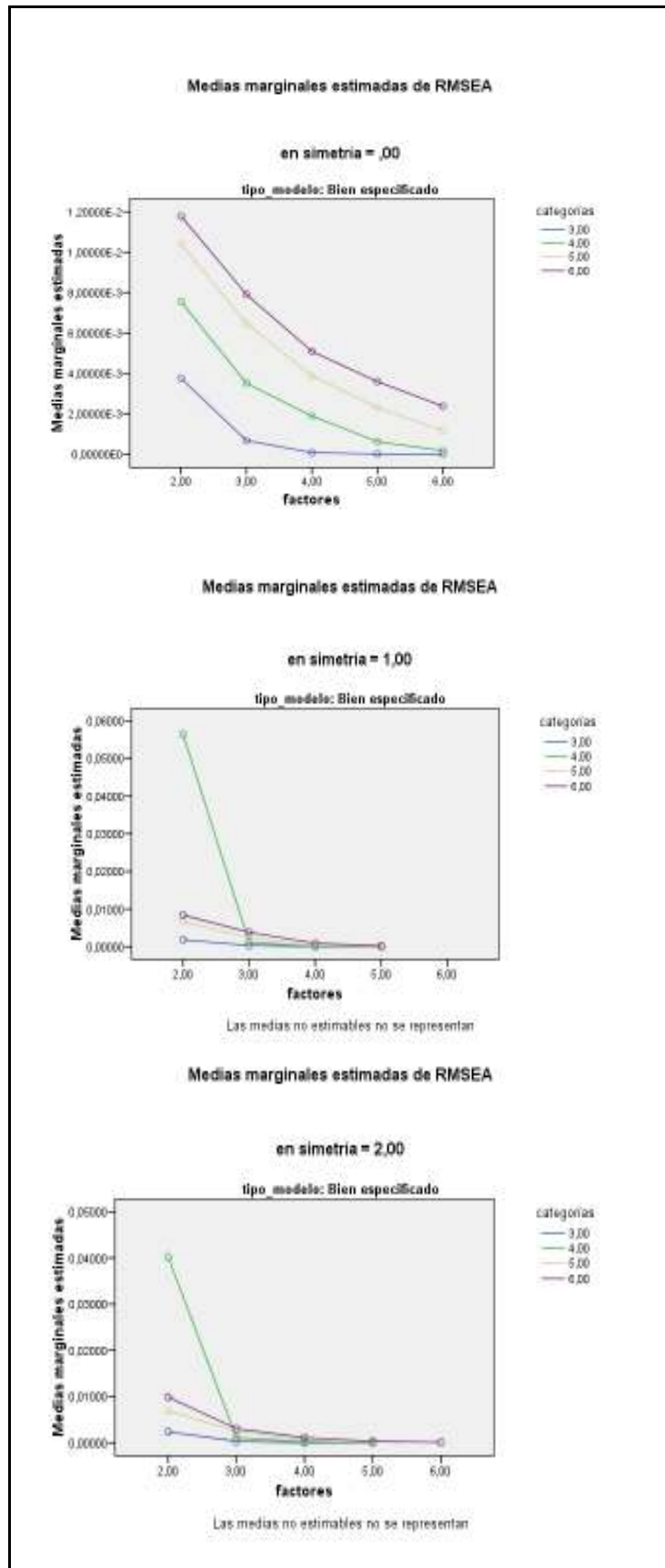


Figura 3.44. Número de factores por número de categorías por grado de asimetría para RMSEA

f) factores*categoría*tamaño muestral

En cuanto a la interacción factores*categoría*tamaño muestral en relación con el índice RMR (Figura 3.45), para modelos correctos con 100 sujetos el valor de este índice de bondad de ajuste aumenta cuanto mayor es el número de factores, según los datos disponibles. Estos valores son más elevados cuanto menor es el número de categorías de respuesta del modelo, si bien los modelos de 4 a 6 categorías son similares entre sí.

En muestras de 150 a 450 sujetos tiene lugar un suave ascenso del valor RMR conforme crece el número de factores, si bien desciende levemente al pasar de 5 a 6 factores. Aunque los valores de este índice para las distintas categorías son casi idénticos con independencia del número de factores, el valor de RMR para modelos con 2 factores y 4 categorías destaca por ser muy elevado en comparación con el correspondiente a modelos del resto de categorías.

En los modelos con 650 sujetos, conforme aumenta el número de factores, el índice RMR es más alto. Los valores de este índice son muy similares entre sí, sea cual sea el número de factores y categorías. Cabe señalar que para los modelos con 6 factores y 6 categorías de respuesta, el valor de RMR sigue aumentando, mientras que disminuye para el resto de categorías.

Respecto a los modelos con 850 sujetos, conforme aumenta el número de factores hay bastante similitud en el índice RMR obtenido para cualquier número de categorías. Se observa un ascenso en los valores de RMR no muy marcado (aproximadamente, de 0.020 a 0.024) al pasar de 2 a 3 factores y un descenso tampoco demasiado marcado al pasar de 5 a 6 factores (de 0.025 a 0.021, aproximadamente). Cabe señalar que al pasar de 3 a 5 factores, se da un leve incremento en el índice RMR, algo mayor cuantas más categorías de respuesta tenga el modelo.

A la vista de los resultados obtenidos, se rechazan los modelos con 100 sujetos a partir de 3 factores con independencia del número de categorías, así como también los modelos que tienen 2 factores y 4 categorías cuyo tamaño muestral oscila entre 150 y 450 sujetos. Se rechazan también los modelos con 150 sujetos y 5 factores. A su vez, se aceptan todos los modelos de 650 y 850 sujetos sea cual sea su número de factores y de categorías. Cabe tener en cuenta que, para tamaños muestrales de 150 sujetos, los modelos con 4 ó 6 factores son susceptibles de ser rechazados para cualquier número de categorías al presentar valores de RMR cercanos al punto de corte de 0.05.

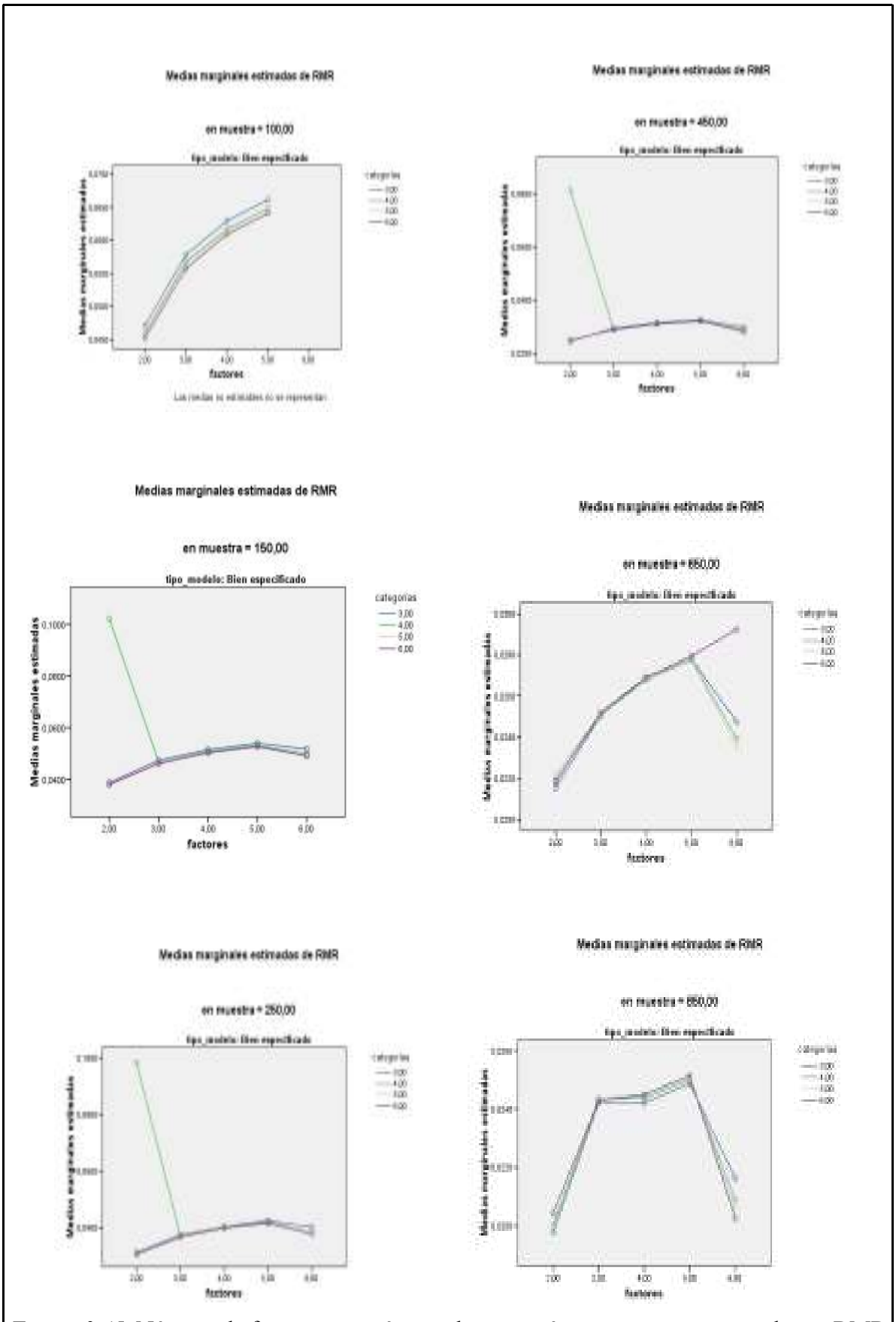


Figura 3.45. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para RMR

Como se ha señalado anteriormente, en la interacción factores*categoría*tamaño muestral hay también efectos para CFI (Figura 3.46). De acuerdo con los resultados disponibles, en muestras de 100 sujetos se observa que, cuanto mayor es el número de factores, el valor de este índice va aumentando desde aproximadamente 0.996 hasta valores próximos o iguales a 1. El valor de CFI es mayor cuanto menor es el número de categorías del modelo y, al mismo tiempo, el incremento es más pronunciado cuantas más categorías tiene el modelo.

Entre los modelos cuyos tamaños muestrales tienen entre 150 y 450 sujetos se da una situación parecida, pues el valor de CFI es muy cercano o igual a 1 para cualquier número de factores y de categorías. Sin embargo, este índice presenta valores notablemente más bajos para modelos con 2 factores y 4 categorías respecto a los valores correspondientes al resto de categorías.

Cuando se trata de modelos con 650 u 850 sujetos, puede observarse que se da una situación parecida a la descrita para modelos con 100 sujetos. No obstante, en modelos con un tamaño muestral de 100 sujetos que tienen 5 factores combinados con 3 ó 4 categorías de respuesta, los valores de CFI convergen hacia valores cercanos o iguales a 1, mientras que cuando el tamaño muestral es de 650 u 850 sujetos dicha convergencia tiene lugar para 4 factores.

Así pues, cabe señalar que los modelos de cualquier tamaño muestral se aceptan por presentar valores de CFI superiores a 0.90.

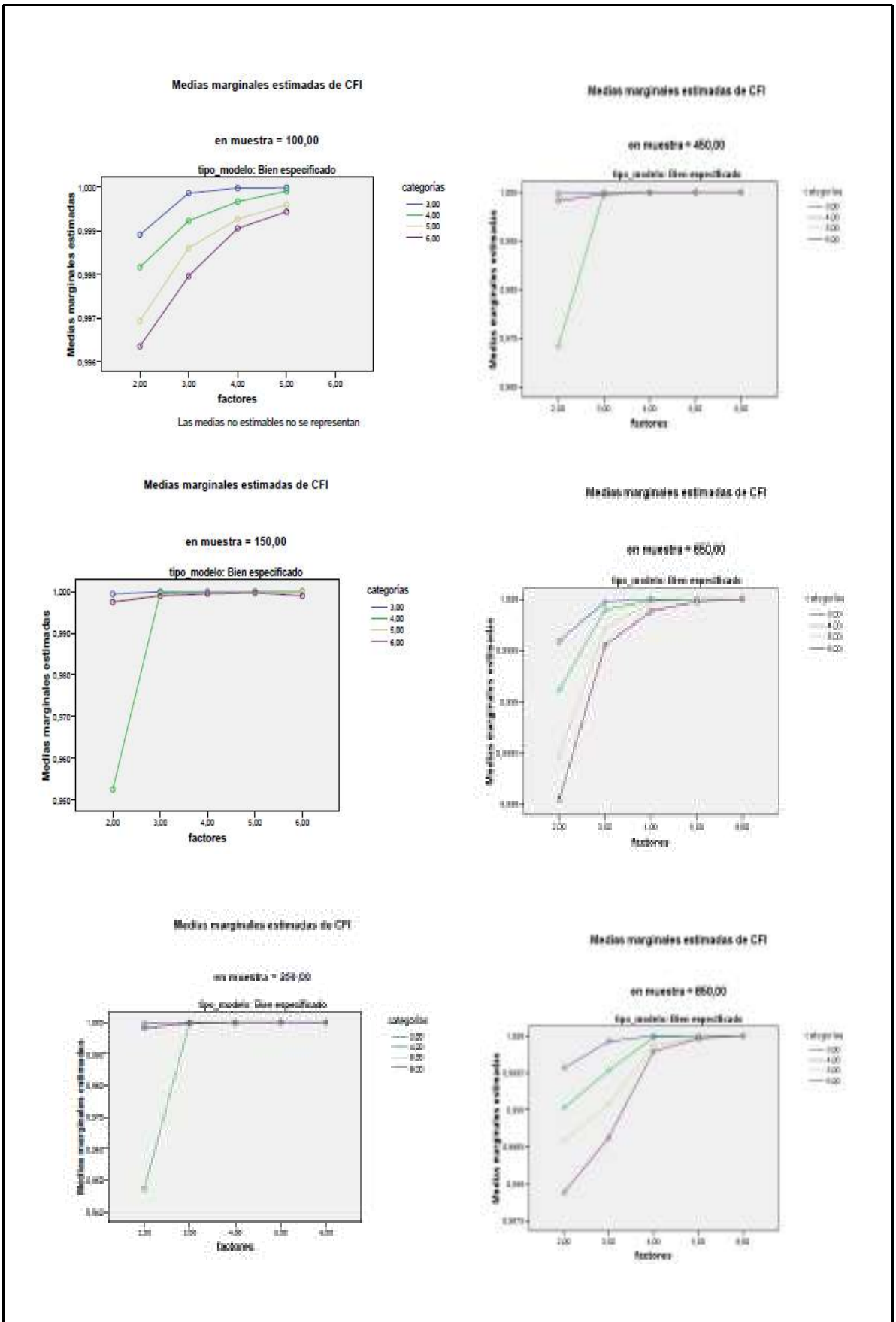


Figura 3.46. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para CFI

En relación con el índice RMSEA (Figura 3.47), se observa que sus valores tienden a descender conforme aumenta el número de factores en modelos con 100 sujetos, según los datos disponibles. Este descenso se va haciendo menos pronunciado cuantos más factores tenga el modelo. Además, RMSEA es más alto cuanto mayor es el número de categorías de respuesta.

La mayoría de modelos con tamaños muestrales entre 150 y 450 sujetos muestran unos valores de RMSEA que descienden muy levemente al pasar de 2 a 3 factores. Cuando los modelos tienen más de 3 factores, estos valores son muy parecidos entre sí, con independencia del número de categorías. Cabe destacar que los modelos con 2 factores y 4 categorías presentan unos valores en el índice RMSEA superiores a los correspondientes a los modelos de otras categorías.

Los modelos que tienen 650 u 850 sujetos presentan una tendencia descendente de los valores de RMSEA similar a la mostrada por los modelos con 100 sujetos anteriormente descrita, así como también valores más altos en este índice cuanto mayor número de categorías tienen los modelos.

Finalmente, cabe señalar que se aceptan todos los modelos, pues los valores de RMSEA siempre son menores que el punto de corte de 0.08.

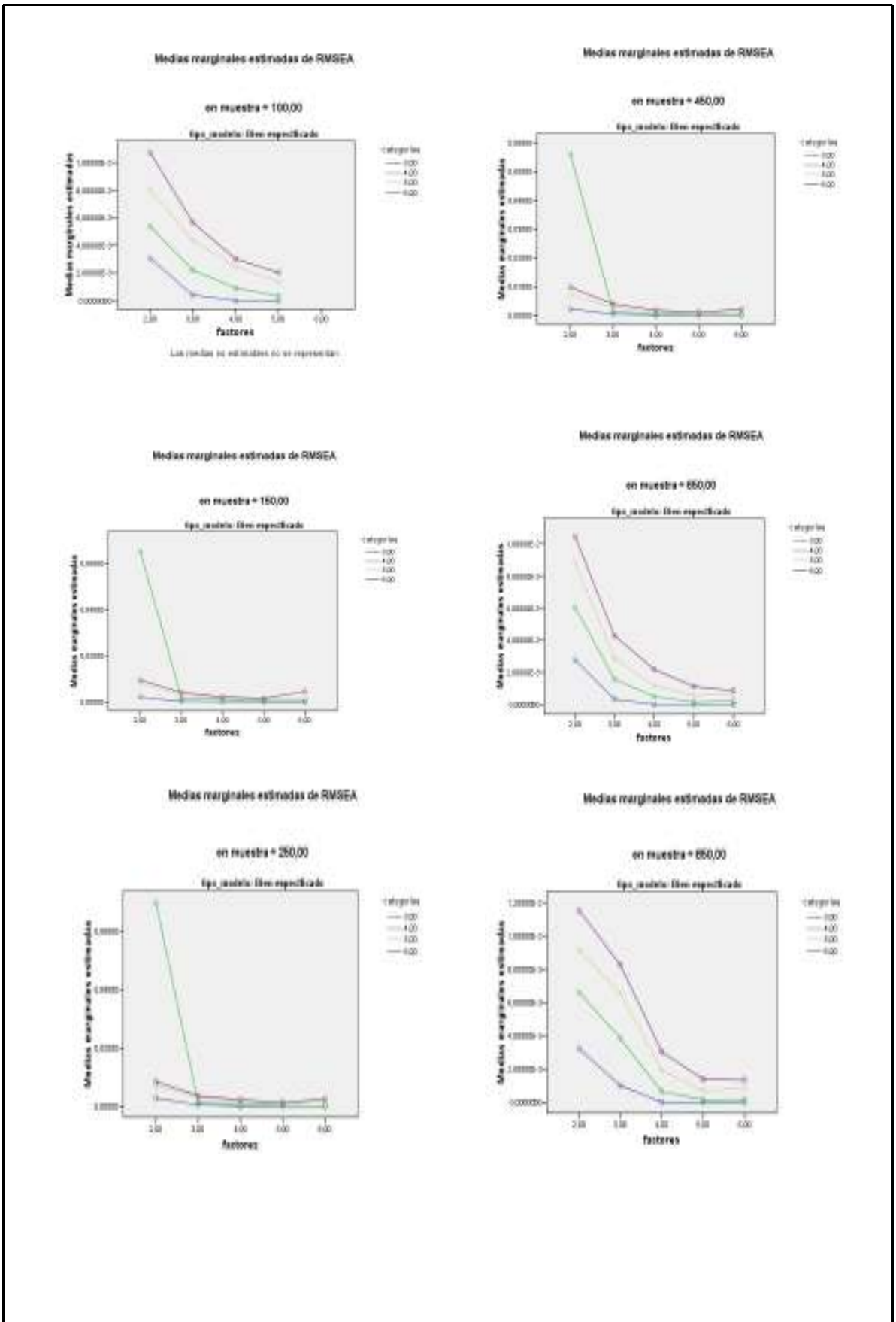


Figura 3.47. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para RMSEA

Por lo que respecta a los efectos de la interacción factores*categoría*tamaño muestral para AGFI (Figura 3.48), de acuerdo con los resultados obtenidos, se puede observar una tendencia decreciente en sus valores a medida que se incrementa el número de factores del modelo, con independencia del número de categorías y del tamaño muestral. Además, los valores de este índice son casi idénticos cuando los modelos tienen de 100 a 450 sujetos, mientras que se van diferenciando entre sí conforme se pasa de 450 a 850 sujetos. En este sentido, en modelos con tamaños muestrales de 650 y 850 sujetos los valores de AGFI tienden a menores cuanto mayor es el número de categorías.

En relación con lo anterior, cabe tener en cuenta que los modelos con un tamaño muestral entre 150 y 450 sujetos que tienen 2 factores y 4 categorías muestran valores de AGFI inferiores a los correspondientes a los modelos del resto de categorías. En cuanto a los modelos con 850 sujetos, aquellos que tienen 6 factores y 3 categorías de respuesta presentan, contrariamente a la tendencia general, valores más bajos de AGFI que los modelos del resto de categorías.

Cabe señalar que con el índice AGFI solo se aceptan modelos con 100 sujetos cuando tienen 2 factores, con independencia del número de categorías. En cuanto a los modelos del resto de tamaños muestrales, se rechazan los modelos con 150 sujetos con 5 ó 6 factores, sea cual sea el número de categorías, así como también los modelos con 150 ó 250 sujetos que tienen 2 factores y 4 categorías pues, en tales casos, los valores de AGFI son inferiores al punto de corte de 0.90. Por otra parte, los modelos con 100 sujetos y 3 factores son susceptibles de ser rechazados.

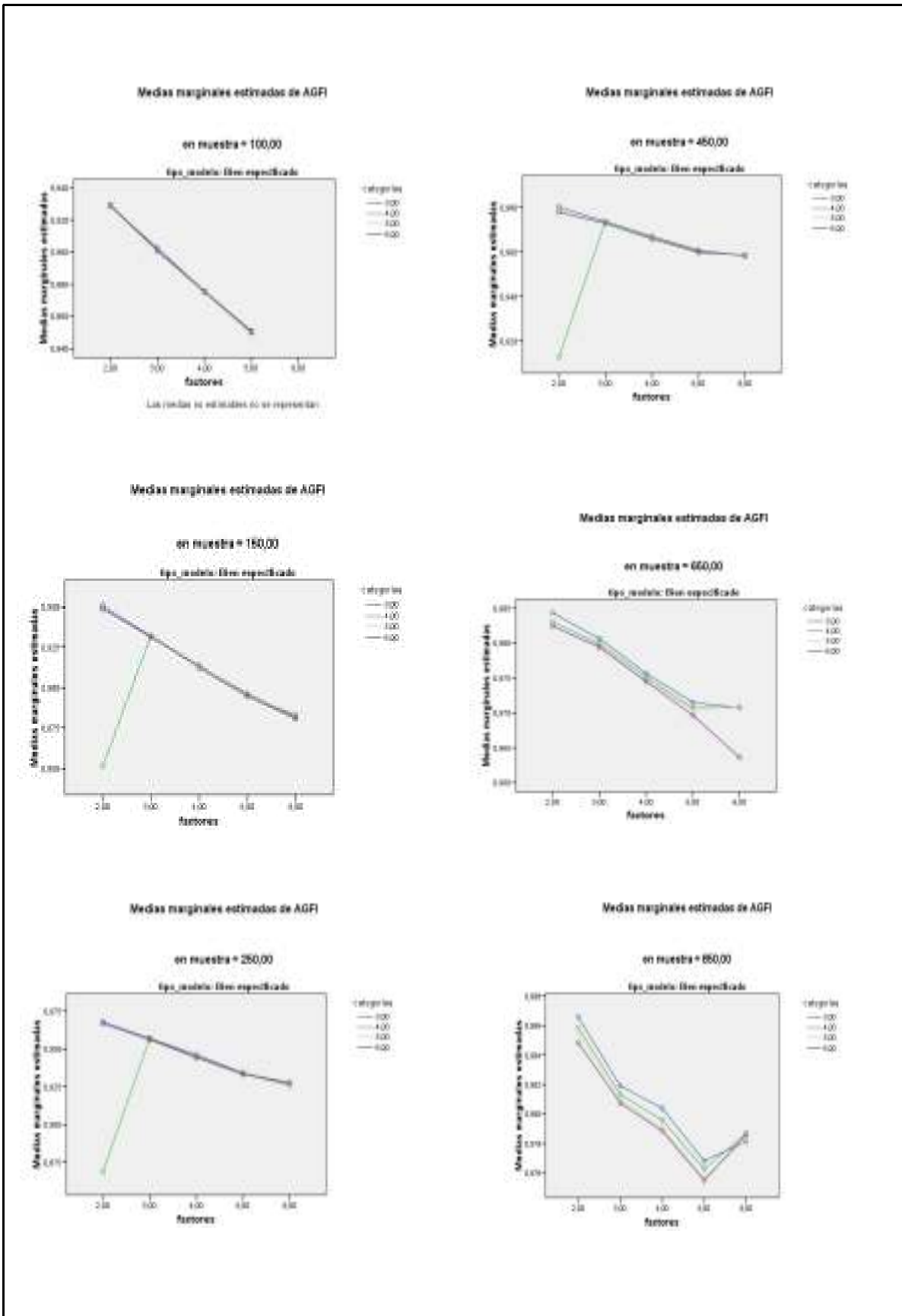


Figura 3.48. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para AGFI

Finalmente, como se ha mencionado previamente, se dan efectos de interacción para factores*categorias*simetría*tamaño muestral muestra respecto a los índices CFI, RMR y RMSEA, si bien por su complejidad no es posible su representación gráfica.

3.3. Método de Mínimos Cuadrados Ponderados (WLS)

3.3.1. Efectos principales

En el Apéndice J se muestran los resultados completos del MANOVA al aplicar el método WLS. Al igual que para los anteriores métodos de estimación, mediante una serie de tablas (una para cada condición experimental) se presentan la media y desviación típica de los índices de ajuste que en el MANOVA muestran un tamaño del efecto igual o superior a 0.14 en relación con los efectos principales. En el Apéndice E se pueden consultar las tablas completas.

3.3.1.1. Efectos del número de factores

El número de factores tiene un tamaño del efecto relevante, en modelos mal especificados, principalmente para RMR ($\eta^2=.712$) y GFI ($\eta^2=.599$), además de para AGFI ($\eta^2=.353$) y CFI ($\eta^2=.285$). Si se consulta la Tabla 3.10, se observa que conforme aumenta el número de factores se da un incremento del valor de RMR, si bien éste disminuye al pasar de 5 a 6 factores. En todos los casos el valor de dicho índice es superior a 0.05, por lo que se concluye correctamente que tales modelos deben rechazarse para cualquier número de factores. Para GFI se observa una disminución en su valor a medida que hay un mayor número de factores en el modelo falso a prueba, si bien en este caso se aceptan erróneamente los modelos con independencia de su número de factores.

Cuando se trata de modelos bien especificados, el número de factores presenta un tamaño del efecto relevante para GFI ($\eta^2=.432$), RMR ($\eta^2=.431$), C1 ($\eta^2=.226$) y AGFI ($\eta^2=.165$). Los principales efectos se encuentran para GFI y RMR. De acuerdo con la Tabla 3.10, los valores de GFI tienen una tendencia descendente conforme aumenta el número de factores. Dado que tales valores son siempre superiores a 0.90, se concluye correctamente que se deben aceptar los modelos. Por otra parte, se ve una tendencia creciente en los valores de RMR a medida que el número de factores es mayor, aunque tales valores se estabilizan a partir de 4 factores. Dado que estos valores son superiores a 0.05, se rechazan erróneamente los modelos correctos independientemente del número de factores.

Tabla 3.10

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Factores al aplicar WLS

Índice	Número de factores	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
C1	2		0.425		0.310
	3		0.353		0.299
	4		0.229		0.276
	5		0.149		0.228
	6		0.077		0.162
	Total		0.264		0.295
	CFI	2	0.917		0.077
3		0.876		0.038	
4		0.870		0.045	
5		0.844		0.042	
6		0.868		0.026	
Total		0.877		0.056	
RMR		2	0.097	0.053	0.040
	3	0.159	0.063	0.047	0.041
	4	0.190	0.085	0.066	0.062
	5	0.205	0.083	0.062	0.055
	6	0.184	0.082	0.050	0.044
	Total	0.164	0.072	0.067	0.052
	GFI	2	0.984	0.993	0.011
3		0.969	0.990	0.013	0.010
4		0.961	0.984	0.017	0.013
5		0.954	0.983	0.017	0.012
6		0.957	0.981	0.015	0.011
Total		0.966	0.987	0.018	0.012

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

Tabla 3.10 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Factores al aplicar WLS

Índice	Número de factores	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
AGFI	2	0.963	0.980	0.024	0.027
	3	0.949	0.980	0.021	0.017
	4	0.940	0.974	0.026	0.021
	5	0.937	0.975	0.023	0.018
	6	0.944	0.975	0.019	0.016
	Total	0.947	0.977	0.025	0.021

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

3.3.1.2. Efectos del número de categorías

Tanto en los modelos mal especificados como en los correctamente especificados, el número de categorías no tienen ningún efecto relevante para los índices de bondad de ajuste analizados.

3.3.1.3. Efectos del grado de asimetría

En modelos mal especificados, no se observan efectos relevantes para los índices de ajuste. Sin embargo, para los modelos bien especificados el grado de asimetría tiene un efecto relevante para RMR ($\eta^2=.165$). A este respecto, si se observa la Tabla 3.11 hay un incremento en RMR a medida que la asimetría se hace mayor. No obstante, al ser valores superiores a 0.05, se rechazan erróneamente tales modelos para cualquier grado de asimetría.

Tabla 3.11

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Grado de Asimetría al aplicar WLS

Índice	Grado asimetría	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
	0		0.061		0.046
RMR	1		0.072		0.052
	2		0.083		0.056
	Total		0.072		0.052

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

0= Distribución de respuestas simétrica; 1=Distribución de respuestas con asimetría moderada; 2=Distribución de respuestas con asimetría severa.

3.3.1.4. Efectos del tamaño muestral

El tamaño muestral posee, en modelos mal especificados, un efecto relevante para todos los índices de ajuste contemplados excepto para C1. En otras palabras, muestra un efecto especialmente elevado para RMR ($\eta^2=.657$), AGFI ($\eta^2=.488$) y GFI ($\eta^2=.477$), además de RMSEA ($\eta^2=.343$), CFI ($\eta^2=.257$) y NNFI ($\eta^2=.232$). Si se observa la Tabla 3.12, en el caso de RMR, el valor de dicho índice disminuye a medida que aumenta el número de sujetos del modelo a probar. Además, son valores mayores que 0.05, por lo que se concluye acertadamente que deben rechazarse tales modelos, independientemente de su tamaño muestral. Los valores de AGFI y GFI, por su parte, muestran unos valores estables con una tendencia ascendente conforme aumenta el tamaño muestral a partir de 250 sujetos y, dado que los valores de ambos índices son siempre superiores a 0.90, se concluye erróneamente que deben aceptarse los modelos mal especificados sea cual sea el número de sujetos.

Por otra parte, cuando se trata de modelos bien especificados, el tamaño muestral tiene efectos relevantes para RMR ($\eta^2=.762$), AGFI ($\eta^2=.623$), GFI ($\eta^2=.619$), RMSEA ($\eta^2=.508$) y CFI ($\eta^2=.196$). Los principales efectos se encuentran para RMR, AGFI, GFI y RMSEA. Si se consulta la Tabla 3.12, los valores de RMR disminuyen a medida que aumenta el tamaño muestral y, además, se aceptan solamente los modelos con 650 u 850 sujetos pues, en tales casos, RMR es menor que 0.05. Respecto a AGFI y GFI, cabe señalar que sus valores son mayores conforme se incrementa el número de sujetos de los modelos y, además, dichos modelos se aceptan correctamente para cualquier tamaño muestral. Por su parte, los valores de RMSEA son menores a medida que crece el

número de sujetos y, dado que son menores que 0.08, también se concluye correctamente que deben aceptarse los modelos a prueba sea cual sea su tamaño muestral.

Tabla 3.12

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Tamaño Muestral al aplicar WLS

Índice	Tamaño muestral	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
RMSEA	100	0.120	0.068	0.055	0.048
	150	0.111	0.060	0.038	0.042
	250	0.095	0.041	0.023	0.032
	450	0.082	0.024	0.019	0.028
	650	0.077	0.014	0.014	0.014
	850	0.076	0.011	0.013	0.012
	Total	0.091	0.033	0.032	0.037
NNFI	100	0.901		0.072	
	150	0.862		0.095	
	250	0.840		0.076	
	450	0.820		0.070	
	650	0.822		0.045	
	850	0.816		0.045	
	Total	0.839		0.074	
CFI	100	0.928	0.975	0.049	0.027
	150	0.898	0.966	0.066	0.054
	250	0.877	0.970	0.054	0.049
	450	0.862	0.979	0.052	0.049
	650	0.863	0.991	0.042	0.018
	850	0.858	0.993	0.043	0.019
	Total	0.877	0.980	0.056	0.041

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

Tabla 3.12 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Tamaño Muestral al aplicar WLS

Índice	Tamaño muestral	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
RMR	100	0.215	0.131	0.089	0.062
	150	0.205	0.115	0.081	0.055
	250	0.184	0.088	0.063	0.041
	450	0.148	0.057	0.041	0.033
	650	0.131	0.040	0.036	0.020
	850	0.127	0.034	0.033	0.019
	Total	0.164	0.072	0.067	0.052
GFI	100	0.960	0.977	0.024	0.014
	150	0.956	0.977	0.023	0.014
	250	0.959	0.982	0.019	0.011
	450	0.969	0.990	0.012	0.009
	650	0.974	0.994	0.011	0.006
	850	0.976	0.995	0.010	0.006
	Total	0.966	0.987	0.018	0.012
AGFI	100	0.930	0.957	0.034	0.023
	150	0.929	0.959	0.030	0.023
	250	0.938	0.970	0.022	0.018
	450	0.953	0.983	0.015	0.015
	650	0.960	0.990	0.012	0.007
	850	0.963	0.992	0.011	0.007
	Total	0.947	0.977	0.025	0.021

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

A continuación, una vez presentados los datos acerca de los efectos principales, se abordarán aspectos referidos a los efectos de interacción. Las gráficas facilitarán su interpretación.

3.3.2. Efectos de interacción

3.3.2.1. En modelos mal especificados

En modelos mal especificados, hay un efecto de interacción relevante en **factores*categorías** para NNFI ($\eta^2=.151$) y CFI ($\eta^2=.145$) (Figuras 3.49 y 3.50, respectivamente) y en **factores*tamaño muestral** para RMR ($\eta^2=.329$), RMSEA ($\eta^2=.213$), CFI ($\eta^2=.155$) y GFI ($\eta^2=.142$) (Figuras 3.51, 3.52, 3.53 y 3.54, respectivamente). Respecto a interacciones de segundo orden, se observan efectos relevantes en **factores*categorías*tamaño muestral** para NNFI ($\eta^2=.153$) y CFI ($\eta^2=.147$) (Figuras 3.55 y 3.56, respectivamente).

a) factores*categorías

En la interacción factores*categorías, en relación con el índice NNFI (Figura 3.49) se observa que sus valores mayoritariamente disminuyen conforme aumenta el número de factores, especialmente al pasar de 2 a 3 factores. Sin embargo, al pasar de 5 a 6 factores se observa en él un incremento.

El valor de NNFI es ligeramente mayor para modelos con 3 categorías respecto al resto, si bien en modelos con 5 ó 6 factores los valores para las diferentes categorías son similares entre sí. Cabe destacar que el índice NNFI, para los modelos de 2 factores y 4 categorías, presenta un valor notablemente inferior al correspondiente a modelos del resto de categorías.

De acuerdo con los resultados obtenidos, todos los modelos falsos se rechazan, dado que los valores del índice NNFI son siempre inferiores a 0.95.

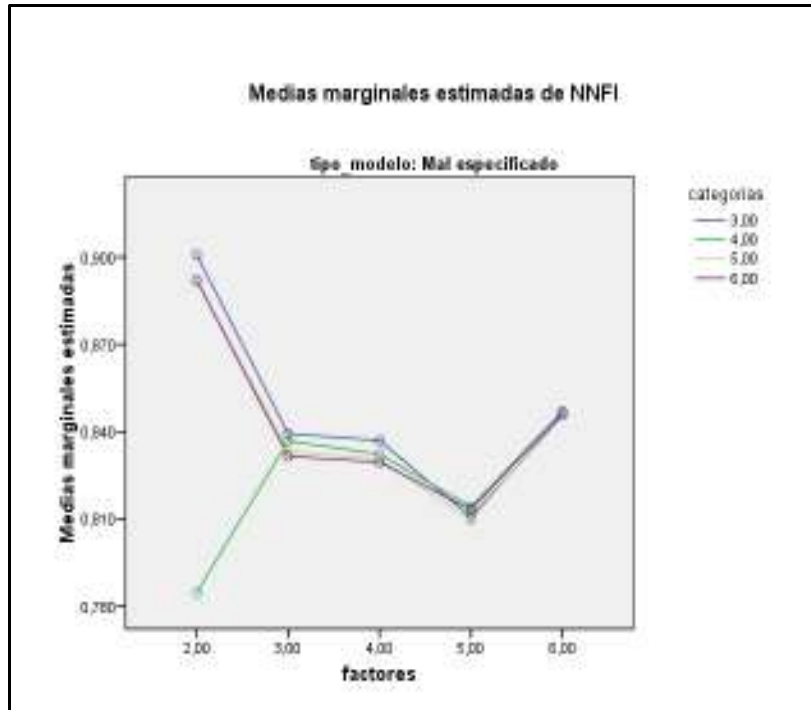


Figura 3.49. Número de factores por número de categorías para NNFI

Respecto al índice CFI (Figura 3.50), la situación es parecida a la descrita para NNFI (Figura 3.49) en cuanto a la tendencia que muestra este índice en relación con el número de factores y de categorías. Por ejemplo, se da también una disminución de CFI al pasar de 2 a 3 factores y un aumento de este índice al pasar de 5 a 6 factores. Así mismo, los valores de CFI son más parecidos entre sí cuando los modelos presentan 5 ó 6 factores. De nuevo, los modelos de 2 factores y 4 categorías destacan por presentar un valor de CFI marcadamente inferior al correspondiente a los modelos del resto de categorías.

Dados los resultados obtenidos para CFI, solamente se aceptan los modelos mal especificados con 2 factores que tienen 3, 5 ó 6 categorías de respuesta, pues sus valores en este índice son superiores a 0.90.

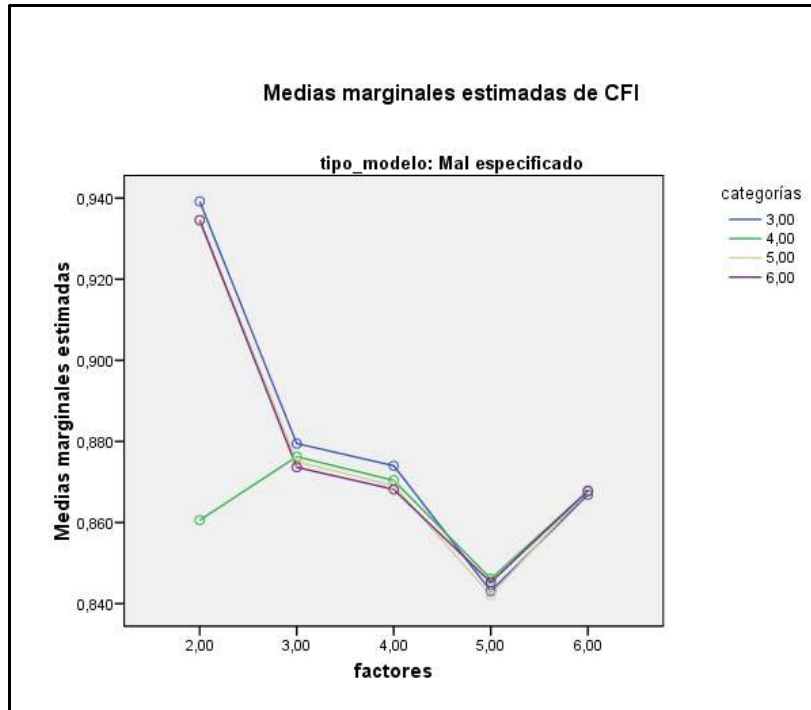


Figura 3.50. Número de factores por número de categorías para CFI

b) factores*tamaño muestral

Otra interacción a destacar en modelos falsos es la correspondiente a factores*tamaño muestral en relación con el índice RMR (Figura 3.51).

Según los datos disponibles, se observa que el valor de RMR va incrementándose a medida que el número de factores es mayor. Además, este incremento es más acentuado cuanto menor es el tamaño muestral. En este sentido, los modelos que tienen un tamaño muestral entre 450 y 850 sujetos presentan incrementos suaves del índice RMR. Además, los valores de estos modelos para cada número de categorías son más cercanos entre sí, con independencia del número de factores, que los correspondientes a modelos de tamaños muestrales inferiores.

De acuerdo con los resultados obtenidos, todos los falsos modelos se rechazan, al presentar valores que superan el punto de corte de RMR de 0.05.

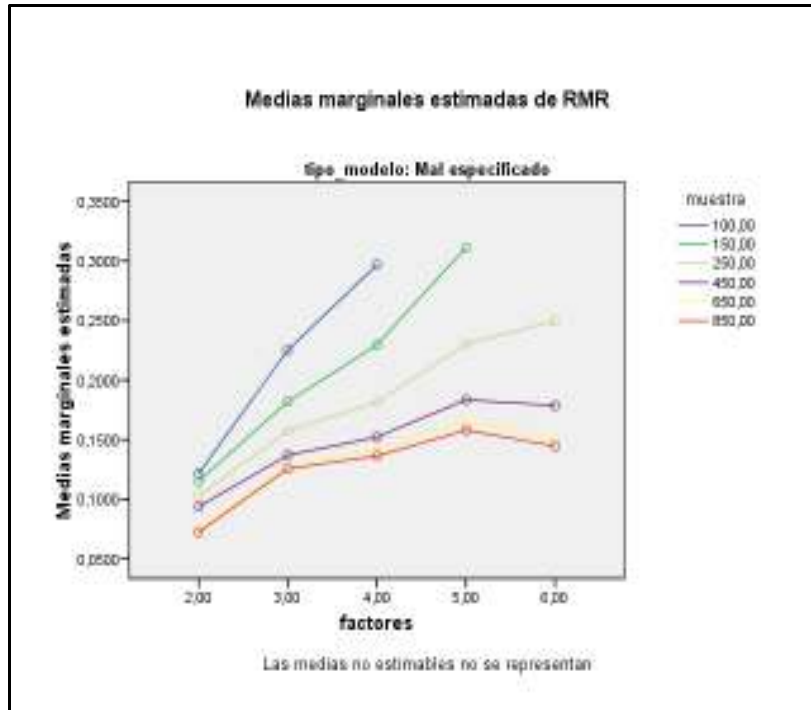


Figura 3.51. Número de factores por tamaño muestral para RMR

De acuerdo con los resultados obtenidos, conforme aumenta el número de factores el índice RMSEA (Figura 3.52) presenta valores más altos cuanto menor es el tamaño muestral. No obstante, para los modelos con 2 factores y 100 sujetos el valor de RMSEA es inferior al que muestran los modelos de 150 a 450 sujetos. Para modelos de 100 a 250 sujetos se observa un incremento de este índice a medida que aumenta el número de factores del modelo. Este incremento es más acentuado para modelos con 100 y 150 sujetos y no tanto para modelos con 250 sujetos. Por el contrario, los valores de RMSEA decrecen conforme aumenta el número de factores para modelos de 450 a 850 sujetos.

Con RMSEA se aceptan los modelos con 450 sujetos y 6 factores, pues muestran valores inferiores al punto de corte de 0.08. También se aceptan, excepto si tienen 3 factores, los modelos con 650 sujetos y 850 sujetos.

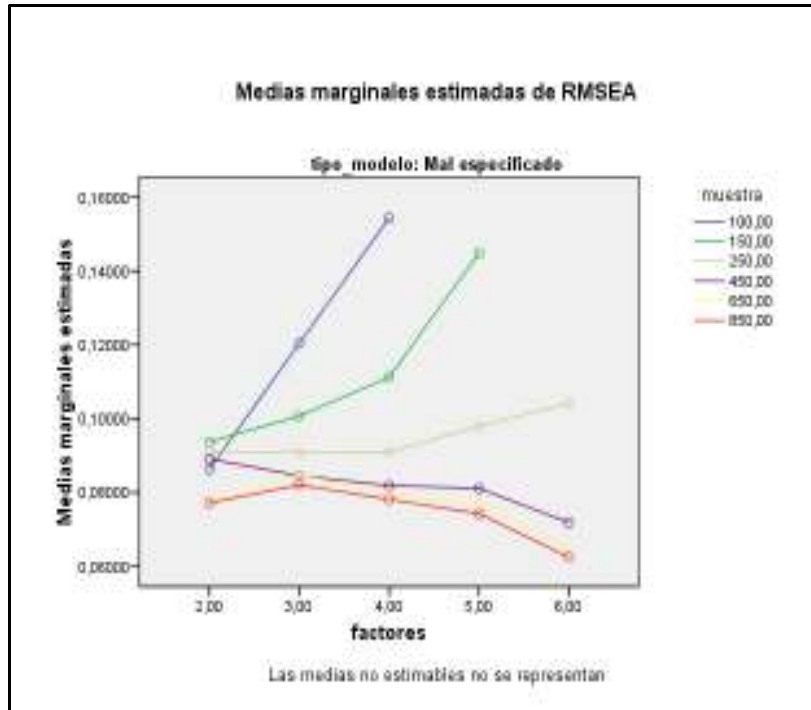


Figura 3.52. Número de factores por tamaño muestral para RMSEA

Respecto al índice CFI (Figura 3.53) según los datos disponibles se observa que, en la interacción factores*tamaño muestral, para los modelos con 100 y con 150 sujetos el valor de dicho índice decrece al pasar de 2 a 3 factores y, posteriormente, al pasar de 3 factores aumenta (de manera más marcada para modelos con 100 sujetos). Por lo que respecta al resto de tamaños muestrales, la tendencia de los valores de CFI es decreciente conforme se incrementa el número de factores, si bien al pasar de 5 a 6 factores esta tendencia se invierte y CFI aumenta sus valores. Cabe destacar también que el índice CFI es mayor cuanto menor es el tamaño muestral con independencia del número de factores, si bien para modelos que tienen 2 factores y un tamaño muestral de 600 o de 850 sujetos el valor de CFI solo es superado por el valor correspondiente a modelos con 100 sujetos.

De acuerdo con los datos obtenidos con CFI, solamente se aceptan todos los modelos con 100 sujetos y los modelos con 2 y 5 factores que tienen 150 sujetos, así como también los modelos con 2 factores y un tamaño muestral de 650 u 850 sujetos. El resto de modelos se rechaza, al mostrar valores inferiores a 0.90.

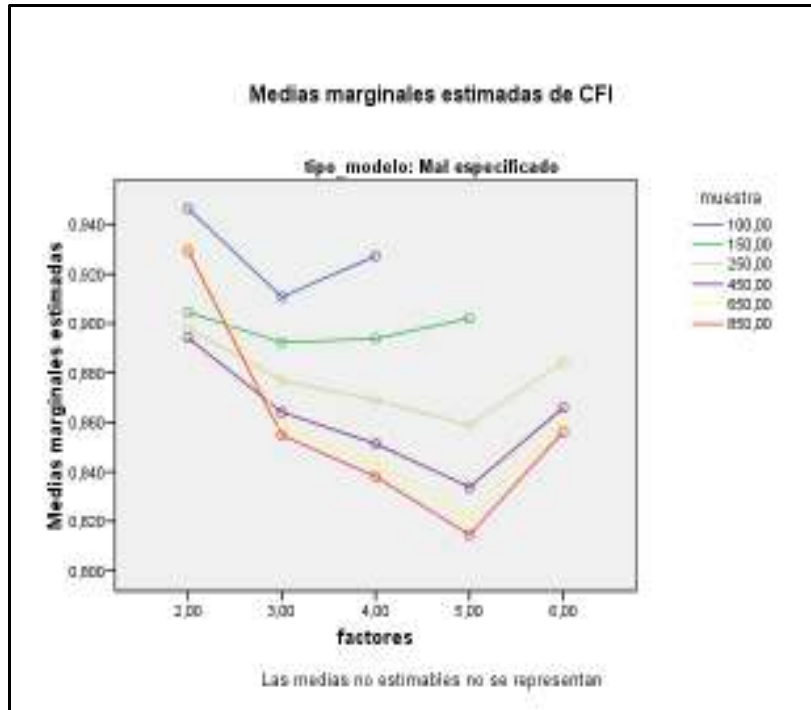


Figura 3.53. Número de factores por tamaño muestral para CFI

Por lo que respecta al índice GFI (Figura 3.54), se observa una tendencia decreciente en el valor de dicho índice conforme aumenta el número de factores de acuerdo con los resultados obtenidos. No obstante, para modelos entre 450 y 850 sujetos, cuando se pasa de 5 a 6 factores los valores de GFI permanecen estables o bien se incrementan ligeramente. El índice GFI presenta valores más altos cuanto mayor es el tamaño muestral con independencia del número de factores, aunque cabe destacar que, para modelos con 2 factores y 100 sujetos, los valores de este índice son ligeramente superiores a los correspondientes para modelos con 150 sujetos.

De acuerdo con los valores obtenidos para el índice GFI, todos los modelos falsos se aceptan.

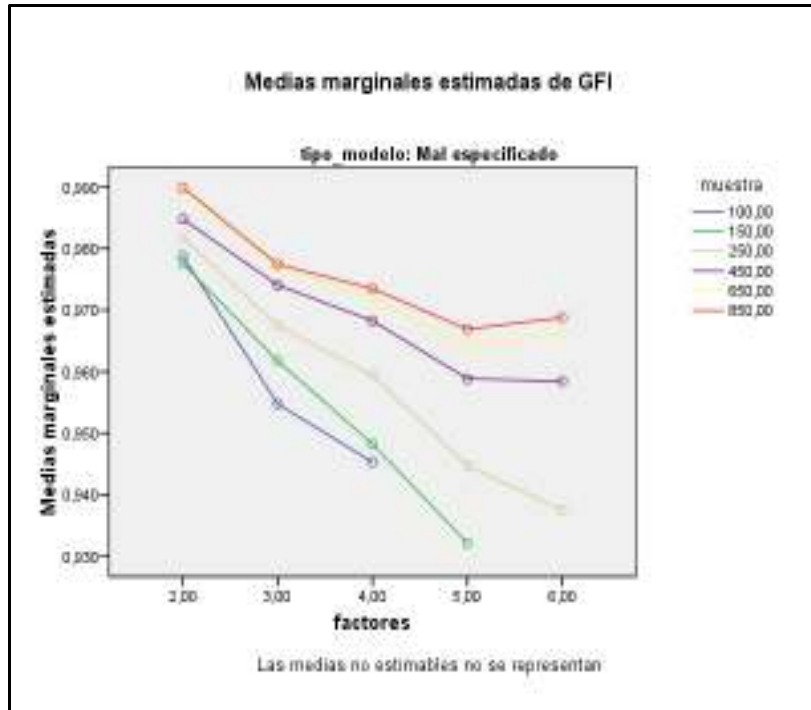


Figura 3.54. Número de factores por tamaño muestral para GFI

c) factores*categorías*tamaño muestral

En relación con la interacción de segundo orden factores*categorías*tamaño muestral respecto al índice NNFI (Figura 3.55), cuando los modelos tienen 100 sujetos, de acuerdo con los datos disponibles, el valor de NNFI, que es mayor cuanto menor número de categorías tiene el modelo, decrece al pasar de 2 a 3 factores, y se invierte esta tendencia casi con la misma intensidad al pasar de 3 a 4 factores.

Los modelos que tienen de 150 a 450 sujetos muestran valores de NNFI casi idénticos entre las diferentes categorías con independencia del número de factores, si bien para 150 sujetos los valores para modelos con 3 categorías son algo superiores al resto de categorías. Estos modelos presentan también un descenso de NNFI al pasar de 2 a 3 factores, si bien más suave que el observado para tamaños muestrales de 100 sujetos. Los valores de NNFI posteriormente ascienden suavemente al pasar de 3 a 5 factores cuando los modelos tienen 150 sujetos, mientras que para modelos de 250 y 450 se observa un cierto descenso. De acuerdo con los datos disponibles, al pasar de 5 a 6 factores se da un marcado aumento del índice NNFI para los modelos con 250 y 450 sujetos. Por otra parte, los modelos con un tamaño muestral entre 150 y 450 sujetos tienen en común el hecho de que el valor de NNFI es notablemente inferior en modelos con 2 factores y 4 categorías en comparación con el correspondiente a modelos del resto de categorías.

Por último, se da una situación similar entre modelos con 650 sujetos y modelos con 850 sujetos. Se observa que, al pasar de 2 a 3 factores, tiene lugar un descenso de los valores del índice NNFI parecido al mostrado para modelos con 450 sujetos, pero en los modelos con 650 u 850 sujetos hay descensos algo más marcados al pasar de 3 a 5 factores. Por otra parte, para modelos con 650 u 850 sujetos, los valores de NNFI de las categorías son casi idénticos (con independencia del número de factores), a diferencia de los obtenidos para modelos con 100 sujetos.

Según los resultados, con NNFI se rechazan correctamente todos los modelos falsos, al no obtenerse, en ningún caso, valores de este índice iguales o superiores a 0.95.

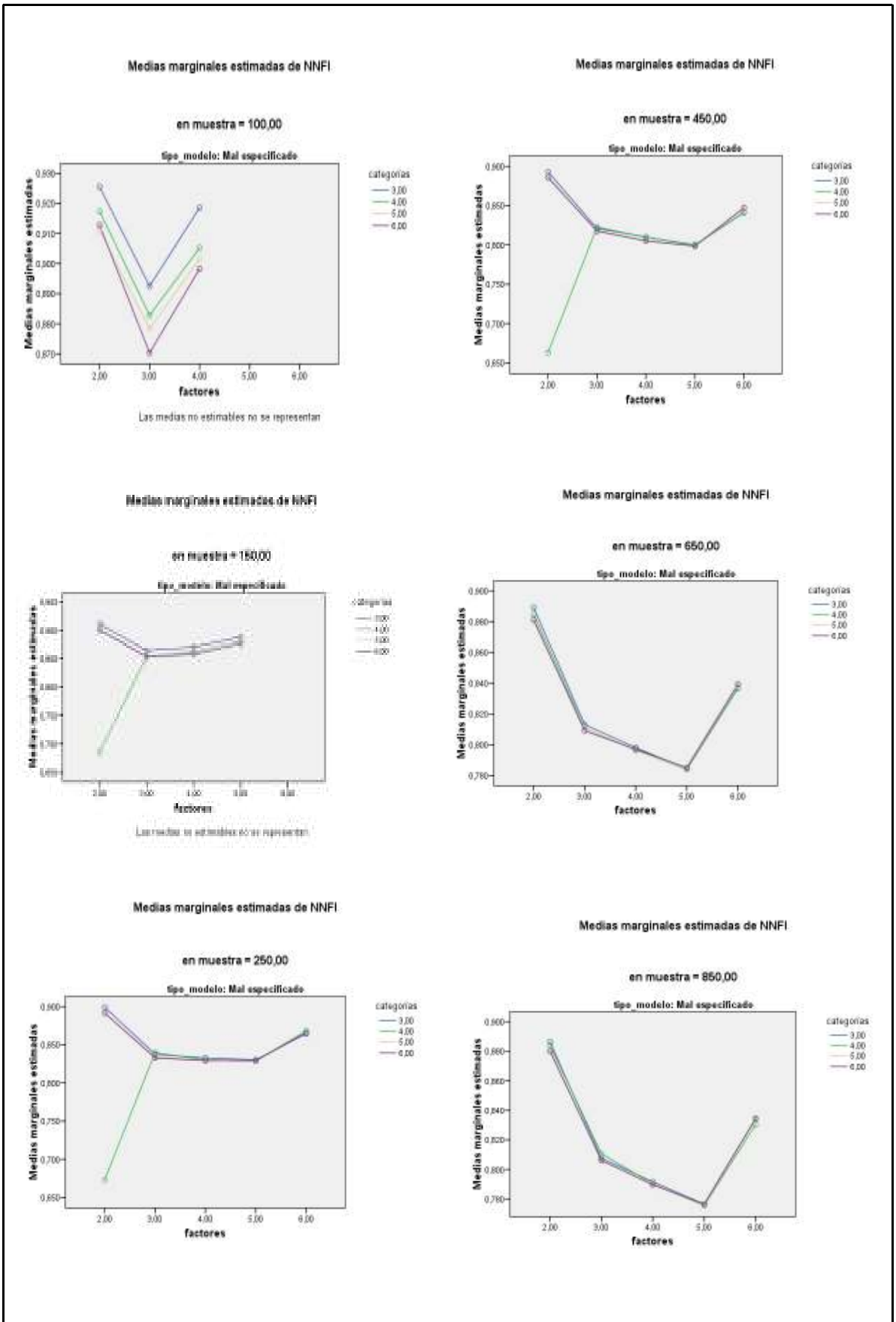


Figura 3.55. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para NNFI

En relación con CFI (Figura 3.56), puede señalarse que sus valores siguen, en términos generales, un comportamiento parecido al descrito para NNFI (Figura 3.55), si bien el rango de valores es algo más elevado.

Cabe señalar que, de acuerdo con los resultados disponibles, con el índice CFI se aceptan todos los modelos con 100 sujetos. Por otra parte, únicamente se aceptan los modelos entre 150 y 450 sujetos con 2 factores, siempre que no tengan 4 categorías de respuesta. No obstante, también se aceptan los modelos con 150 sujetos con 5 factores y 3 ó 4 categorías de respuesta. Además, solamente se aceptan los modelos falsos de 650 u 850 sujetos con 2 factores, con independencia de su número de categorías. Finalmente, los modelos con un tamaño muestral de 150 sujetos que tienen 3 ó 4 factores y 3 categorías de respuesta son susceptibles de ser aceptados, pues sus valores son muy cercanos al punto de corte de CFI de 0.90.

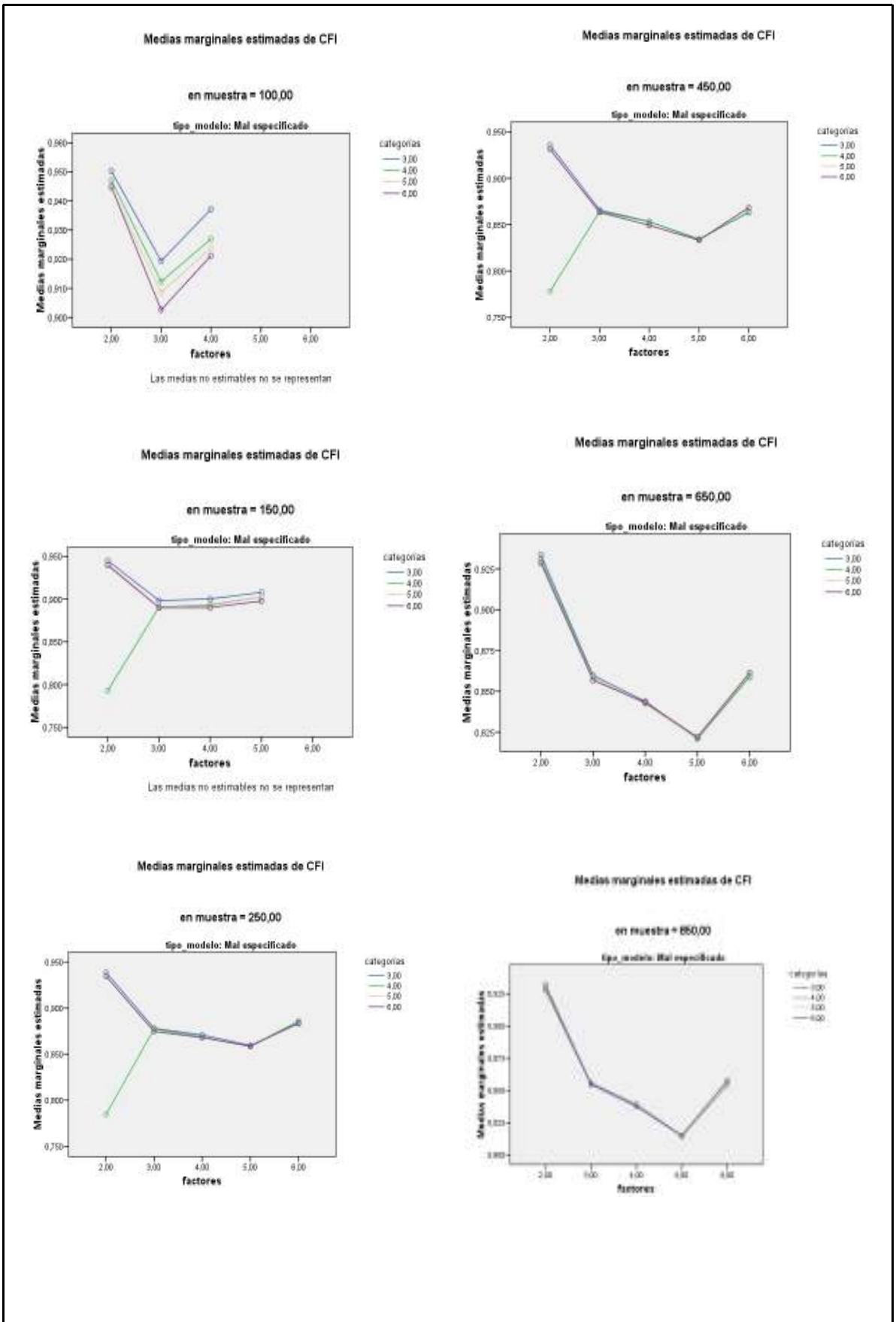


Figura 3.56. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para CFI

3.3.2.2. *En modelos correctamente especificados*

En modelos bien identificados se observa un efecto de interacción relevante para **factores*categorías** en NNFI ($\eta^2=.310$) y CFI ($\eta^2=.275$) (Figuras 3.57 y 3.58, respectivamente) y para **factores*tamaño muestral** en RMR ($\eta^2=.392$), RMSEA ($\eta^2=.221$) y GFI ($\eta^2=.167$) (Figuras 3.59, 3.60 y 3.61, respectivamente). También hay efectos de interacción para **factores*categorías*simetría** en NNFI ($\eta^2=.211$) y CFI ($\eta^2=.204$) (Figuras 3.62 y 3.63, respectivamente); para **factores*categorías*tamaño muestral** en NNFI ($\eta^2=.314$), CFI ($\eta^2=.285$) y AGFI ($\eta^2=.141$) (Figuras 3.64, 3.65 y 3.66, respectivamente). Finalmente, también se encuentran efectos de interacción para **factores*categoría*simetría*tamaño muestral** en NNFI ($\eta^2=.180$) y CFI ($\eta^2=.159$).

a) factores*categorías

En la interacción factores*categorías, respecto al índice NNFI (Figura 3.57) se puede observar que, conforme aumenta el número de factores de los modelos, va disminuyendo NNFI de manera paulatina. Frente a esta tendencia general, los modelos con 2 factores y 4 categorías muestran un valor de NNFI notablemente inferior que el resto de categorías.

Además, aunque el valor de este índice es casi idéntico para cualquier número de categorías de los modelos, cuando se pasa de 5 a 6 factores los valores de NNFI para cada categoría son ligeramente diferentes. En este contexto, cabe señalar que los modelos con 6 factores y 4 categorías tienen un valor de NNFI algo menor que el correspondiente a los modelos del resto de categorías.

De acuerdo con los resultados obtenidos, se rechazan los modelos bien especificados con 2 factores y 4 categorías, ya que muestran un valor de NNFI menor que 0.95.

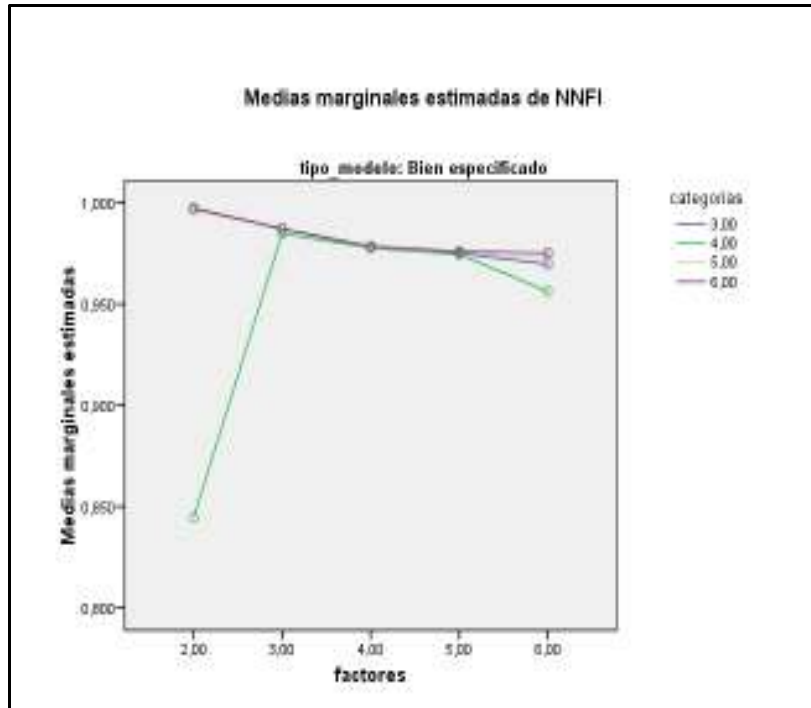


Figura 3.57. Número de factores por número de categorías para NNFI

En la mencionada interacción factores*categorías, respecto al índice CFI se observa (Figura 3.58) una situación similar a la descrita para NNFI, si bien en este caso se observa que los valores de CFI para modelos de 2 a 5 factores no son casi idénticos, sino que, con independencia del número de factores, los modelos que tienen 6 categorías muestran valores de CFI ligeramente más altos que los modelos correspondientes al resto de categorías. De nuevo, el valor de este índice para modelos con 6 factores y 4 categorías es algo menor que para el resto de categorías y, además, los modelos de 2 factores y 4 categorías también presentan un valor de CFI marcadamente inferior a los correspondientes a modelos del resto de categorías.

A partir de los valores de CFI obtenidos, todos los modelos se aceptan, pues siempre muestran valores superiores al punto de corte de 0.90.

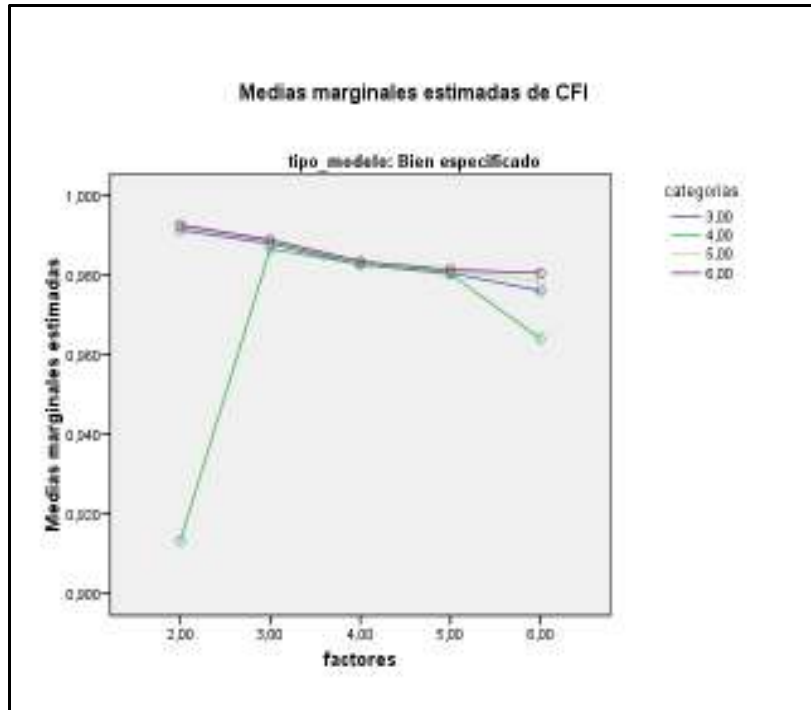


Figura 3.58. Número de factores por número de categorías para CFI

b) factores*tamaño muestral

Otro efecto de interacción es el de factores*tamaño muestral, en el que destaca el índice RMR (Figura 3.59). De acuerdo con los datos disponibles, cuanto mayor es el número de factores y menor es el número de sujetos del modelo, más alto es el valor de RMR. Además, el incremento en el valor de RMR conforme aumenta el número de factores del modelo es más acentuado cuanto menor es el tamaño muestral. En este sentido, este incremento es más suave a partir de 450 sujetos.

Los resultados muestran que se aceptan los modelos bien especificados con 450 sujetos que tienen 3 factores, así como también los modelos con 650 sujetos de 2 a 5 factores y los modelos con 850 sujetos. Los modelos con 450 sujetos que tienen 4 factores son susceptibles de ser rechazados, al ser el valor de RMR cercano a 0.05.

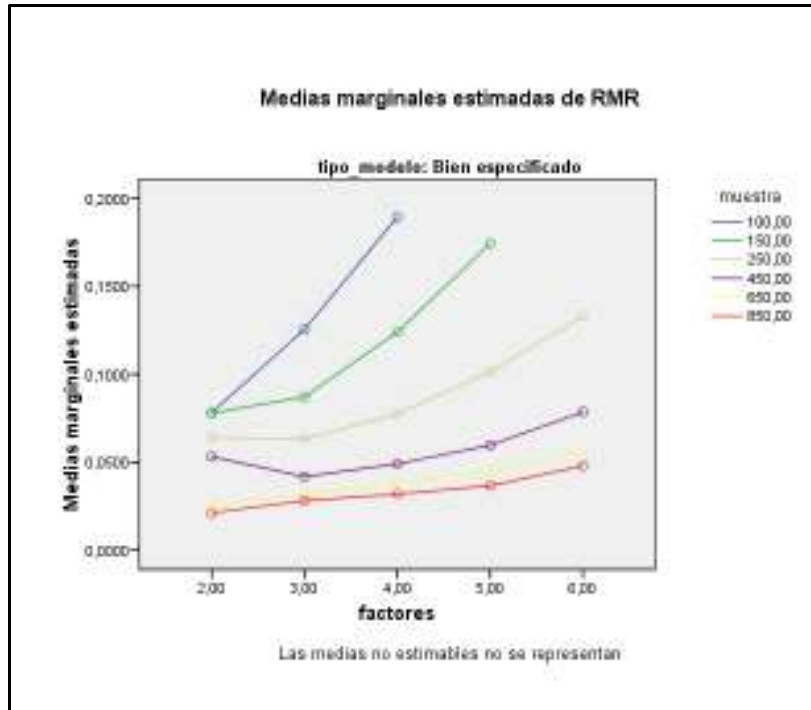


Figura 3.59. Número de factores por tamaño muestral para RMR

Cabe señalar que en la interacción factores*tamaño muestral para el índice RMSEA (Figura 3.60) se observa una tendencia marcadamente creciente en el valor de este índice para modelos con 100 sujetos a medida que aumenta el número de factores, mientras que en modelos de 150 a 450 sujetos al pasar de 2 a 3 factores el valor de RMSEA decrece para posteriormente ir incrementándose conforme los modelos tienen un mayor número de factores. Cabe señalar que dicho incremento se hace más patente cuanto menor es el tamaño muestral. Por lo que respecta a los modelos con 650 y 850 sujetos, los valores de RMSEA se mantienen estables para modelos de 2 a 4 factores, mientras que al pasar de 4 a 6 factores tiene lugar un ligero incremento de dichos valores.

Según los datos disponibles, con RMSEA se aceptan todos los modelos excepto los que tienen 4 factores y 100 sujetos así como también los que tienen 5 factores y 150 sujetos.

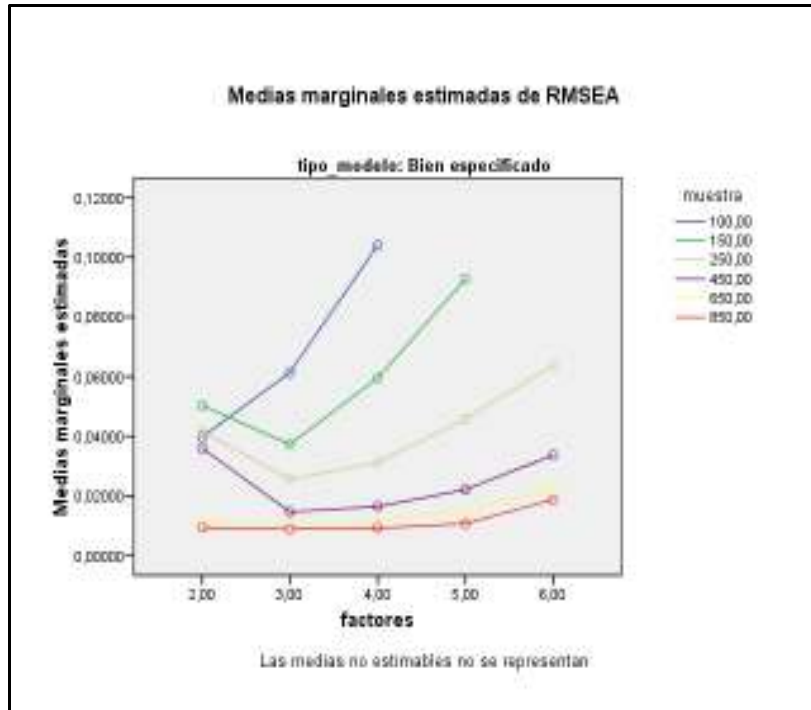


Figura 3.60. Número de factores por tamaño muestral para RMSEA

Por lo que concierne a GFI (Figura 3.61), se da una tendencia decreciente en sus valores a medida que aumenta el número de factores y, además, este índice tiene mayores valores cuanto mayor es el tamaño muestral, con independencia del número de factores. Sin embargo, los modelos con 2 factores y 100 sujetos muestran un valor de GFI superior al obtenido para modelos con 150 sujetos. Cabe señalar que al pasar de 4 a 5 factores, el valor de GFI para los modelos con 450 sujetos se mantiene estable y próximo al valor correspondiente a modelos con 650 sujetos. Además, los valores de GFI para modelos con 650 y 850 sujetos son muy similares entre sí cuando los modelos tienen 6 factores.

Cabe señalar que se aceptan todos los modelos, ya que superan el punto de corte para GFI de 0.90.

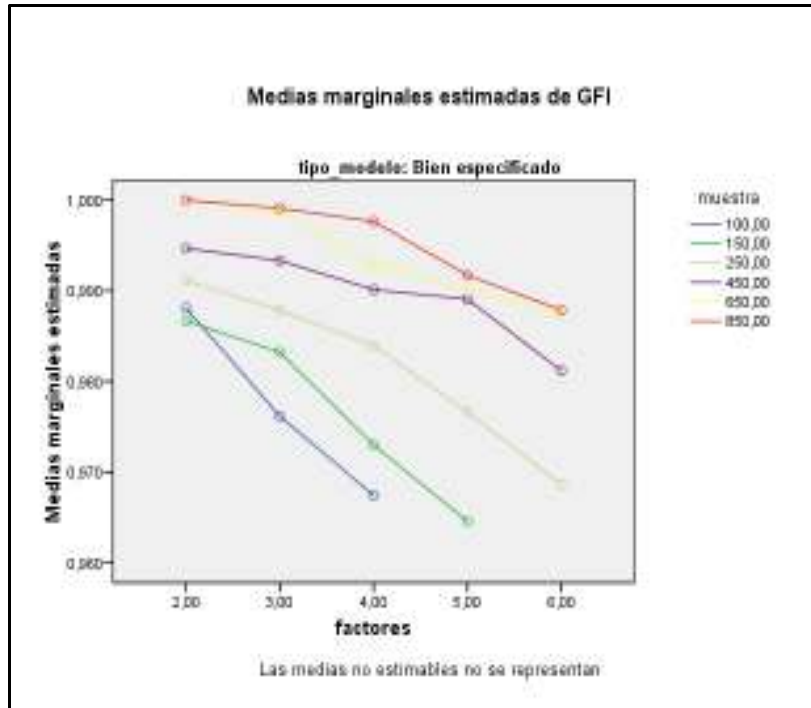


Figura 3.61. Número de factores por tamaño muestral para GFI

c) factores*categoría*simetría

Respecto a la interacción factores*categoría*simetría para NNFI (Figura 3.62), se puede observar que, con independencia del grado de asimetría, hay cierto descenso en el valor de dicho índice a medida que aumenta el número de factores de los modelos.

Los modelos con distribución simétrica de respuestas con 6 categorías presentan un valor de NNFI más alto que el correspondiente a modelos del resto de categorías mientras que, cuando las distribuciones tienen asimetría moderada o severa, el valor de este índice es muy similar a los valores para las categorías restantes.

De acuerdo con los valores de NNFI obtenidos, se rechazan los modelos con distribución simétrica que tienen 6 factores y 4 categorías, así como también los modelos con 2 factores y 4 categorías que tienen distribución asimétrica, tanto moderada como severa.

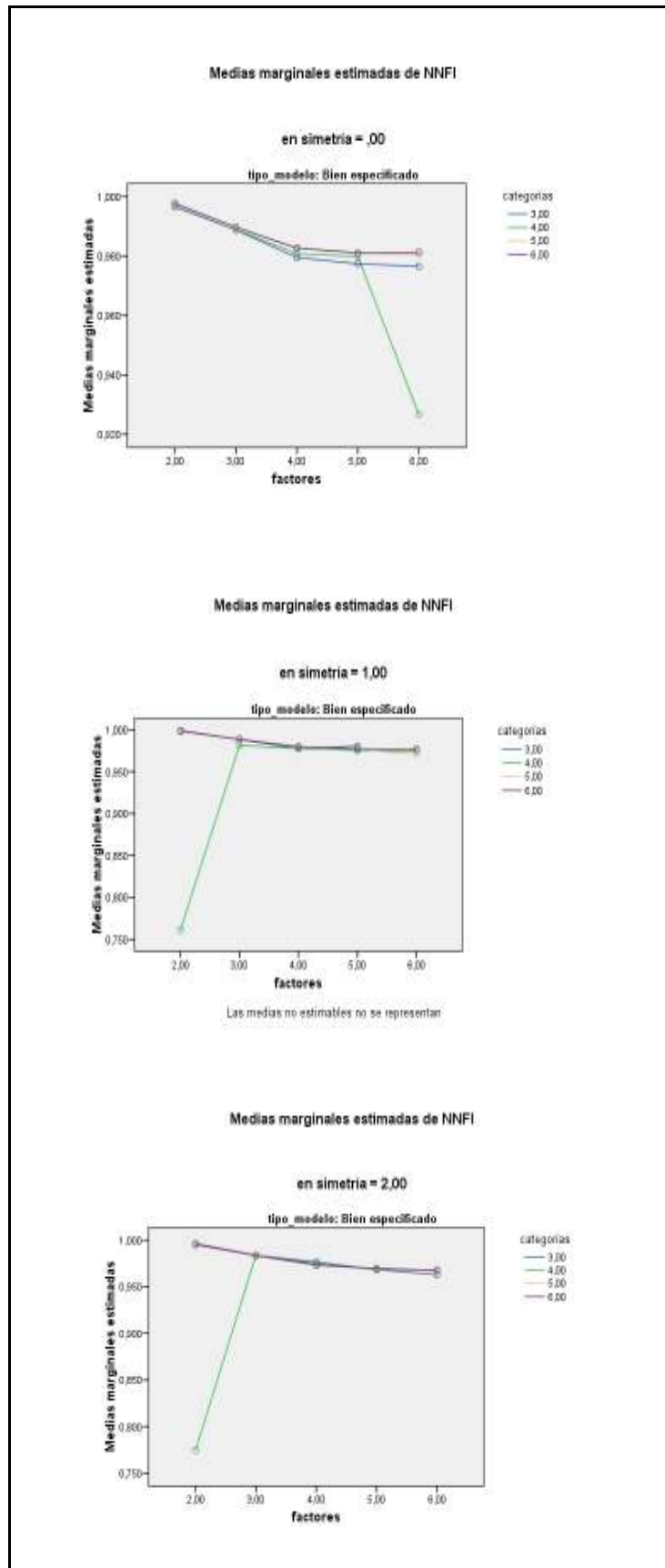


Figura 3.62. Número de factores por número de categorías por grado de asimetría para NNFI

Respecto al comportamiento de los valores de CFI (Figura 3.63), conforme aumenta el número de factores en relación con el grado de asimetría se observa una situación parecida a la descrita anteriormente para NNFI. En este sentido, cuanto mayor es el número de factores, menor es el valor de CFI sea cual sea el grado de asimetría de la distribución de respuestas.

De nuevo, los valores de CFI muestran que los modelos que tienen 6 factores y 4 categorías con distribución simétrica tienen un valor en este índice marcadamente inferior a los valores de los modelos con el restante número de categorías. Además, también los modelos con 2 factores y 4 categorías con distribución asimétrica moderada o severa muestran un valor de CFI notablemente menor que el resto de categorías.

Según los resultados obtenidos, con CFI se aceptan todos los modelos con distribución simétrica de respuestas. Sin embargo, se rechazan los modelos que tienen 2 factores y 4 categorías cuya distribución presenta asimetría moderada o severa.

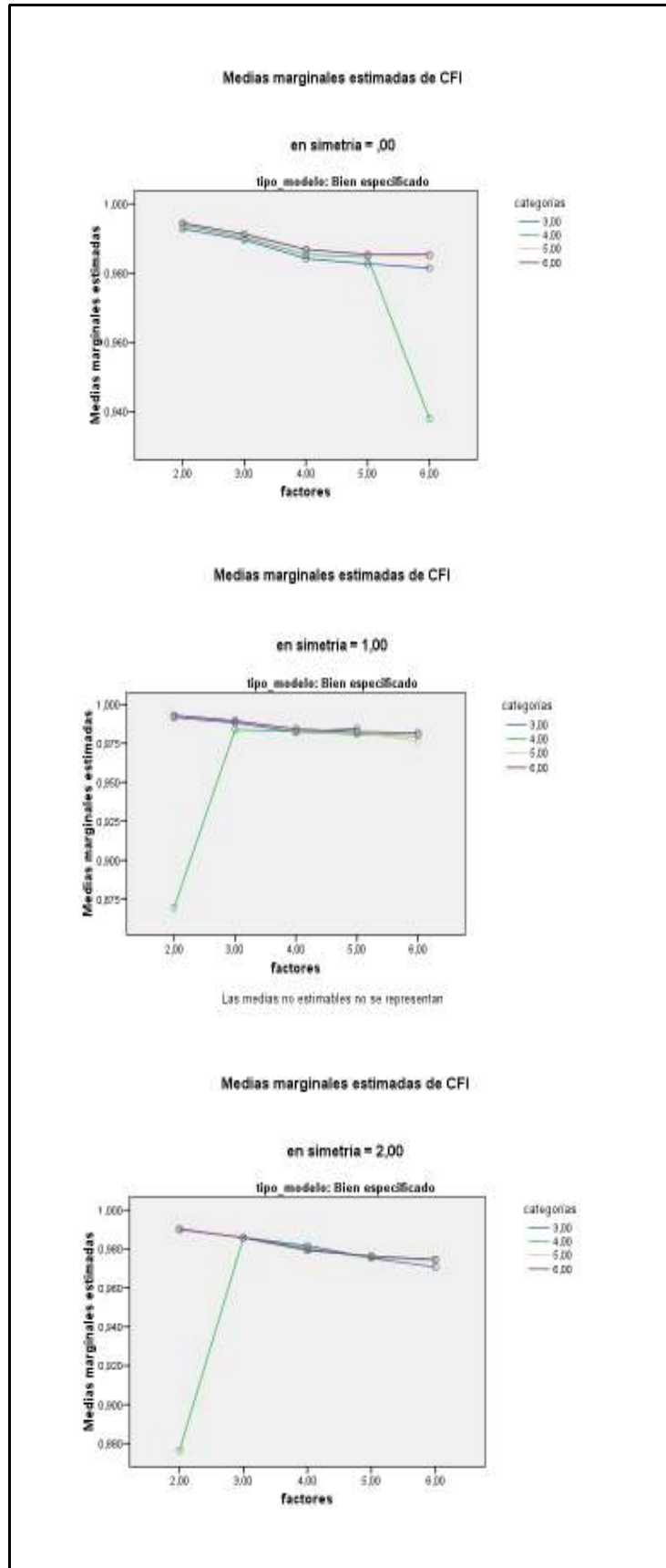


Figura 3.63. Número de factores por número de categorías por grado de asimetría para CFI

d) factores*categorías*tamaño muestral

Por lo que respecta al efecto de interacción para factores*categorías*tamaño muestral en NNFI (Figura 3.64), para muestras de 100 sujetos se observa, según los resultados disponibles, una disminución en el valor de NNFI conforme aumenta el número de factores de los modelos y, además, los modelos tienen un valor algo más alto cuanto menor es el número de categorías, especialmente al pasar de 3 a 4 factores.

En modelos con tamaños muestrales entre 150 y 450 sujetos se observa un ligero descenso en el valor de NNFI a medida que aumenta el número de factores. Además, dicho descenso es más suave a medida que la muestra se aproxima a 450 sujetos. Los valores de NNFI entre las distintas categorías son casi idénticos, con independencia del número de categorías. No obstante, cuando los modelos tienen 6 factores se observan valores más diferenciados entre las categorías. Cabe destacar que los modelos que tienen 2 factores y 4 categorías presentan un valor de NNFI marcadamente inferior a los valores de los modelos correspondientes al resto de categorías.

En los modelos que tienen 650 u 850 sujetos hay descensos en el valor de NNFI a medida que se incrementa el número de factores. Los valores entre las distintas categorías son parecidos, aunque algo más diferenciados entre sí a partir de 3 factores para modelos con 650 sujetos que para modelos con 850 sujetos. En este contexto cabe señalar que, para modelos con 6 factores y 4 categorías que cuentan con 650 u 850 sujetos, el valor de NNFI es notablemente inferior que el correspondiente a modelos del resto de categorías.

Según los resultados disponibles, se aceptan los modelos bien especificados que presentan tamaños muestrales de 100, 650 y 850 sujetos. Los modelos de 150 a 450 sujetos también se aceptan, pero se rechazan cuando tienen 2 factores y 4 categorías. Además, son susceptibles de ser rechazados, al mostrar valores de NNFI próximos al punto de corte de 0.95, los modelos que tienen 150 sujetos y 5 factores para cualquier número de categorías, los que tienen 250 sujetos y 6 factores para cualquier número de categorías, así como también los modelos con 450 sujetos que tienen 6 factores y 4 categorías.

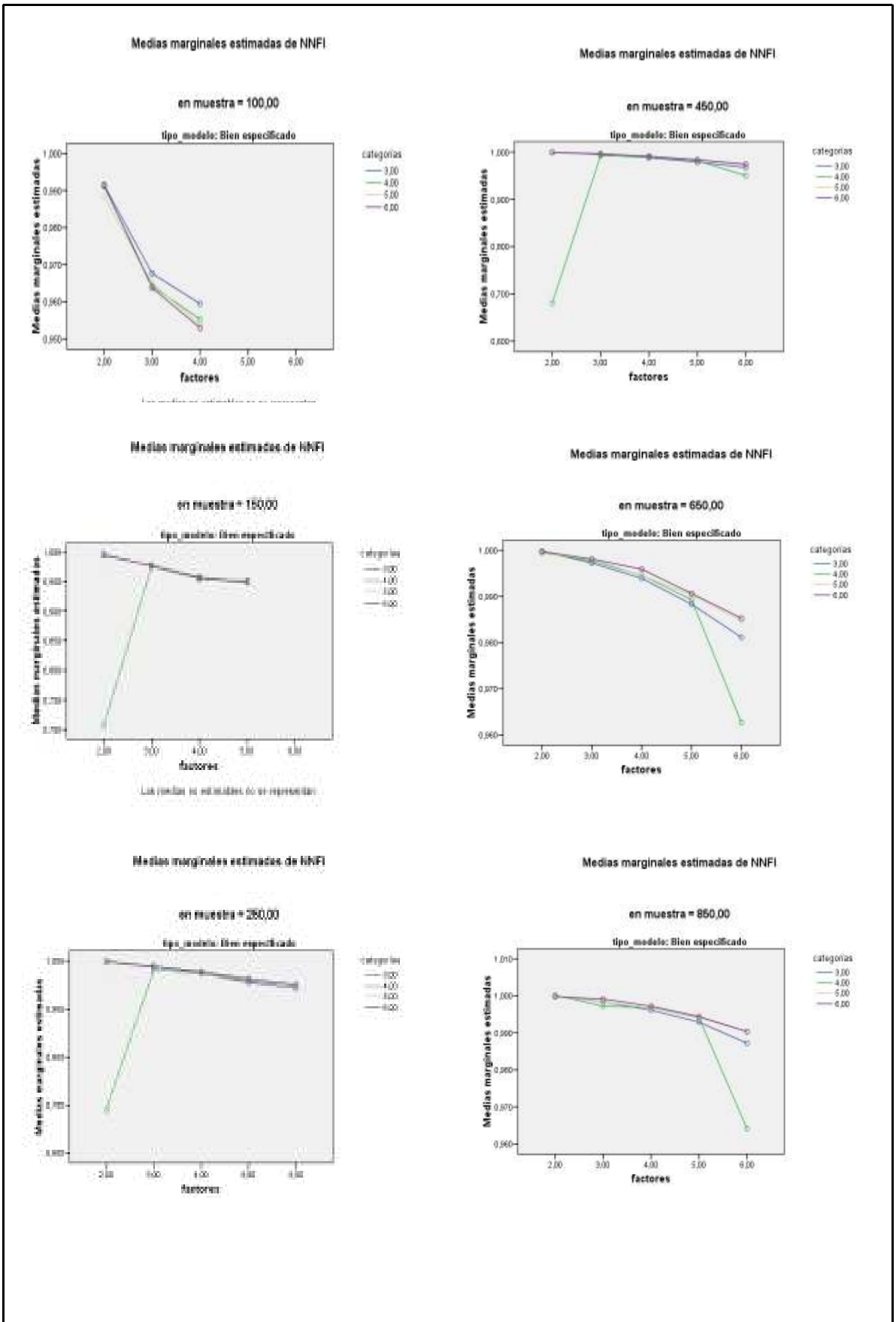


Figura 3.64. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para NNFI

Por lo que respecta a CFI en relación con la mencionada interacción factores*categorías*tamaño muestral (Figura 3.65), este índice presenta un comportamiento similar al índice NNFI (Figura 3.64) en relación con los tamaños muestrales de los modelos.

Según los resultados disponibles, con CFI se aceptan todos los modelos cuyos tamaños muestrales son de 100, 650 u 850 sujetos. Por otra parte, se rechazan los modelos con tamaños muestrales entre 150 y 450 sujetos que tienen 2 factores y 4 categorías, pues sus valores de CFI son menores que 0.90.

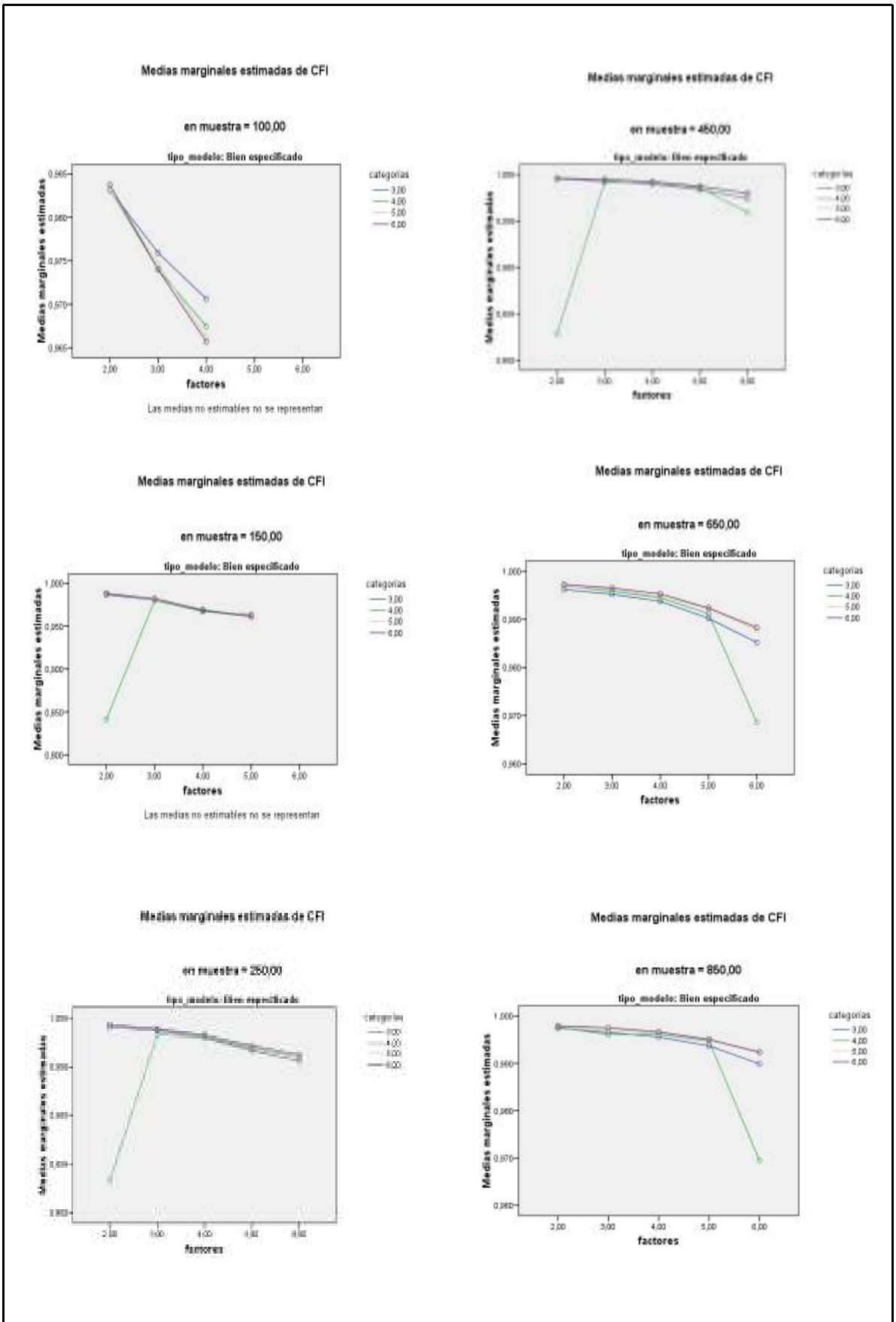


Figura 3.65. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para CFI

En relación con los valores del índice AGFI (Figura 3.66), para modelos con 100 sujetos, según los datos disponibles, a medida que se incrementa el número de factores el índice AGFI disminuye de manera brusca. Cabe añadir que, con independencia del número de factores, cuanto mayor es el número de categorías, el valor de AGFI tiende a ser menor.

Para modelos con tamaños muestrales superiores a 100 sujetos, el descenso en los valores de AGFI es más progresivo. Además, los valores de este índice son, en su mayoría, casi idénticos para las distintas categorías, cuando el modelo tiene de 2 a 5 factores. Sin embargo, cabe resaltar que los valores de este índice con respecto al número de categorías para modelos con 150 sujetos y 5 factores y para modelos con 850 sujetos y 3 factores son más diferenciados entre sí.

Los modelos con 2 factores y 4 categorías destacan por presentar valores de AGFI algo inferiores a los obtenidos para el resto de categorías para modelos con muestras de 150 a 450 sujetos. Igualmente, para modelos con muestras de 450 a 850 sujetos, los valores de este índice para modelos con 6 factores y 4 categorías se alejan de los valores correspondientes al resto de categorías.

Cabe señalar que todos los modelos se aceptan, pues AGFI siempre supera el punto de corte de 0.90.

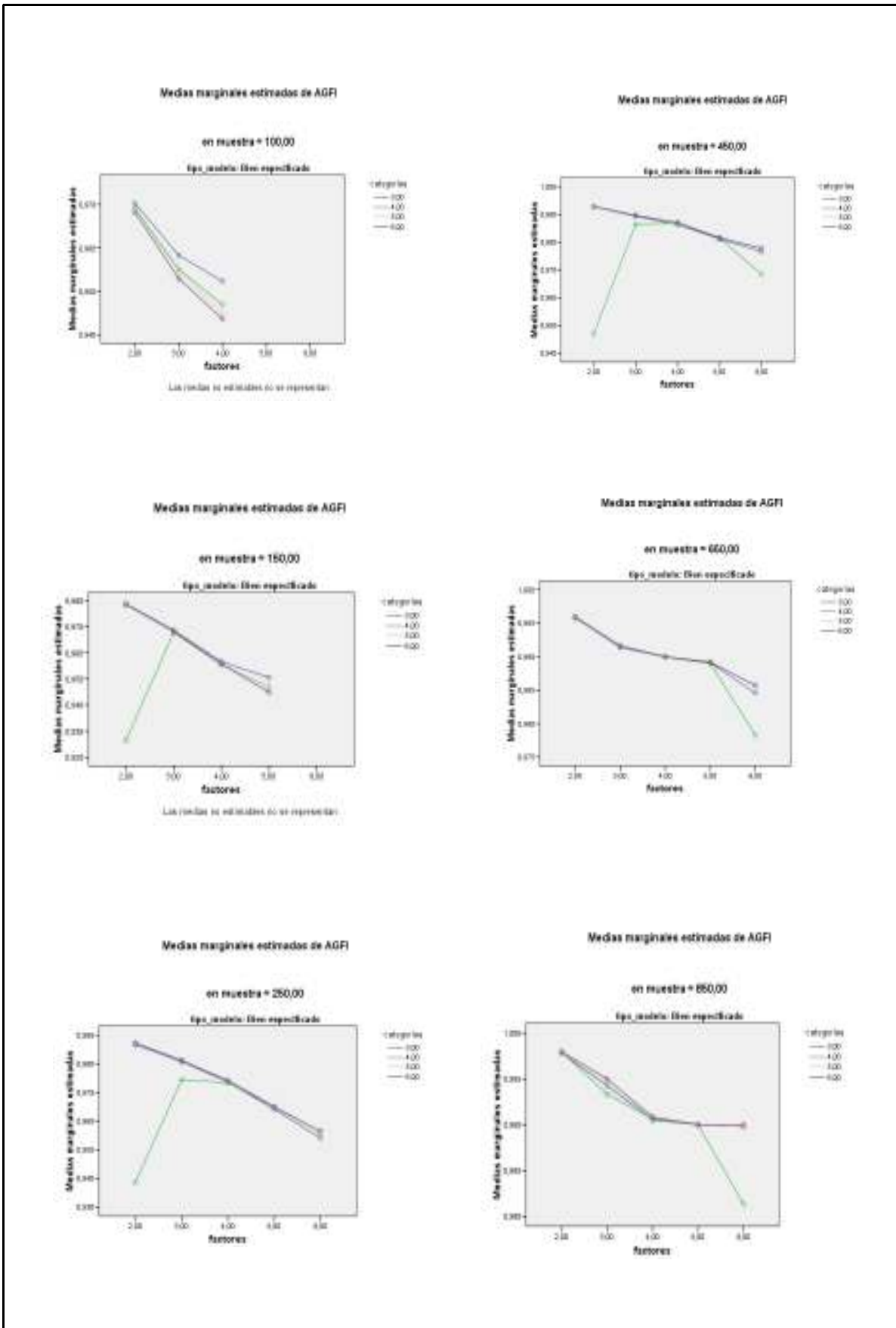


Figura 3.66. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para AGFI

Finalmente, cabe recordar que hay efectos de interacción para factores*categorías*simetría*muestra en NNFI y CFI. De nuevo, no se puede ofrecer su gráfica correspondiente debido a la complejidad de representación.

3.4. Método de Mínimos Cuadrados No Ponderados (ULS)

3.4.1. Efectos principales

En el Apéndice K se muestran los resultados completos del MANOVA al utilizar el método ULS. Cabe señalar que en el MANOVA para modelos mal especificados no se han obtenido resultados para CFI. En relación con ello, dado que en todas las condiciones experimentales su media es de 1 y su desviación típica es de 0, se trata de un índice que carece de sensibilidad, por lo que ha quedado excluido para modelos incorrectamente especificados.

De nuevo, para los próximos apartados se resumen los efectos principales significativos en tablas (una para cada condición experimental) mediante la media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste cuyos resultados en el MANOVA han mostrado un tamaño del efecto igual o superior a 0.14. En el Apéndice F se encuentran las tablas completas.

3.4.1.1. Efectos del número de factores

En modelos mal especificados, el número de factores tiene un tamaño del efecto relevante para GFI ($\eta^2=.408$), RMR ($\eta^2=.281$), RMSEA ($\eta^2=.254$) y NNFI ($\eta^2=.191$). Por tanto, los principales efectos se encuentran para GFI, aunque también secundariamente para RMR y RMSEA. Si se consulta la Tabla 3.13, se observa para GFI una tendencia decreciente, que se invierte al pasar de 5 a 6 factores, a medida que el número de factores es mayor. No obstante, se aceptan todos los modelos con independencia del número de factores, al obtenerse valores superiores a 0.90. En RMR no se observa una clara tendencia creciente o decreciente según el número de factores, si bien se rechazan todos los modelos al tratarse de valores superiores a 0.05. Por su parte, en el índice RMSEA se observa una progresiva disminución de sus valores a medida que es mayor el número de factores, si bien al pasar de 2 a 3 factores hay un incremento que rompe la tendencia decreciente. En el caso de este índice se rechazan los modelos, pues sus valores en este índice son mayores que 0.08.

Para modelos bien especificados, el número de factores tiene un tamaño del efecto relevante para GFI ($\eta^2=.221$). En la Tabla 3.13 los valores de este índice se mantienen constantes aunque con una leve tendencia descendente, más evidente al pasar de 5 a 6 factores. Según los valores de este índice, se aceptan todos los modelos correctos con independencia del número de factores.

Tabla 3.13

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Factores al aplicar ULS

Índice	Número de factores	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
RMSEA	2	0.162		0.049	
	3	0.188		0.034	
	4	0.159		0.030	
	5	0.151		0.027	
	6	0.141		0.028	
	Total	0.160		0.038	
NNFI	2	1.031		0.025	
	3	1.035		0.029	
	4	1.040		0.032	
	5	1.043		0.034	
	6	1.045		0.036	
	Total	1.039		0.032	
RMR	2	0.080		0.033	
	3	0.101		0.018	
	4	0.097		0.016	
	5	0.098		0.017	
	6	0.090		0.018	
	Total	0.093		0.023	
GFI	2	0.970	0.986	0.030	0.031
	3	0.948	0.989	0.020	0.013
	4	0.944	0.984	0.020	0.016
	5	0.936	0.981	0.023	0.019
	6	0.940	0.978	0.026	0.021
	Total	0.948	0.984	0.027	0.021

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

3.4.1.2. Efectos del número de categorías

En modelos mal especificados, el número de categorías no tiene ningún efecto relevante para los índices de ajuste analizados.

Sin embargo, para modelos bien especificados esta condición sí tiene un tamaño del efecto relevante, especialmente para RMR ($\eta^2=.268$) y AGFI ($\eta^2=.245$), además de para GFI ($\eta^2=.183$) y RMSEA ($\eta^2=.144$). Si se observa la Tabla 3.14, el índice RMR tiende en general a disminuir conforme crece el número de categorías, aceptándose los modelos correctos con 5 ó 6 categorías de respuesta. De acuerdo con los valores de AGFI, que van aumentando cuanto mayor es el número de categorías (si bien los valores obtenidos para modelos con 4 categorías de respuesta suponen un descenso), se aceptan todos los modelos al superarse el valor de 0.90.

Tabla 3.14

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Categorías al aplicar ULS

Índice	Número de categorías	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
RMSEA	3		0.095		0.069
	4		0.084		0.062
	5		0.069		0.052
	6		0.061		0.048
	Total		0.077		0.060
RMR	3		0.051		0.025
	4		0.054		0.037
	5		0.045		0.024
	6		0.041		0.020
	Total		0.048		0.028
GFI	3		0.982		0.020
	4		0.978		0.029
	5		0.986		0.015
	6		0.988		0.014
	Total		0.984		0.021

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

Tabla 3.14 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Categorías al aplicar ULS

Índice	Número de categorías	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
AGFI	3		0.969		0.030
	4		0.957		0.072
	5		0.977		0.023
	6		0.979		0.021
	Total		0.971		0.043

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

3.4.1.3. Efectos del grado de asimetría

El grado de asimetría para modelos falsos tiene un tamaño del efecto relevante para RMR ($\eta^2=.259$), RMSEA ($\eta^2=.232$), GFI ($\eta^2=.190$) y AGFI ($\eta^2=.187$). Así pues, los principales efectos se encuentran para RMR y RMSEA. Conforme aumenta el grado de asimetría, RMR es mayor, de acuerdo con la Tabla 3.15. Además, con independencia de la mayor o menor asimetría de la distribución de respuestas a todos los ítems, todos los modelos falsos se rechazan dado que sus valores siempre son mayores que 0.05. Respecto a RMSEA, también hay una tendencia creciente en sus valores a medida que se incrementa la asimetría y, al igual que con RMR, se rechazan todos los modelos falsos sea cual sea su grado de asimetría al mostrar, en este caso, valores mayores que 0.08.

En cuanto a los modelos correctamente especificados, cabe señalar que el grado de asimetría tiene un tamaño del efecto relevante para RMR ($\eta^2=.627$), RMSEA ($\eta^2=.516$), GFI ($\eta^2=.447$), AGFI ($\eta^2=.396$) y C2 ($\eta^2=.186$), encontrándose los principales efectos para RMR y RMSEA. Si se observa la Tabla 3.15, el índice RMR aumenta conforme crece el grado de asimetría, de tal manera que solamente se rechazan los modelos con asimetría severa. Los valores de RMSEA aumentan a medida que se incrementa el grado de asimetría y, también en este caso, se rechazan los modelos cuya distribución de respuestas muestra asimetría severa, pues sus valores superan el punto de corte de 0.08.

Tabla 3.15

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Grado de Asimetría al aplicar ULS

Índice	Grado asimetría	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
C2	0		0.140		0.220
	1		0.028		0.105
	2		0.006		0.046
	Total		0.058		0.155
RMSEA	0	0.143	0.041	0.025	0.029
	1	0.156	0.074	0.030	0.042
	2	0.178	0.117	0.046	0.072
	Total	0.160	0.077	0.038	0.060
RMR	0	0.085	0.036	0.015	0.016
	1	0.092	0.047	0.022	0.027
	2	1.101	0.061	0.026	0.032
	Total	0.093	0.048	0.023	0.028
GFI	0	0.956	0.992	0.019	0.010
	1	0.949	0.984	0.025	0.021
	2	0.939	0.975	0.032	0.026
	Total	0.948	0.984	0.027	0.021
AGFI	0	0.932	0.985	0.025	0.014
	1	0.920	0.970	0.041	0.047
	2	0.905	0.956	0.049	0.052
	Total	0.919	0.971	0.041	0.043

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

0= Distribución de respuestas simétrica; 1=Distribución de respuestas con asimetría moderada; 2=Distribución de respuestas con asimetría severa.

3.4.1.4. Efectos del tamaño muestral

El tamaño muestral, en modelos falsos, tiene un tamaño del efecto especialmente relevante para NNFI ($\eta^2=.869$) y RMR ($\eta^2=.498$), además de para GFI ($\eta^2=.418$), AGFI ($\eta^2=.387$) y RMSEA ($\eta^2=.245$). Si se consulta la Tabla 3.16, se observa una paulatina disminución del índice NNFI a medida que los modelos falsos tienen un mayor número de sujetos, si bien tales modelos son aceptados sea cual sea su tamaño muestral. El índice RMR también decrece conforme aumenta el tamaño de la muestra, si bien en este caso los modelos de cualquier tamaño muestral son rechazados.

Cuando se trabaja con modelos bien especificados, el tamaño muestral tiene un tamaño del efecto relevante para RMR ($\eta^2=.834$), NNFI ($\eta^2=.783$), GFI ($\eta^2=.682$), AGFI ($\eta^2=.614$) y RMSEA ($\eta^2=.536$). Los principales efectos se encuentran para RMR y NNFI. De acuerdo con la Tabla 3.16, los valores de RMR tienden a disminuir a medida que aumenta el tamaño de la muestra y se aceptan los modelos a partir de 450 sujetos. NNFI también disminuye cuanto mayor es el número de sujetos y, en este caso, todos los modelos se aceptan con independencia del tamaño muestral.

Tabla 3.16

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Tamaño Muestral al aplicar ULS

Índice	Tamaño muestral	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
RMSEA	100	0.187	0.133	0.058	0.087
	150	0.171	0.106	0.040	0.058
	250	0.158	0.079	0.030	0.042
	450	0.151	0.059	0.025	0.035
	650	0.147	0.046	0.022	0.023
	850	0.145	0.043	0.021	0.029
	Total	0.160	0.077	0.038	0.060
NNFI	100	1.091	1.091	0.026	0.026
	150	1.061	1.061	0.015	0.015
	250	1.037	1.037	0.008	0.008
	450	1.020	1.020	0.005	0.005
	650	1.014	1.014	0.005	0.005
	850	1.011	1.010	0.008	0.027
	Total	1.039	1.038	0.032	0.034

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

Tabla 3.16 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Tamaño Muestral al aplicar ULS

Índice	Tamaño muestral	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
RMR	100	0.112	0.075	0.025	0.022
	150	0.104	0.065	0.024	0.026
	250	0.094	0.051	0.021	0.025
	450	0.087	0.039	0.020	0.025
	650	0.082	0.029	0.012	0.008
	850	0.080	0.029	0.012	0.019
	Total	0.093	0.048	0.023	0.028
GFI	100	0.927	0.965	0.036	0.023
	150	0.937	0.973	0.030	0.023
	250	0.947	0.982	0.023	0.020
	450	0.954	0.989	0.020	0.019
	650	0.960	0.995	0.014	0.005
	850	0.961	0.995	0.014	0.011
	Total	0.948	0.984	0.027	0.021
AGFI	100	0.888	0.942	0.048	0.034
	150	0.901	0.952	0.048	0.053
	250	0.917	0.968	0.040	0.050
	450	0.928	0.978	0.037	0.048
	650	0.938	0.991	0.017	0.006
	850	0.940	0.991	0.016	0.014
	Total	0.919	0.971	0.041	0.043

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

Tras abordar los efectos principales, seguidamente se tratarán los efectos de interacción. Se recurrirá a gráficas para una mejor interpretación de los resultados.

3.4.2. Efectos de interacción

3.4.2.1. En modelos mal especificados

En modelos mal especificados, hay un efecto de interacción relevante en **factores* Categorías** para RMR ($\eta^2=.204$) y AGFI ($\eta^2=.190$) (Figuras 3.67 y 3.68, respectivamente) y en **simetría*tamaño muestral** para RMSEA ($\eta^2=.155$) (Figura 3.69). Respecto a interacciones de segundo orden, hay efectos relevantes en **factores*categorías*tamaño muestral** para RMR ($\eta^2=.207$) y AGFI ($\eta^2=.193$) (Figuras 3.70 y 3.71, respectivamente).

a) factores*categorías

En la interacción factores*categorías, con respecto al índice RMR (Figura 3.67) se observa que hay un incremento muy acentuado en sus valores al pasar de 2 a 3 factores. Al pasar de 3 a 4 factores este índice es menor, aunque vuelve a aumentar levemente al pasar de 4 a 5 factores. Finalmente, el índice RMR disminuye de nuevo al pasar de 5 a 6 factores.

Cuanto menor es el número de categorías, más alto es el valor de RMR. Sin embargo, los modelos con 2 factores y 4 categorías presentan un valor más alto que el correspondiente para 3 categorías y que, además, se encuentra bastante alejado de los valores que muestran los modelos del resto de categorías.

De acuerdo con los resultados obtenidos, todos los modelos se rechazan, pues presentan valores de RMR superiores al punto de corte de 0.05.

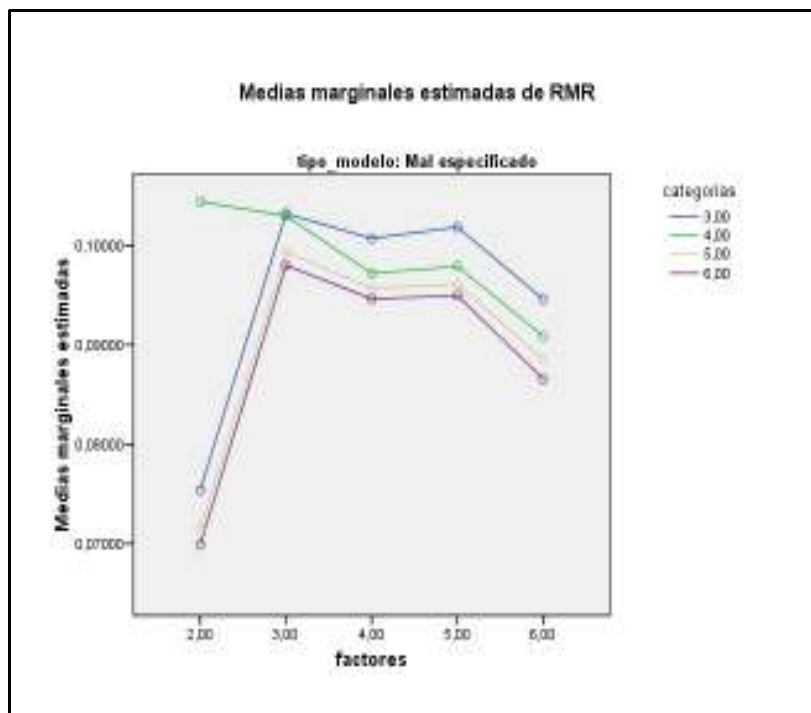


Figura 3.67. Número de factores por número de categorías para RMR

La interacción factores*categorías también tiene un efecto de interacción relevante en AGFI (Figura 3.68). En líneas generales, los valores de este índice disminuyen de manera acentuada al pasar de 2 a 3 factores mientras que, cuando los modelos pasan de 3 a 5 factores, sus valores en AGFI descienden muy levemente. Posteriormente, los valores de AGFI aumentan al pasar de 5 a 6 factores.

Frente a este comportamiento general del índice AGFI, cabe señalar que los modelos con 4 categorías muestran un incremento en AGFI al pasar de 2 a 4 factores. Además, si bien los valores de este índice de bondad de ajuste son más altos cuanto mayor sea el número de categorías de respuesta de los modelos, los modelos con 2 factores y 4 categorías muestran un valor marcadamente inferior al que corresponde a los modelos del resto de categorías.

De acuerdo con los resultados obtenidos, solamente se rechazan los modelos mal especificados que presentan 2 factores y 4 categorías al tener un valor en AGFI inferior al punto de corte de 0.90.

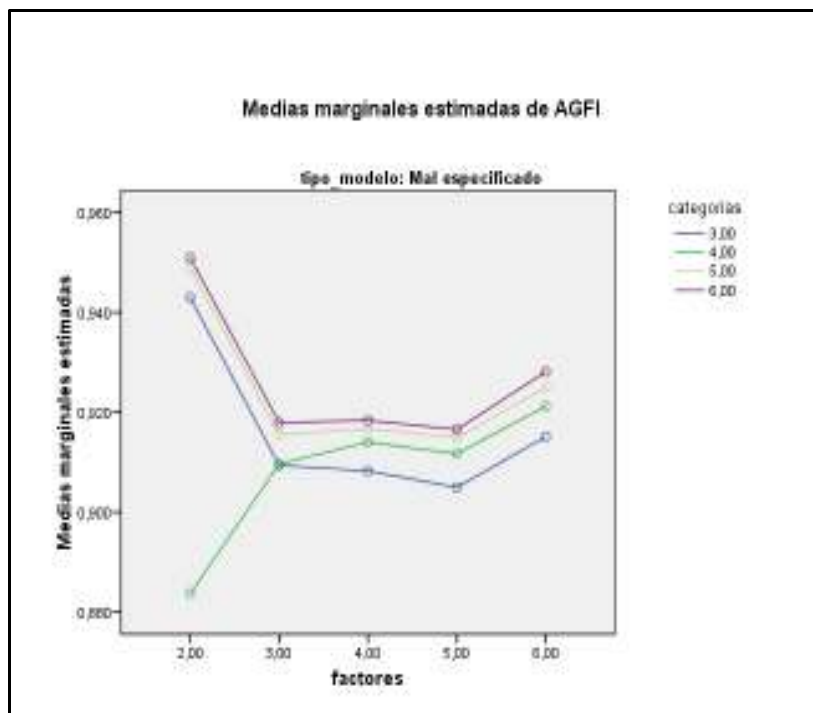


Figura 3.68. Número de factores por número de categorías para AGFI

b) simetría*tamaño muestral

En la interacción simetría*tamaño muestral para RMSEA (Figura 3.69), se observa que se trata de un índice con valores más altos cuanto menor es el número de sujetos. A su vez, a medida que aumenta el grado de asimetría, el índice RMSEA es mayor. Además, este incremento de RMSEA en relación con el grado de asimetría es más acentuado cuanto menor es el tamaño muestral. No obstante, para modelos que tienen un tamaño muestral entre 450 y 850 sujetos el incremento del índice RMSEA conforme aumenta el grado de asimetría es menos acentuado y sus valores son más cercanos entre sí, especialmente al comparar los obtenidos para modelos con 650 y 850 sujetos.

Según los resultados disponibles, se rechazan todos los modelos mal especificados, pues todos los valores de RMSEA son siempre superiores al punto de corte de 0.08.

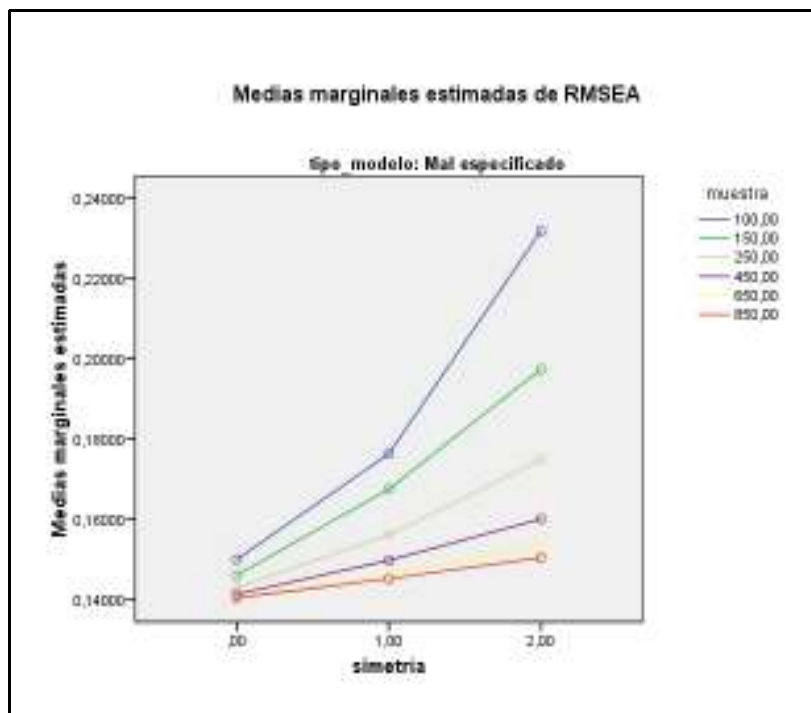


Figura 3.69. Grado de asimetría por tamaño muestral para RMSEA

c) factores*categorías*tamaño muestral

Por lo que respecta a la interacción factores*categorías*tamaño muestral para RMR (Figura 3.70), se observa que para modelos con 100 sujetos el valor de este índice generalmente es mayor cuanto menor es el número de categorías. Sin embargo, para los modelos con 3 factores y 3 categorías el valor de RMR obtenido es casi idéntico al correspondiente para los modelos con 3 factores y 4 categorías.

Además, para modelos con 100 sujetos cabe señalar que, tras un marcado ascenso de RMR al pasar de 2 a 3 factores, los valores de este índice presentan altibajos conforme aumenta el número de factores. Así, los valores de RMR para modelos con 3 factores son similares que los obtenidos para 6 factores.

En modelos con tamaños muestrales entre 150 y 450 sujetos, el aumento en los valores de RMR al pasar de 2 a 3 factores no es tan acentuado como el observado para modelos con 100 sujetos. Conforme el tamaño muestral se acerca a 450 sujetos, las diferencias entre los valores de las distintas categorías en RMR tienden a ser levemente menores, con independencia del número de factores. Sin embargo, cabe tener en cuenta que los modelos con 2 factores y 4 categorías muestran valores de RMR muy superiores a los correspondientes a los modelos del resto de categorías.

Por su parte, los modelos con 650 u 850 sujetos muestran un importante ascenso en el valor de RMR al pasar de 2 a 3 factores, parecido al observado para 100 sujetos. Cuando hay un aumento de 3 a 6 factores, los valores de este índice van disminuyendo levemente, si bien de una manera algo más marcada al pasar de 5 a 6 factores. A su vez, los valores de RMR entre las categorías según el número de factores son similares entre sí, especialmente para modelos con 2 y 3 factores.

De acuerdo con los resultados obtenidos, cabe destacar que todos los modelos se rechazan al presentar valores en RMR superiores a 0.05.

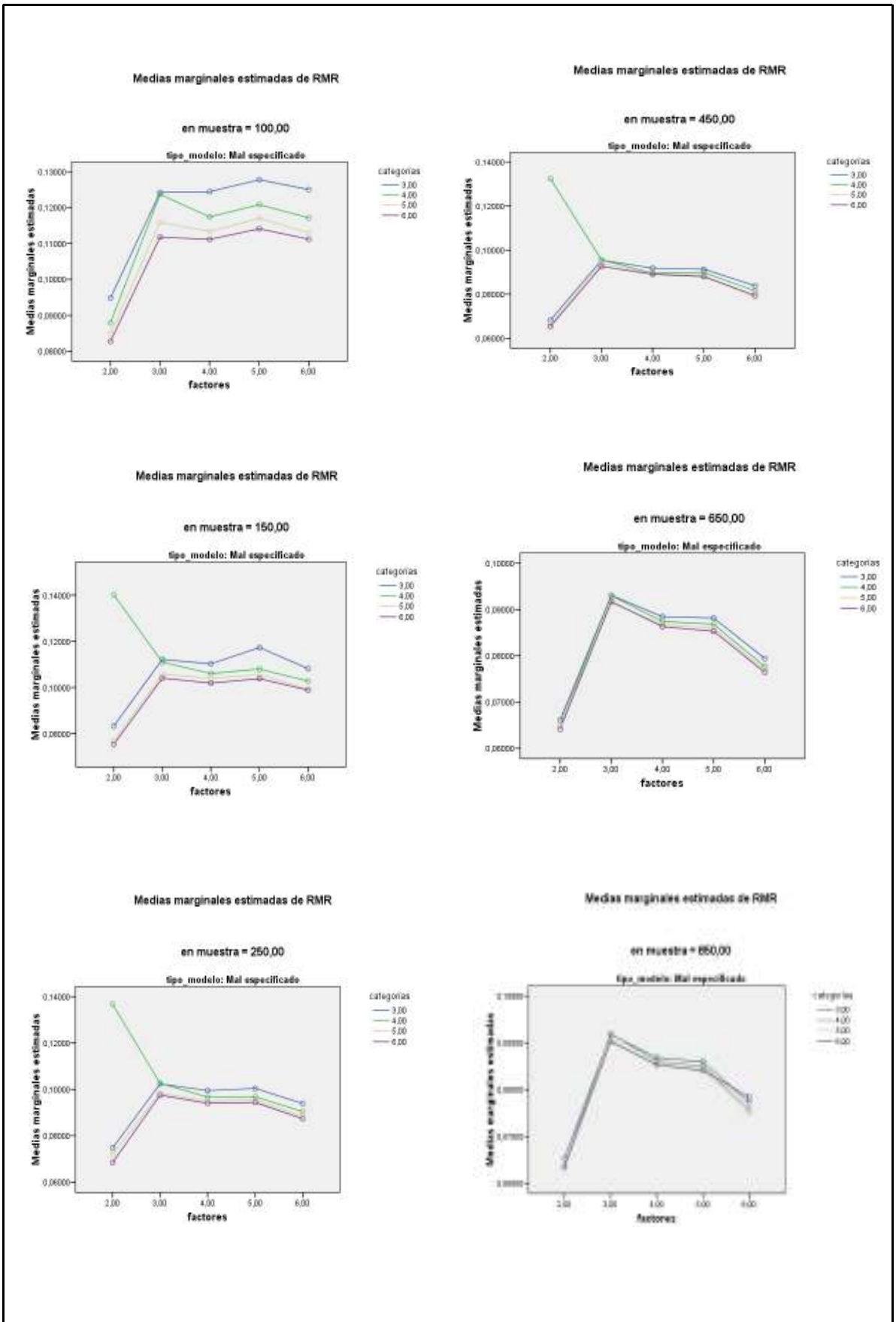


Figura 3.70. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para RMR

En cuanto a AGFI (Figura 3.71), en relación con la interacción factores*categorías*tamaño muestral cabe señalar que, cuando los modelos tienen 100 sujetos, el valor de AGFI es más bajo cuanto menor es el número de categorías. Sin embargo, cuando los modelos tienen 3 factores, los valores de este índice para modelos con 3 categorías de respuesta son similares a los correspondientes para modelos con 4 categorías. Por otra parte, se observa que disminuyen los valores de AGFI conforme aumenta el número de factores, si bien esta tendencia se invierte en cierto grado al pasar de 5 a 6 factores. A su vez, el descenso de los valores de este índice es mucho más acentuada al pasar de 2 a 3 factores. Por otra parte, cabe destacar que los valores de AGFI correspondientes a los modelos que tienen 3 y 6 categorías de respuesta muestran, al igual que los modelos que tienen 4 y 5 categorías de respuesta, un comportamiento similar a medida que se incrementa el número de factores.

En muestras de 150 a 450 sujetos, el comportamiento del índice AGFI conforme aumenta el número de factores es muy similar, en términos generales. De hecho, hay un descenso en los valores de este índice al pasar de 2 a 3 factores, los cuales se estabilizan en mayor o menor grado al pasar de 3 a 5 factores para, posteriormente, aumentar levemente al pasar de 5 a 6 factores. Cabe destacar que, conforme el tamaño muestral es más próximo a 450 sujetos, mayor es la similitud entre los valores mostrados por las distintas categorías de respuesta, con independencia del número de factores. Dichos valores son, a su vez, más bajos cuanto menor sea el número de categorías de respuesta de los modelos. Por otra parte, los modelos con 2 factores y 4 categorías presentan unos valores muy inferiores a los correspondientes a los modelos del resto de categorías.

Por último, los modelos cuyos tamaños muestrales son de 650 u 850 sujetos muestran un patrón parecido entre sí. Así, al pasar de 2 a 3 factores hay un descenso acentuado en los valores de AGFI mientras que, a partir de 3 factores, los valores de este índice aumentan progresivamente, si bien se muestran relativamente estables al pasar de 4 a 5 factores. Por otra parte, cuanto menor es el número de categorías, los valores del índice de bondad de ajuste de AGFI son más bajos. Sin embargo, al observar los modelos con 2 y 3 factores estos valores son casi idénticos entre sí. Además, respecto a los modelos con 850 sujetos que tienen 6 factores, aquellos que cuentan con 6 categorías de respuesta presentan un valor de AGFI menor que los modelos con 3 categorías.

Según los resultados obtenidos, solamente se aceptan los modelos con 100 sujetos que tengan 2 factores con independencia del número de categorías. Respecto a los modelos con 150 sujetos, se rechazan aquellos con 2 factores y 4 categorías, así como también los que tienen 3 o más factores con 3 categorías de respuesta. Se aceptan todos los modelos con 250 y 450 sujetos, a excepción de los que presentan 2 factores y 4 categorías. Además, se aceptan todos los modelos de 650 y 850 sujetos. Cabe tener en cuenta que los modelos con 150 sujetos que presentan 4 factores con 4

categorías de respuesta y los que tienen 5 factores con 5 categorías son susceptibles de ser rechazados, pues sus valores de AGFI son muy próximos a 0.90.

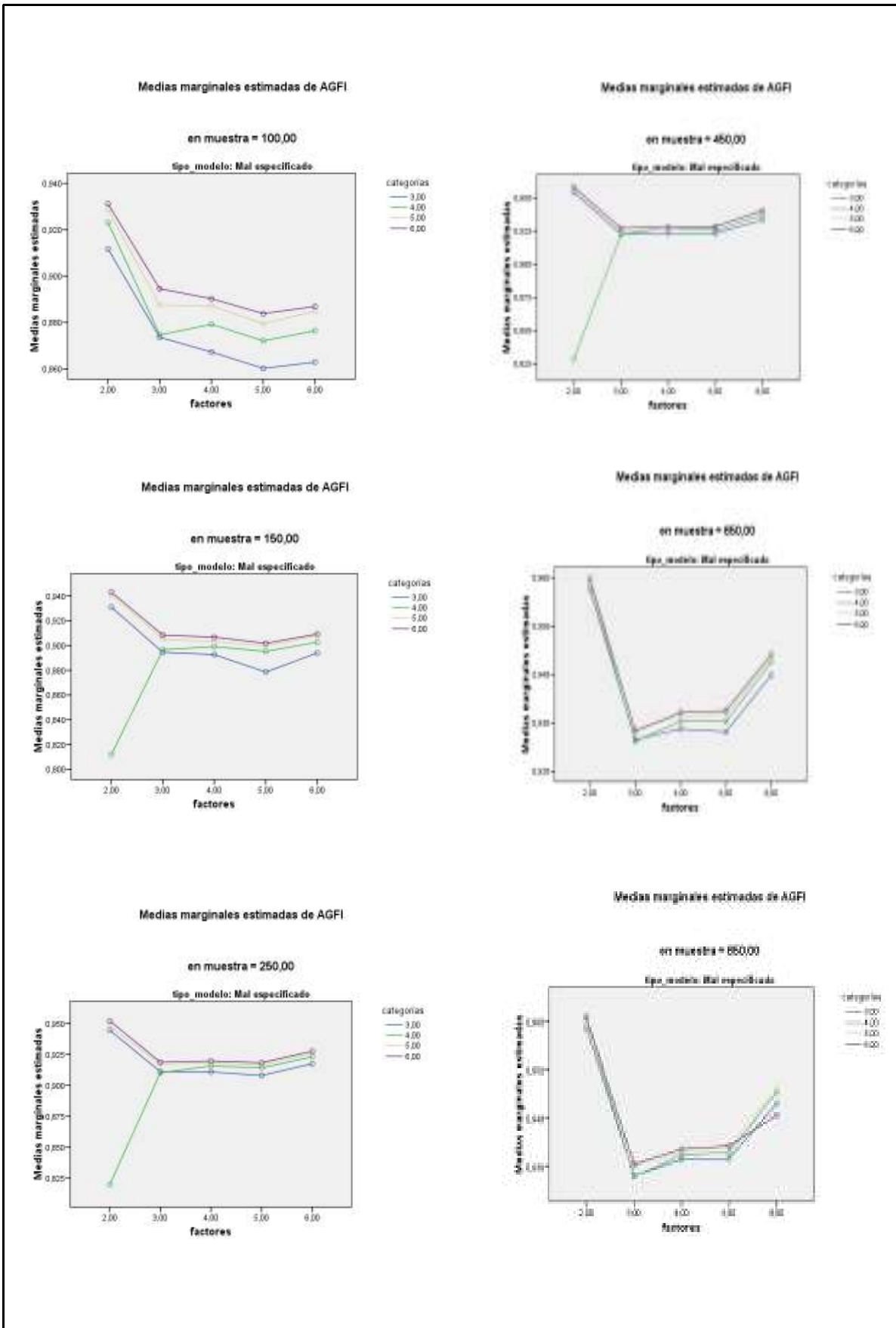


Figura 3.71. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para AGFI

3.4.2.2. En modelos correctamente especificados

En modelos bien identificados hay un efecto de interacción relevante para **factores*categorías** en AGFI ($\eta^2=.513$), RMR ($\eta^2=.441$) y GFI ($\eta^2=.364$) (Figuras 3.72, 3.73 y 3.74, respectivamente), para **factores*tamaño muestral** en AGFI ($\eta^2=.291$), GFI ($\eta^2=.286$) y RMR ($\eta^2=.258$) (Figuras 3.75, 3.76 y 3.77, respectivamente), para **categorías*tamaño muestral** en AGFI ($\eta^2=.234$), RMR ($\eta^2=.212$) y GFI ($\eta^2=.163$) (Figuras 3.78, 3.79 y 3.80, respectivamente), así como para **simetría*tamaño muestral** en RMSEA ($\eta^2=.197$), GFI ($\eta^2=.195$), AGFI ($\eta^2=.191$) y RMR ($\eta^2=.188$) (Figuras 3.81, 3.82, 3.83 y 3.84, respectivamente).

En cuanto a interacciones de segundo orden, también hay efectos de interacción para **factores*categorías*simetría** en AGFI ($\eta^2=.348$), RMR ($\eta^2=.299$) y GFI ($\eta^2=.225$) (Figuras 3.85, 3.86 y 3.87, respectivamente), para **factores*categorías*tamaño muestral** en AGFI ($\eta^2=.512$), RMR ($\eta^2=.447$) y GFI ($\eta^2=.364$) (Figuras 3.88, 3.89 y 3.90, respectivamente), así como para **factores*simetría*tamaño muestral** en AGFI ($\eta^2=.157$) y RMR ($\eta^2=.144$) (Figuras 3.91 y 3.92, respectivamente).

Finalmente, se encuentran también efectos de interacción para **factores*categoría*simetría*tamaño muestral** en AGFI ($\eta^2=.351$), RMR ($\eta^2=.338$), GFI ($\eta^2=.244$) y CFI ($\eta^2=.157$).

a) factores*categorías

En la interacción factores*categorías se observa que el valor de AGFI (Figura 3.72) es más alto cuantas más categorías de respuesta tienen los modelos. Al mismo tiempo, a medida que se incrementa el número de factores, este índice AGFI va disminuyendo suavemente.

A la vista de los valores obtenidos en AGFI, se aceptan todos los modelos, a excepción de aquellos con 2 factores y 4 categorías, ya que muestran un valor de AGFI menor que 0.90.

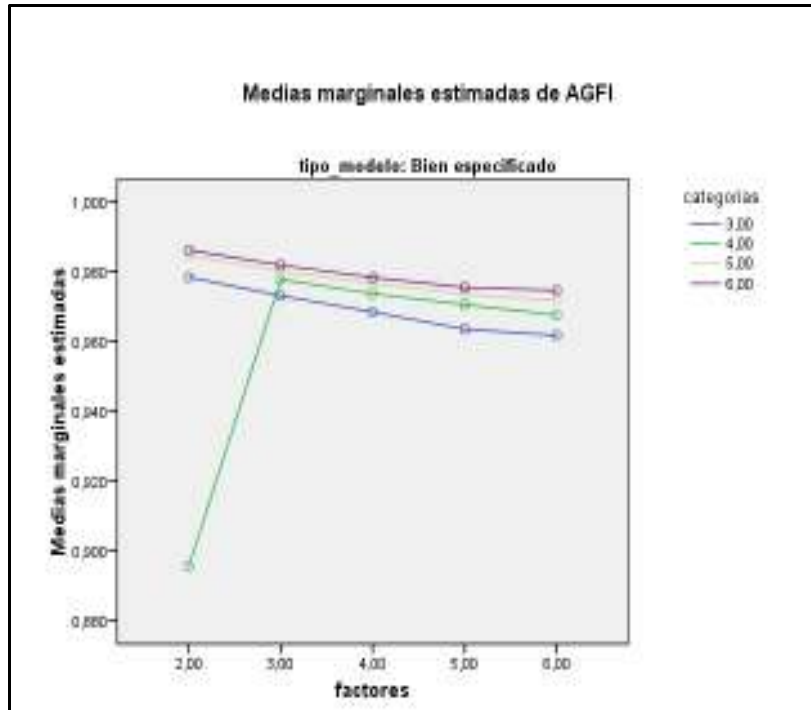


Figura 3.72. Número de factores por número de categorías para AGFI

Por su parte, el índice RMR en la interacción factores*categorías (Figura 3.73) tiene un valor más bajo cuanto mayor sea el número de categorías de respuesta de los modelos. Además, este índice va incrementándose conforme aumenta el número de factores de los modelos. Frente a esta tendencia general, los modelos con 2 factores y 4 categorías presentan valores notablemente superiores a los correspondientes a los modelos del resto de categorías.

De acuerdo con los resultados obtenidos, con RMR se rechazan los modelos que tienen 2 factores y 4 categorías, los modelos que tienen 4 o más factores y 3 categorías, así como también los modelos que tienen 6 factores y 4 categorías. Por su parte, los modelos que tienen 5 factores y 4 categorías, así como también los que tienen 6 factores y 5 categorías son susceptibles de ser rechazados, pues sus valores en RMR son próximos al punto de corte de 0.05.

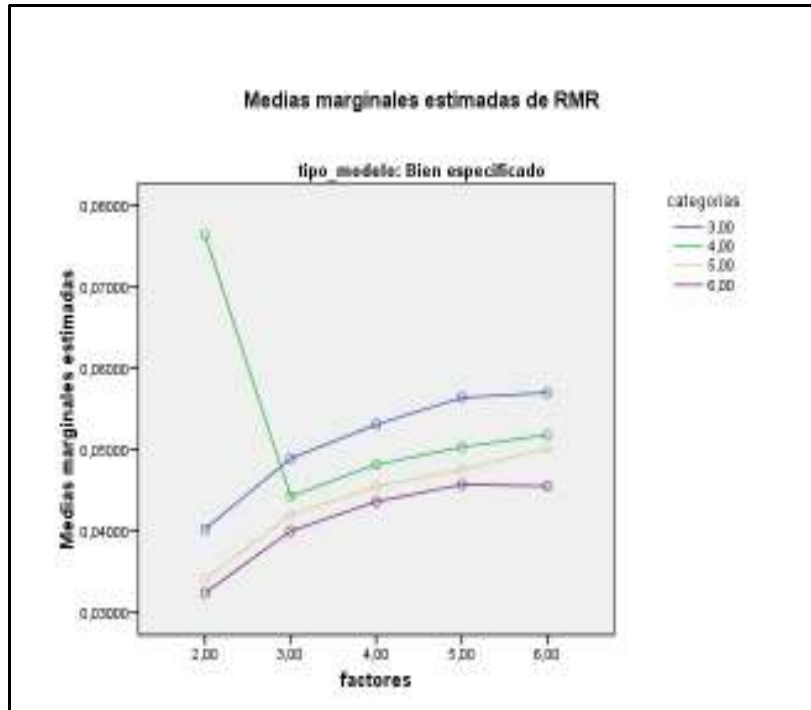


Figura 3.73. Número de factores por número de categorías para RMR

En relación con GFI (Figura 3.74), se observa una tendencia decreciente en sus valores a medida que aumenta el número de factores. Además, GFI es mayor cuanto mayor sea el número de categorías.

Excepcionalmente, los modelos con 2 factores y 4 categorías tienen un valor de GFI algo inferior y alejado respecto a los valores obtenidos para el resto de categorías. Sin embargo, todos los modelos se aceptan al superarse en todos los casos el punto de corte de 0.90.

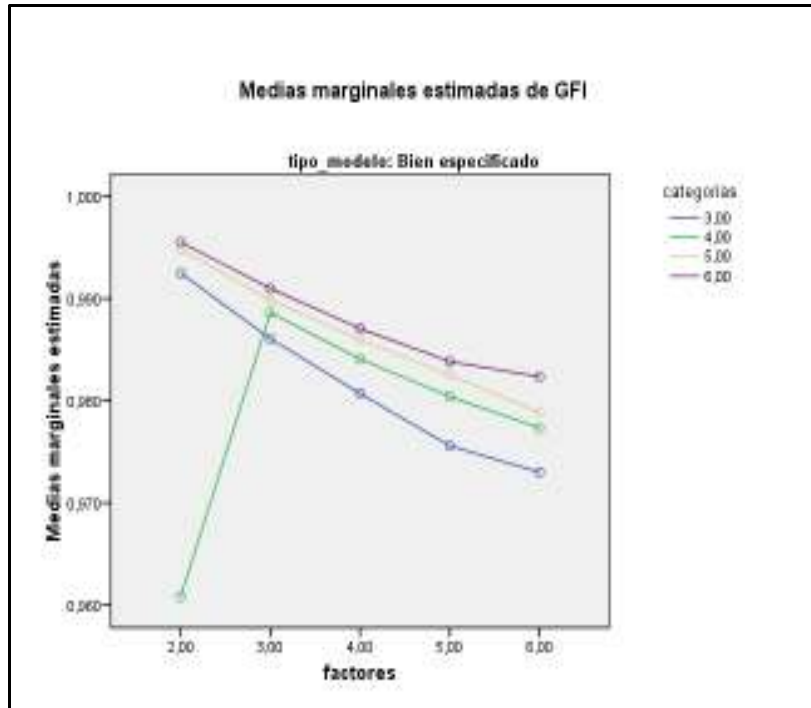


Figura 3.74. Número de factores por número de categorías para GFI

b) factores*tamaño muestral

Respecto al efecto de interacción factores*tamaño muestral en relación con el índice AGFI (Figura 3.75), se observa un descenso en los valores del índice a medida que aumenta el número de factores para modelos con 100, 650 u 850 sujetos. En el caso de los modelos del resto de tamaños muestrales se observa un marcado ascenso del índice AGFI al pasar de 2 a 3 factores. Cabe resaltar que los modelos con 6 factores que tienen 650 sujetos tienen un valor de AGFI algo superior a los modelos que tienen 850 sujetos.

De acuerdo con los resultados obtenidos, se aceptan todos los modelos, pues los valores de GFI siempre superan el valor 0.90.

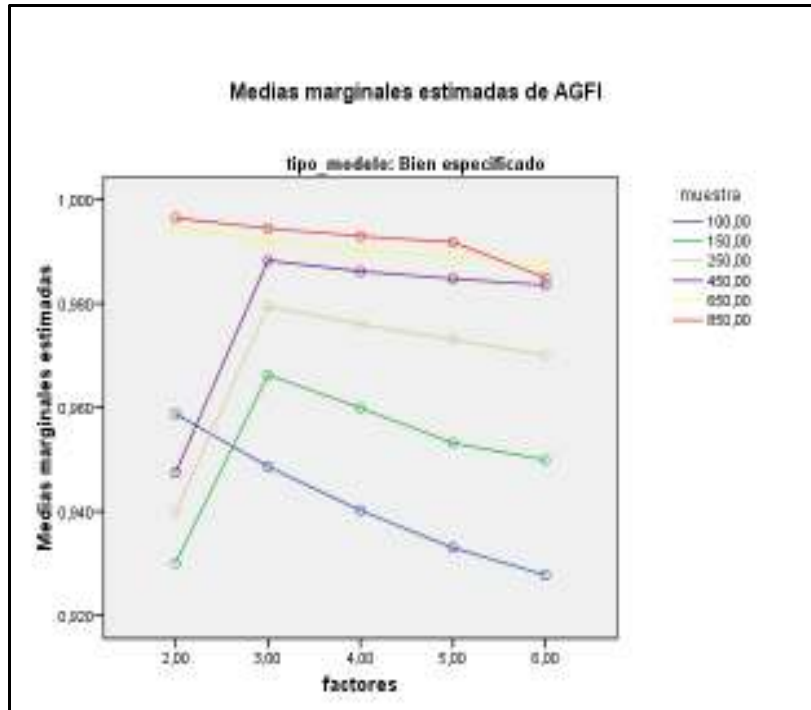


Figura 3.75. Número de factores por tamaño muestral para AGFI

En relación con el índice GFI (Figura 3.76), se observa que su valor va disminuyendo en términos generales conforme aumenta el número de factores. El valor de este índice es más alto cuanto mayor es el tamaño muestral de los modelos. No obstante, los modelos que presentan 2 factores y 100 sujetos presentan un valor superior a los modelos que tienen de 150 a 450 sujetos. Además, los modelos de 450 a 850 sujetos, con independencia del número de factores, muestran predominantemente valores de GFI cercanos entre sí en comparación con los valores correspondientes al resto de tamaños muestrales. Cabe resaltar en este punto que los modelos que tienen 6 factores y 650 sujetos muestran un valor de GFI algo más alto que los modelos que tienen 850 sujetos.

A partir de los valores de GFI obtenidos, siempre superiores a 0.90, se aceptan todos los modelos.

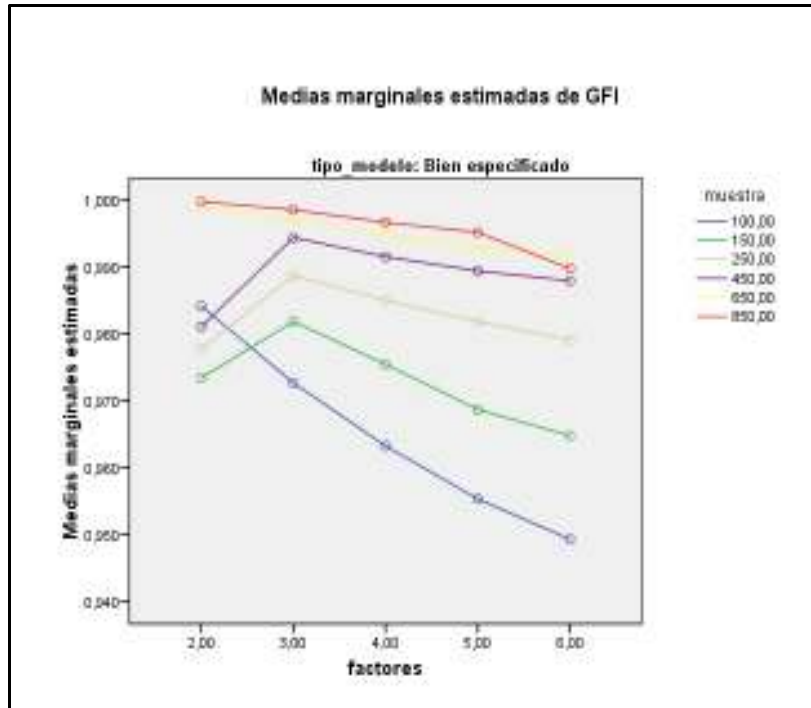


Figura 3.76. Número de factores por tamaño muestral para GFI

En cuanto al índice RMR (Figura 3.77), se observa, en líneas generales, un aumento progresivo de su valor a medida que se incrementa el número de factores de los modelos. Además, cuanto menor es el tamaño muestral, mayor es el valor de RMR. Sin embargo, para modelos de 2 factores con 150 sujetos el índice RMR es más alto que el correspondiente a los modelos con 100 sujetos. También es superior el valor de RMR para modelos que tienen 6 factores con 650 sujetos frente a los modelos con 850 sujetos.

A partir de los resultados obtenidos, se aceptan modelos bien especificados con 3 factores y 250 sujetos. También se aceptan modelos cuyo tamaño muestral sea igual o superior a 450 sujetos, si bien los modelos con 2 factores y 450 sujetos son susceptibles de ser rechazados. También los que tienen 4 factores y 250 sujetos son susceptibles de ser rechazados, ya que se encuentran próximos al punto de corte de 0.05.

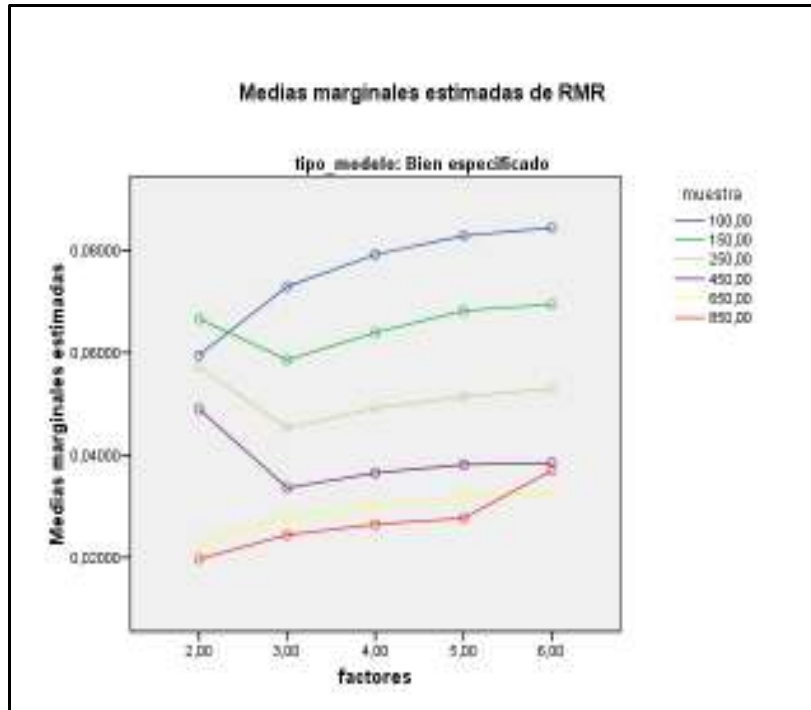


Figura 3.77. Número de factores por tamaño muestral para RMR

c) categorías*tamaño muestral

Por lo que respecta a la interacción categorías*tamaño muestral en relación con el índice AGFI (Figura 3.78), este índice presenta, en líneas generales, valores más altos cuanto mayor es el tamaño muestral, con independencia del número de categorías. No obstante, los valores de AGFI correspondientes a modelos con 650 y 850 sujetos son muy cercanos entre sí para cualquier número de categorías.

Conforme aumenta el número de categorías, va incrementándose progresivamente el valor de AGFI para modelos con muestras de 100 sujetos, si bien este índice se mantiene relativamente estable para modelos con 650 y 850 sujetos. Por su parte, los modelos que tienen entre 150 y 450 sujetos muestran también un incremento de AGFI si se comparan los valores de este índice para modelos con 3 categorías respecto a los modelos con 5 ó 6 categorías. A este respecto, cabe tener presente que al pasar de 3 a 5 categorías los valores de AGFI para estos modelos muestran un descenso y un ascenso seguidos.

De acuerdo con los valores AGFI obtenidos, se aceptan todos los modelos se aceptan, pues los valores de AGFI son siempre superiores a 0.90.

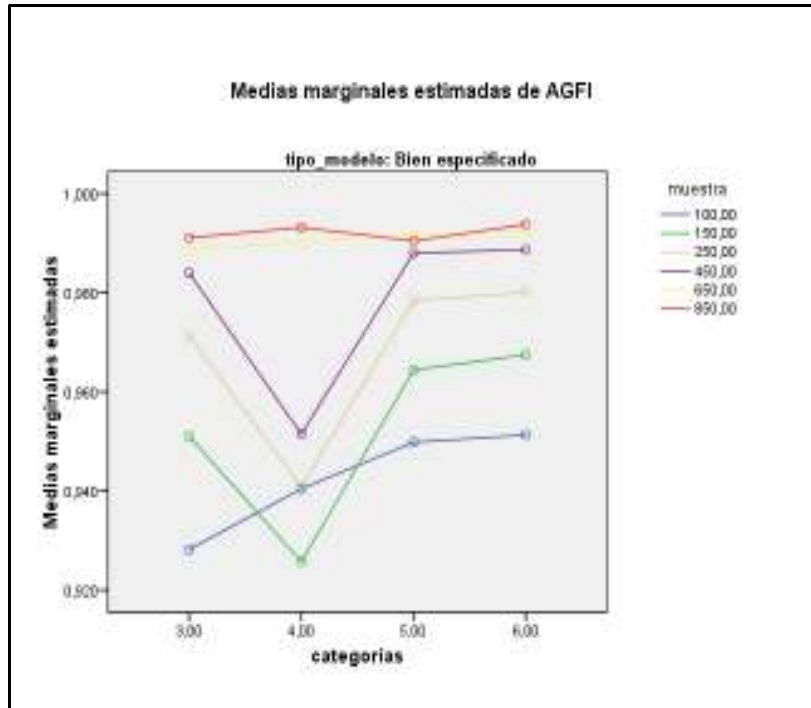


Figura 3.78. Número de categorías por tamaño muestral para AGFI

Por lo que concierne a RMR (Figura 3.79), en líneas generales puede observarse que, con independencia del número de categorías, cuanto menor es el tamaño muestral, más alto es el valor de dicho índice de bondad de ajuste. Sin embargo se observa mayor cercanía entre los valores correspondientes a modelos con 650 u 850 sujetos para cualquier número de categorías.

Se observa que en modelos con 100 ó 650 sujetos el valor de RMR va disminuyendo conforme aumenta el número de categorías. Por su parte, los modelos con tamaños muestrales entre 150 y 450 sujetos muestran un aumento de RMR al pasar de 3 a 4 categorías y una disminución al pasar de 4 a 5 categorías. Además, los modelos con muestras de 850 sujetos presentan altibajos, aunque se constata una tendencia decreciente al comparar los valores para 3 categorías y los correspondientes para 6 categorías. Cabe señalar que para modelos con 5 categorías el valor de RMR es superior para modelos con 850 sujetos que para los que tienen 650 sujetos.

Según los valores obtenidos en RMR, se aceptan los modelos bien especificados con 250 sujetos y 5 ó 6 categorías. También se aceptan los modelos cuyo tamaño muestral es igual o superior a 450 sujetos con independencia del número de categorías, si bien se rechazan los modelos con 450 sujetos y 4 categorías.

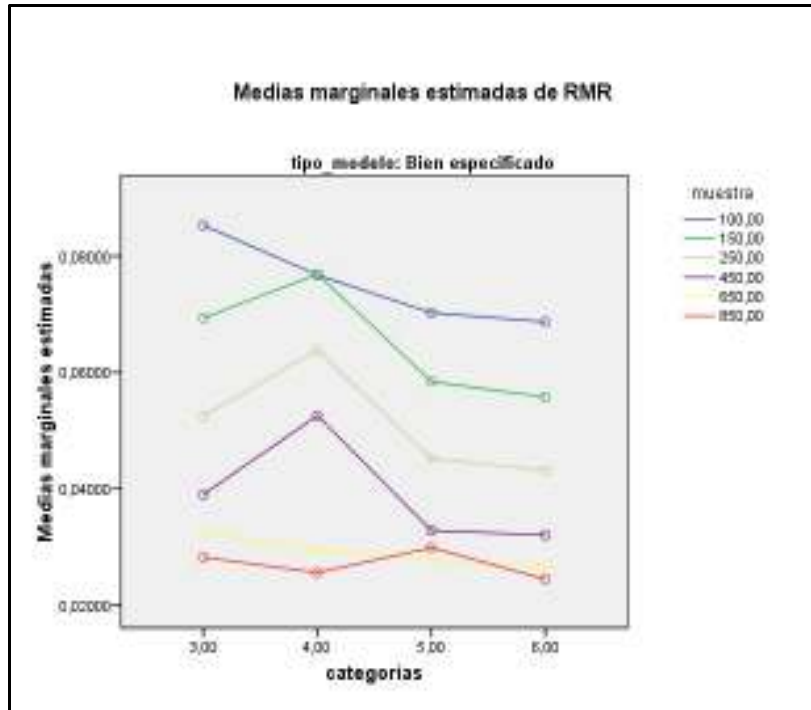


Figura 3.79. Número de categorías por tamaño muestral para RMR

En relación con el índice de bondad de ajuste GFI (Figura 3.80), se observa una tendencia progresivamente creciente conforme aumenta el número de categorías. Además, por lo general, para los diferentes números de categorías, el valor de GFI es más alto cuanto mayor es el tamaño muestral.

Frente a estas tendencias descritas, para modelos con 4 categorías cuyo tamaño muestral se encuentra entre 150 y 450 sujetos los valores de GFI muestran un descenso respecto a los modelos de 3 categorías, que conlleva que los valores de dicho índice para modelos con 100 sujetos sean algo superiores a los correspondientes para modelos con 150 sujetos. Por otra parte, los modelos con 5 categorías y 850 sujetos tienen valores de GFI inferiores a los correspondientes a modelos de 450 sujetos, mientras que, al pasar a 6 categorías, los modelos de dicho tamaño muestral muestran valores en dicho índice parecidos a los obtenidos para 650 sujetos.

Atendiendo al punto de corte para GFI de 0.90, se aceptan todos los modelos.

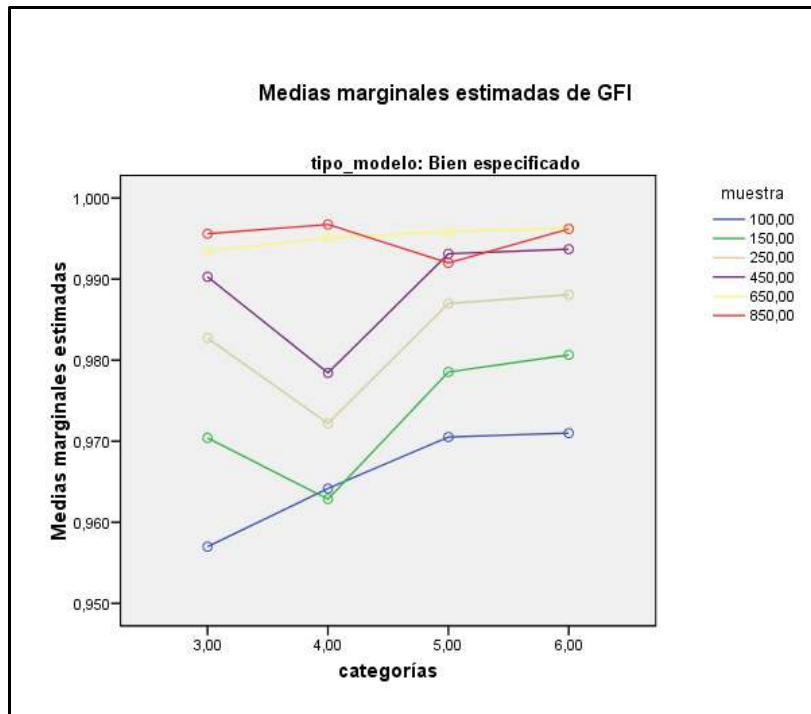


Figura 3.80. Número de categorías por tamaño muestral para GFI

d) simetría*tamaño muestral

En cuanto a la interacción simetría*tamaño muestral en relación con el índice RMSEA (Figura 3.81), cuanto menor es el tamaño muestral del modelo bien especificado, mayor es el valor de RMSEA. A su vez, el valor de dicho índice aumenta de manera progresiva conforme se incrementa el grado de asimetría, aunque cuando el modelo tiene 100 sujetos el aumento que se observa al pasar de una distribución con asimetría moderada a severa es algo más pronunciado que para el resto de tamaños muestrales.

De acuerdo con los resultados obtenidos, con RMSEA se aceptan todos los modelos con distribución simétrica, los modelos de 250 a 850 sujetos cuya distribución de respuestas tiene asimetría moderada y los modelos de 450 a 850 sujetos con asimetría severa en la distribución de respuestas.

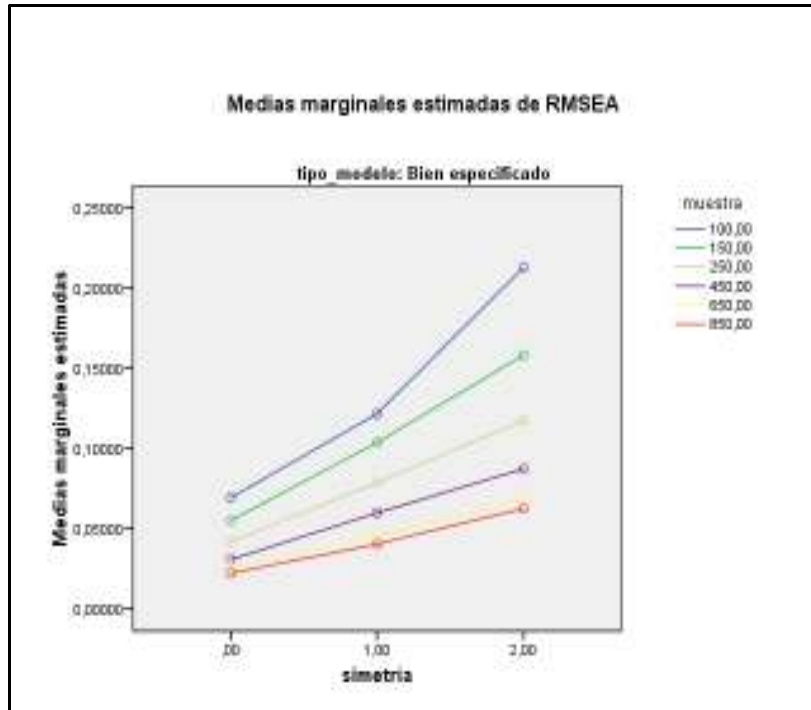


Figura 3.81. Grado de asimetría por tamaño muestral para RMSEA

En relación con el índice GFI (Figura 3.82), se puede observar que su valor es más alto cuanto mayor es el tamaño muestral de los modelos, si bien los valores de GFI son muy similares entre sí para modelos con 650 y 850 sujetos. Al mismo tiempo, a medida que la distribución de respuestas tiene mayor asimetría, el índice GFI tiende a disminuir progresivamente, No obstante, este descenso es algo más marcado para modelos con 100 sujetos en comparación con el resto de tamaños muestrales.

A partir de los resultados obtenidos, se aceptan todos los modelos, pues sus valores de GFI son siempre superiores al punto de corte de 0.90.

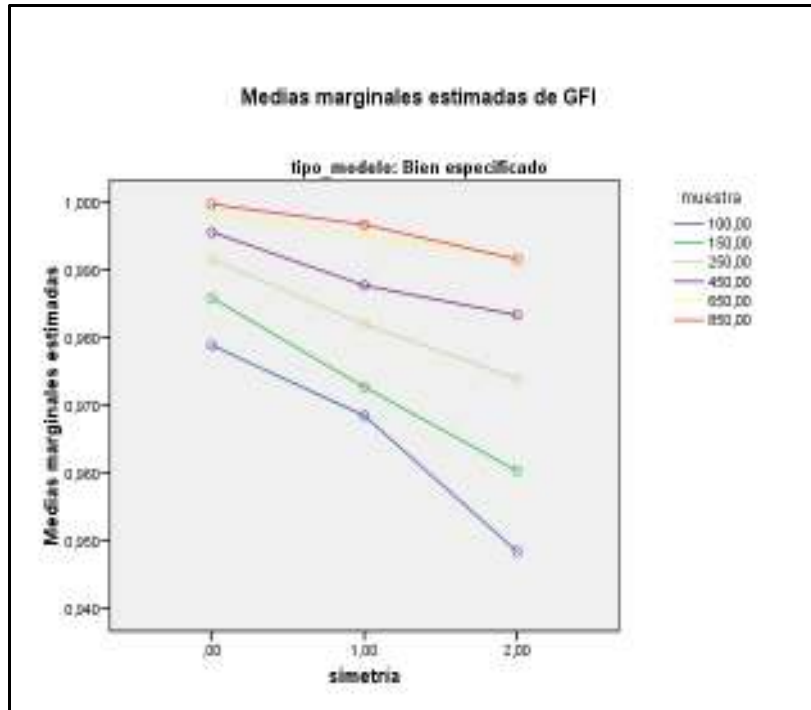


Figura 3.82. Grado de asimetría por tamaño muestral para GFI

Por su parte, el índice AGFI (Figura 3.83) presenta una situación parecida a la observada para GFI (Figura 3.82). Sin embargo, los valores del índice AGFI para modelos de 100 y 150 sujetos cuya distribución de respuestas tiene asimetría moderada son más próximos entre sí en comparación con el comportamiento observado en el índice GFI.

De acuerdo con los valores de AGFI obtenidos, se aceptan todos los modelos bien especificados.

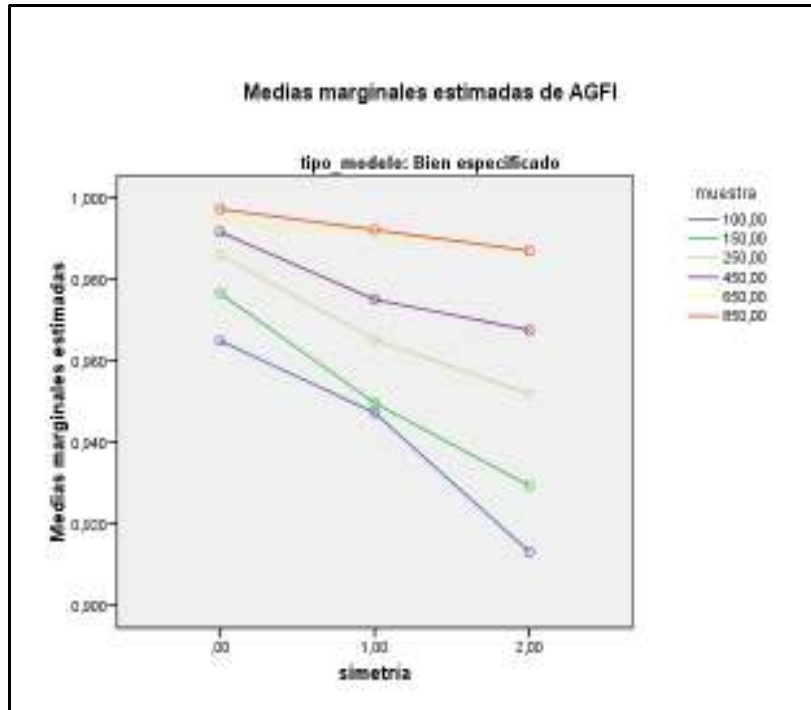


Figura 3.83. Grado de asimetría por tamaño muestral para AGFI

Por su parte, el índice RMR (Figura 3.84) en la interacción simetría*tamaño muestral, presenta una situación parecida a la descrita para RMSEA (figura 3.81). En este sentido, el valor de RMR, al igual que ocurre con RMSEA, va incrementándose de manera progresiva a medida que la distribución de respuestas tiene mayor asimetría. También con RMR los modelos con 100 sujetos muestran un aumento algo marcado cuando la distribución de respuestas pasar de tener asimetría moderada a tener asimetría severa en comparación con los restantes tamaños muestrales. Sin embargo, en el caso de RMR, sus diferentes valores para los modelos con distribución simétrica no se encuentran tan próximos entre sí como en el caso de RMSEA.

A partir de los resultados obtenidos, cabe señalar que con el índice RMR se aceptan los modelos con distribución simétrica cuyo tamaño muestral sea igual o superior a 250 sujetos, así como también los que tienen distribución asimétrica moderada o severa con un tamaño muestral igual o superior a 450 sujetos. Además, se rechazan los modelos bien especificados con distribución simétrica de 100 sujetos, los que presentan una distribución con asimetría moderada con 100 ó 150 sujetos y los que tienen asimetría severa de 100 a 250 sujetos.

Por otra parte, los modelos con distribución simétrica que tienen 150 sujetos y aquellos que tienen asimetría moderada con 250 sujetos son susceptibles de ser rechazados, pues muestran valores cercanos al punto de corte de 0.05.

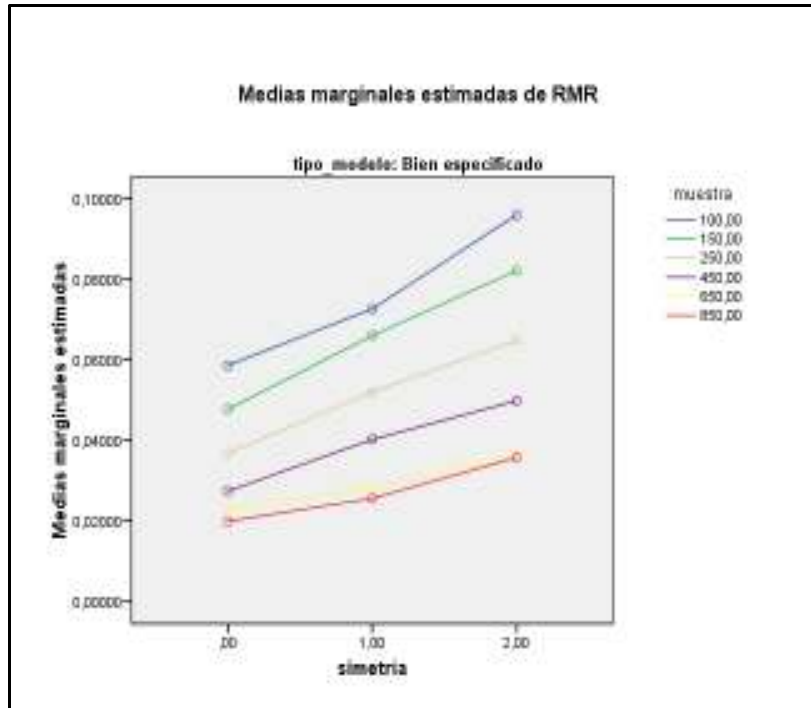


Figura 3.84. Grado de asimetría por tamaño muestral para RMR

e) factores*categoría*simetría

En cuanto a la interacción factores*categoría*simetría en relación con el índice AGFI (Figura 3.85), se observa que el valor de dicho índice de bondad de ajuste en modelos con distribución simétrica de respuestas disminuye progresivamente a medida que se incrementa el número de factores. Al mismo tiempo, este índice es más alto cuanto mayor es el número de categorías de respuesta que tienen los modelos. A este respecto cabe señalar que, al tener en cuenta las distancias entre los valores obtenidos en este índice en relación con el número de categorías de respuesta, se observa que, con independencia del número de factores, los valores de AGFI correspondientes a 4 o más categorías están más próximos entre sí que los obtenidos para modelos con 3 categorías.

Cuando la distribución tiene asimetría moderada o severa, conforme aumenta el número de factores los valores de AGFI disminuyen, al igual que ocurre cuando la distribución es simétrica. Además, cuanto mayor es el número de categorías del modelo, los valores de AGFI son más elevados, si bien entre estos valores suele haber predominantemente una distancia bastante parecida sea cual sea el número de factores.

Cabe destacar que con AGFI, en caso de distribución simétrica de las respuestas, se aceptan todos los modelos. Sin embargo, en caso de distribución asimétrica moderada o severa de las respuestas, se rechazan los modelos con 2 factores y 4 categorías.

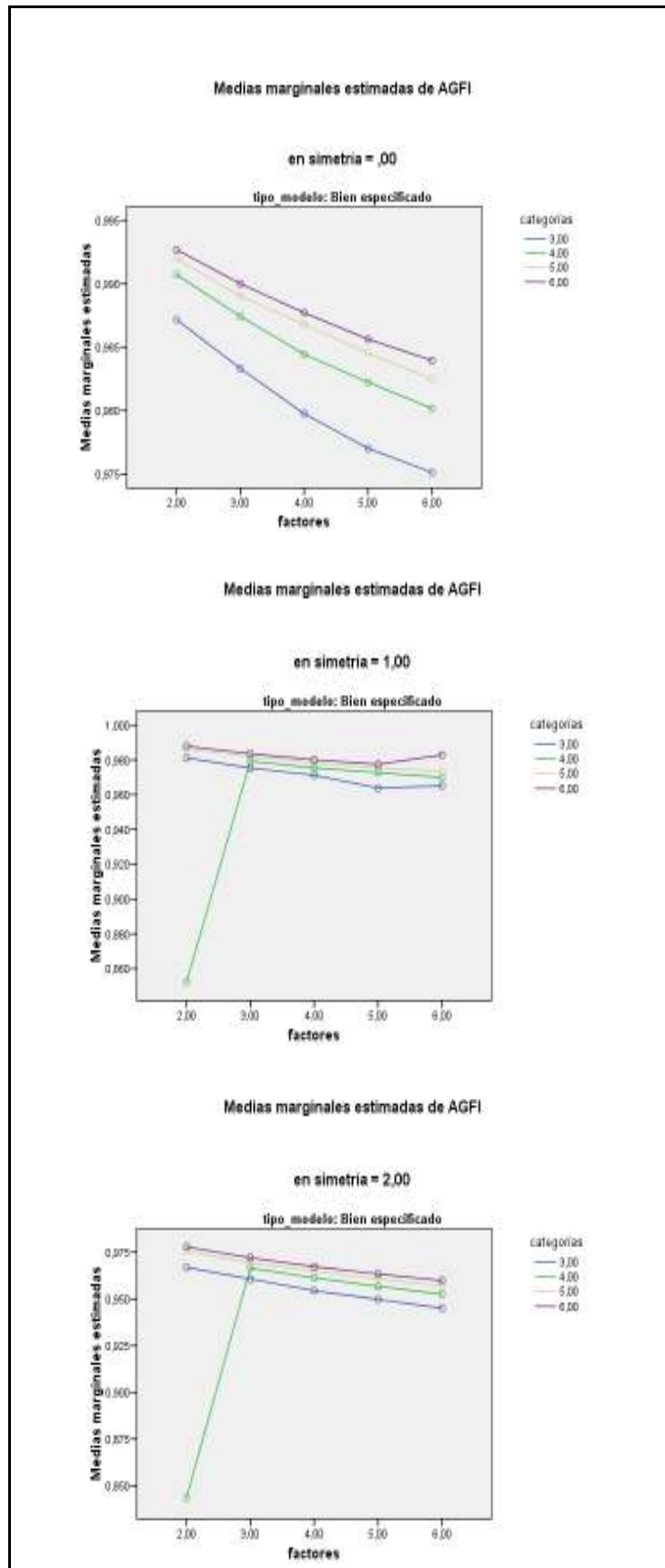


Figura 3.85. Número de factores por número de categorías por grado de asimetría para AGFI

Por lo que concierne al índice RMR (Figura 3.86), con independencia del grado de asimetría, los modelos con menor número de categorías presentan un mayor valor de dicho índice. Además, el índice RMR tiende a aumentar a medida que se incrementa el número de factores de los modelos.

De acuerdo con los valores de RMR obtenidos, se aceptan todos los modelos con distribución simétrica.

Cuando la distribución de respuestas tiene asimetría moderada, se aceptan los modelos con 2 factores (excepto los que tienen 4 categorías), todos los modelos con 3 factores y los modelos con 4 factores que tienen 4 o más categorías. Se aceptan también los modelos con 5 ó 6 factores que tienen 5 ó 6 categorías. Cabe indicar que los modelos con 5 factores que tienen 4 categorías son susceptibles de ser rechazados por mostrar un valor cercano al punto de corte de 0.05 de RMR.

En caso de que la distribución tenga asimetría severa, se aceptan los modelos con 2 factores y 5 ó 6 categorías. Por otra parte, se rechazan los modelos de 3 a 5 factores, aunque los modelos con 3 factores y 6 categorías son susceptibles de ser aceptados.

Cabe destacar que, en los modelos con 2 factores y 4 categorías que se rechazan cuando la distribución de respuestas tiene asimetría moderada o severa, el índice RMR presenta un valor muy elevado respecto a los valores que presentan los modelos del resto de categorías.

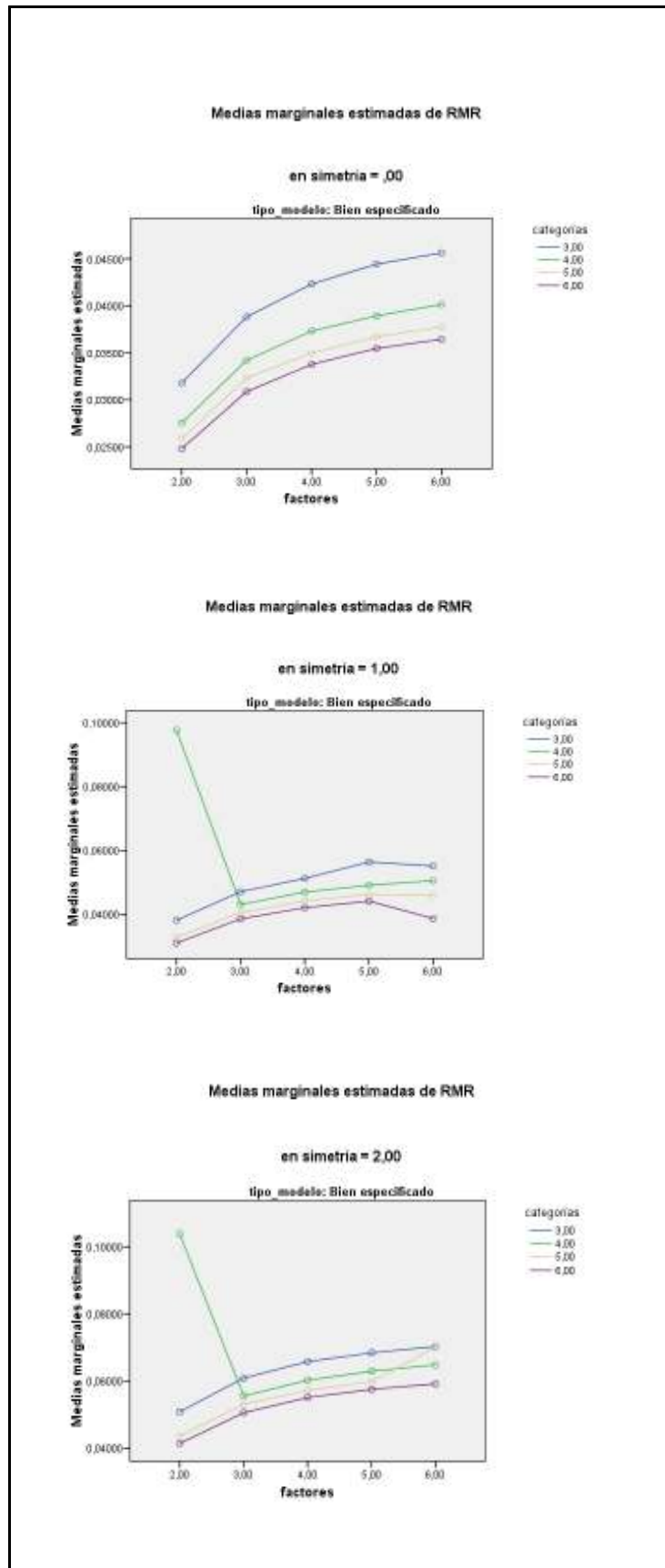


Figura 3.86. Número de factores por número de categorías por grado de asimetría para RMR

En relación con GFI (Figura 3.87), independientemente del grado de asimetría de la distribución de respuestas, se observa una tendencia decreciente del valor de este índice a medida que se incrementa el número de factores para cualquier tamaño muestral. Además, el valor de GFI es más alto cuanto mayor es el número de categorías con independencia del grado de asimetría, si bien esta tendencia no se da para modelos con 2 factores y 4 categorías cuya distribución de respuestas tenga asimetría moderada o severa. En tales casos, el valor de GFI es inferior al correspondiente a los modelos con otro número de categorías.

Al superarse en todos los casos el punto de corte de 0.90, se aceptan todos los modelos.

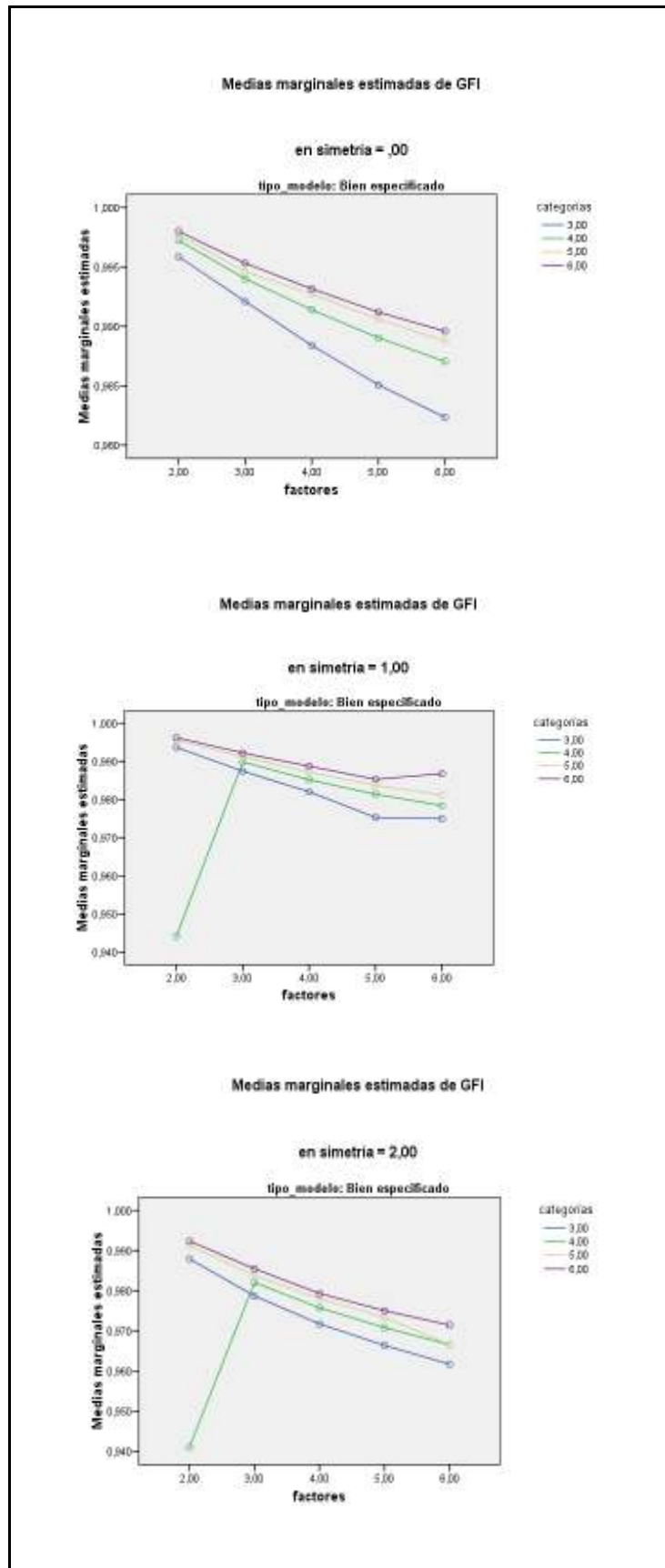


Figura 3.87. Número de factores por número de categorías por grado de asimetría para GFI

f) factores*categorías*tamaño muestral

Por lo que respecta al efecto de interacción para factores*categorías*tamaño muestral en índice AGFI (Figura 3.88), en términos generales se observa que, con independencia del número de sujetos, su valor tiende a disminuir en mayor o menor medida conforme aumenta el número de factores. Al mismo tiempo, los valores de AGFI tienden a ser más altos cuanto mayor sea el número de categorías de respuesta que tienen los modelos.

Los modelos cuyas muestras tienen 100 sujetos presentan una situación parecida a los que tienen 650 sujetos. En ambos casos, los valores de AGFI en relación con el número de categorías tienen mayor distancia entre sí, con independencia del número de factores, en comparación con los modelos del resto de tamaños muestrales. Por otra parte, si bien conforme se incrementa el número de factores el valor de AGFI es menor, cabe señalar que, en modelos que tienen 100 sujetos, 6 factores, 5 categorías, este índice de bondad de ajuste es superior al modelo correspondiente con 6 categorías.

En los modelos de 150 a 450 sujetos, AGFI presenta una tendencia descendente a medida que aumenta el número de factores menos acentuada que la mostrada en modelos con 100 y 650 sujetos. Además, los valores de AGFI para las diferentes categorías de respuesta van haciéndose más similares a medida que aumenta el número de sujetos.

Los modelos con 850 sujetos siguen la tendencia ligeramente descendente mostrada por los modelos con 150 sujetos, si bien los valores de AGFI decaen de manera destacada para modelos que tienen 6 factores y 5 ó 6 categorías de respuesta (especialmente los modelos de 5 categorías, cuyos valores son bastante inferiores a los correspondientes para 3 categorías).

A partir de los valores obtenidos de AGFI, puede afirmarse que se aceptan todos los modelos excepto los modelos que tienen 2 factores, 4 categorías y un tamaño muestral de 150 a 450 sujetos, ya que sus valores son inferiores al punto de corte de 0.90.

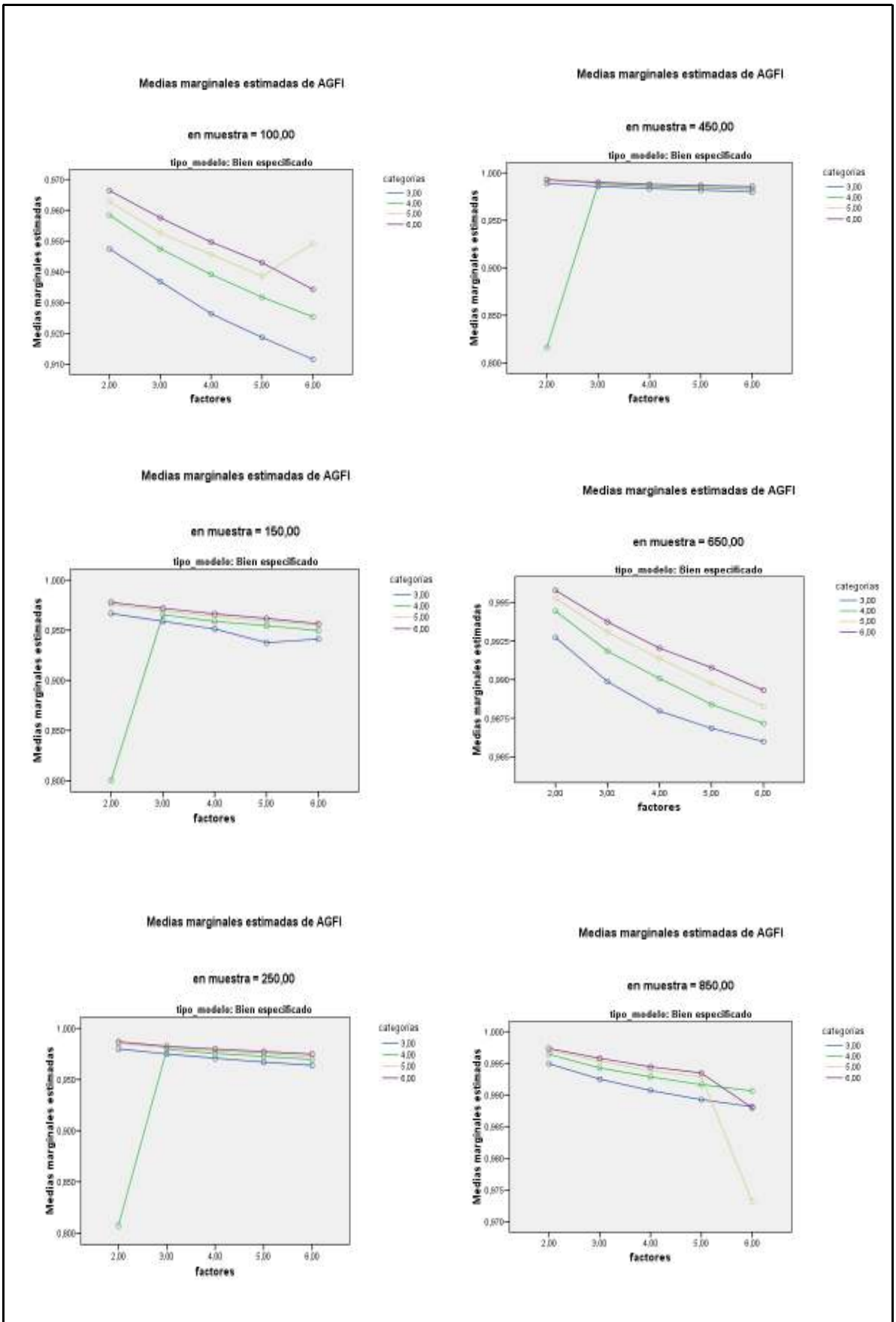


Figura 3.88. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para AGFI

En lo concerniente al índice RMR (Figura 3.89), puede observarse que, para cualquier tamaño muestral, los valores de este índice tienden a ir incrementándose a medida que aumenta el número de factores de los modelos. Además, cuanto menor sea el número de categorías de respuesta de los modelos, más altos son los valores del índice RMR.

De nuevo, como ocurría anteriormente con el índice AGFI, tanto los modelos con 100 sujetos como los modelos con 650 sujetos muestran valores del índice RMR para las distintas categorías más distanciados entre sí, sea cual sea el número de factores, que los valores correspondientes a los modelos de los restantes tamaños muestrales. Además, el incremento gradual de los valores de RMR conforme el número de factores crece es más marcado para modelos con 100 ó 650 sujetos que para el resto de tamaños muestrales. Respecto a los modelos con 100 sujetos, cuando tienen 6 factores y 5 categorías se obtienen, frente a la tendencia general para todos los tamaños muestrales, valores de RMR inferiores a los correspondientes para modelos con 6 factores y 6 categorías.

En cuanto a los modelos que tienen entre 150 y 450 sujetos, cabe destacar los elevados valores de RMR que muestran los modelos con 2 factores y 4 categorías, notablemente alejados de los valores correspondientes a los modelos del resto de categorías.

En relación con los modelos con 850 sujetos, que siguen un comportamiento del índice RMR similar al correspondiente a modelos con 250 ó 450 sujetos, cabe mencionar que los modelos con 6 factores y 5 ó 6 categorías se desmarcan de la tendencia general por la cual conforme aumenta el número de factores tienen lugar incrementos ligeros del índice RMR. En este sentido, los modelos con 6 factores y 5 categorías destacan por mostrar un valor de RMR bastante elevado y alejado de los valores correspondientes a modelos del resto de categorías.

A partir de los resultados obtenidos con el índice RMR, puede afirmarse que solo se aceptan los modelos bien especificados con 100 sujetos que tienen 2 factores y 6 categorías. También se aceptan los modelos con 150 sujetos que tienen 2 factores y 5 ó 6 categorías. En cuanto a los modelos con 250 sujetos, se aceptan aquellos que tienen 2 factores (excepto los que tienen 4 categorías). También se aceptan los modelos con 250 sujetos que tienen 3 factores y 4 o más categorías, los que tienen 4 factores y 5 ó 6 categorías, aquellos con 5 factores y 6 categorías y los modelos que tienen 6 factores y 6 categorías. Por otra parte, se aceptan los modelos con 450 sujetos (excepto con 2 factores y 4 categorías), todos los modelos con 650 sujetos, así como también los modelos con 850 sujetos (excepto si tienen 6 factores y 5 categorías).

Respecto a los modelos con 250 sujetos, cabe resaltar que los modelos con 4 factores y 4 categorías y los modelos con 5 factores y 5 categorías son susceptibles de ser rechazados.

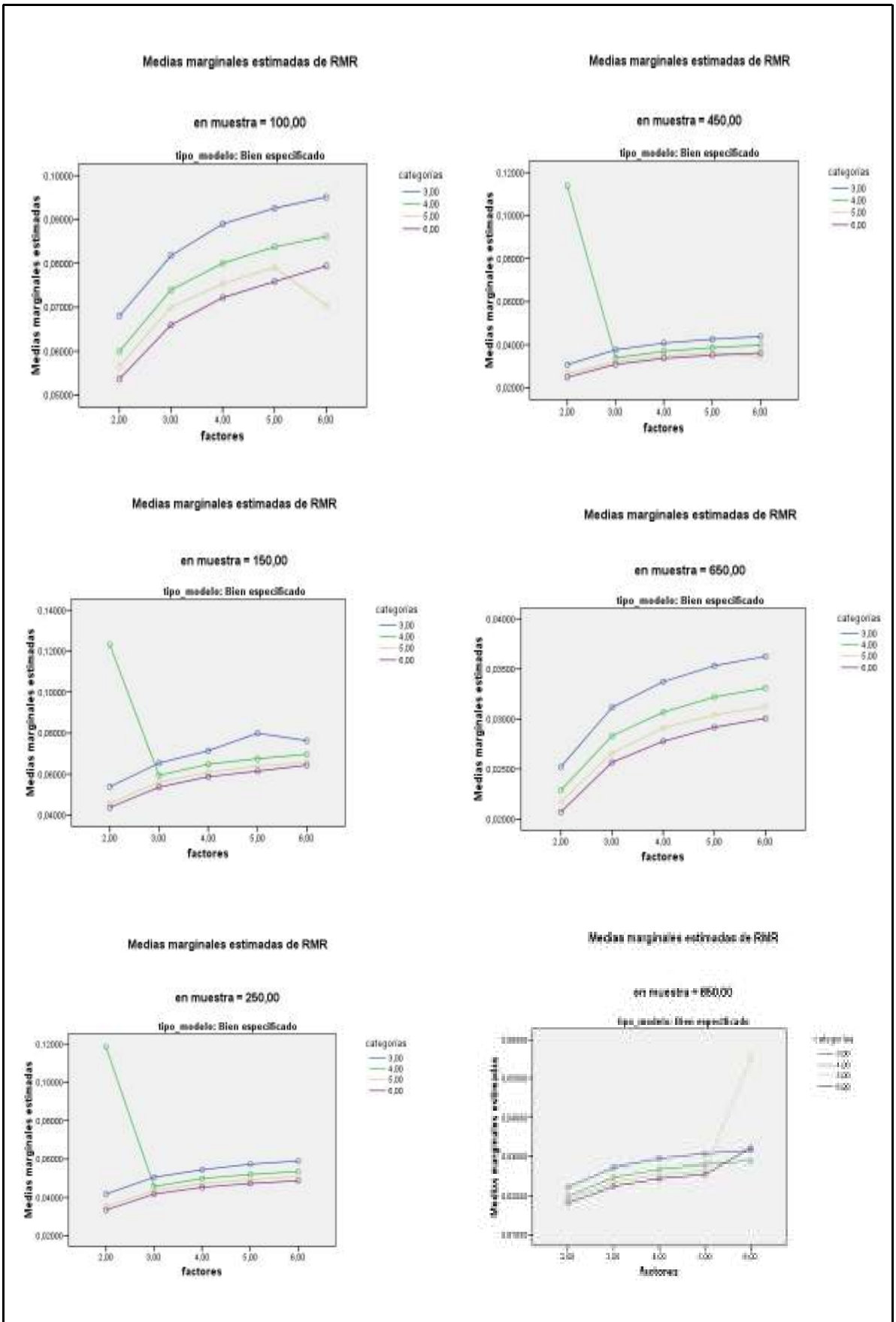


Figura 3.89. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para RMR

En cuanto a GFI (Figura 3.90), se observa que sus valores decrecen a medida que aumenta el número de factores. Sin embargo, a medida que se incrementa el tamaño muestral, los valores de GFI tienden a disminuir en menor grado y van haciéndose más parecidos entre sí con independencia del número de factores. Los modelos con 100 ó 650 sujetos rompen esta tendencia, pues los valores obtenidos para las diferentes categorías están algo más distanciados entre sí. Cabe señalar que para modelos con 100 sujetos el rango de valores de GFI oscila entre 0.940 a 0.990 aproximadamente y, por tanto, es más amplio que el rango correspondiente a los modelos con 650 sujetos, que oscila aproximadamente entre 0.990 y 1.

Por lo general, los valores de este índice son más altos cuanto mayor es el número de categorías. No obstante, los modelos con 2 factores y 4 categorías con un tamaño muestral entre 150 y 450 sujetos muestran un valor de GFI marcadamente inferior en comparación con los modelos que tienen otro número de categorías. Por otra parte, los modelos con un tamaño muestral de 100 sujetos con 6 factores y 5 categorías tienen un valor en este índice de bondad de ajuste algo superior a los correspondientes con 6 categorías. Además, en los modelos que tienen 850 sujetos se observa que cuando tienen 6 factores y 5 ó 6 categorías tienen un valor de GFI inferior al resto de categorías, especialmente en el caso de 5 categorías de respuesta.

Atendiendo a los valores obtenidos para GFI, superiores a 0.90, se aceptan todos los modelos.

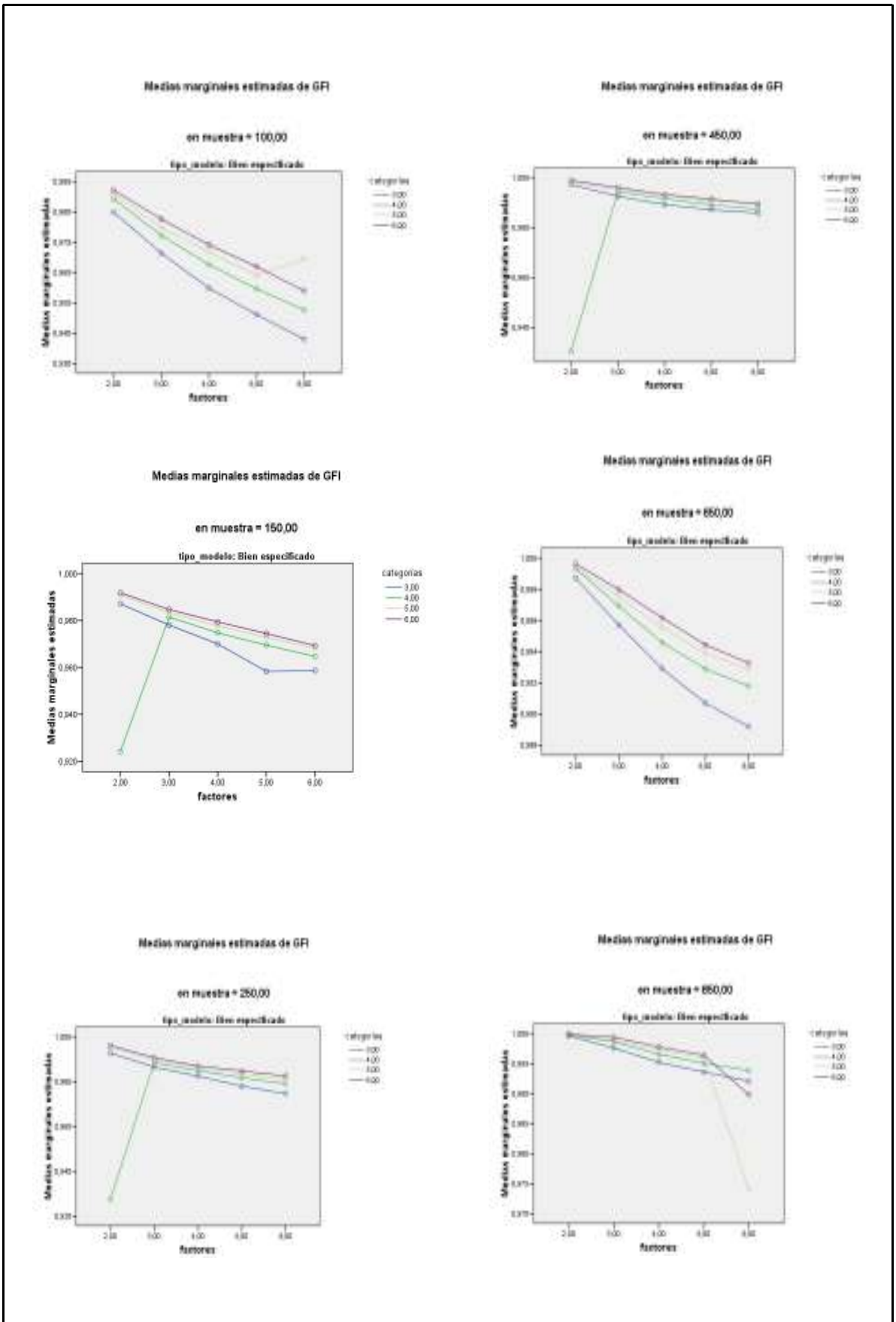


Figura 3.90. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para GFI

g) factores*simetría*tamaño muestral

En relación con la interacción factores*simetría*tamaño muestral respecto al índice AGFI (Figura 3.91), se observa que, con independencia del tamaño muestral y del número de factores, este índice presenta valores más bajos cuanto mayor es el grado de asimetría. Además, el índice AGFI muestra, en general, una tendencia decreciente a medida que aumenta el número de factores de los modelos.

En modelos con 100 sujetos los valores de AGFI para distribuciones con asimetría severa se encuentran algo alejados de los valores correspondientes a modelos con distribuciones simétrica o asimétrica moderada. Además, el descenso que se produce para distribuciones con asimetría severa a medida que se incrementa el número de factores parece algo más acentuado que el correspondiente a distribuciones simétricas o con asimetría moderada.

Los modelos con 2 factores cuyas muestras tienen de 150 a 450 sujetos presentan unos valores de AGFI para distribuciones con asimetría moderada y severa muy inferiores a los correspondientes para distribuciones simétricas. Por este motivo, en tales modelos hay ascensos muy bruscos en el índice AGFI al pasar de 2 a 3 factores. Por otra parte, los valores de AGFI para los distintos grados de asimetría tienden a seguir un comportamiento decreciente similar conforme se pasa de 150 a 450 sujetos para los modelos con 3 o más factores.

Los modelos con tamaños muestrales de 650 y 850 sujetos muestran un comportamiento parecido al de los modelos de 100 sujetos para cualquier grado de asimetría a medida que aumenta el número de factores. En los modelos con 650 sujetos se observa estabilidad en los valores de AGFI a partir de 4 factores de los modelos con asimetría moderada, mientras que en los modelos con 850 sujetos en los modelos con distribución asimétrica severa al pasar de 5 a 6 factores hay un descenso más marcado que en modelos con distribución simétrica o con asimetría moderada.

En conclusión, con AGFI se aceptan todos los modelos, excepto los que presentan asimetría severa, tanto se trate de modelos de 6 factores con un tamaño muestral de 100 sujetos como de modelos de 2 factores con un tamaño muestral de 150 sujetos. En ambos casos se obtienen valores de AGFI inferiores al punto de corte de 0.90.

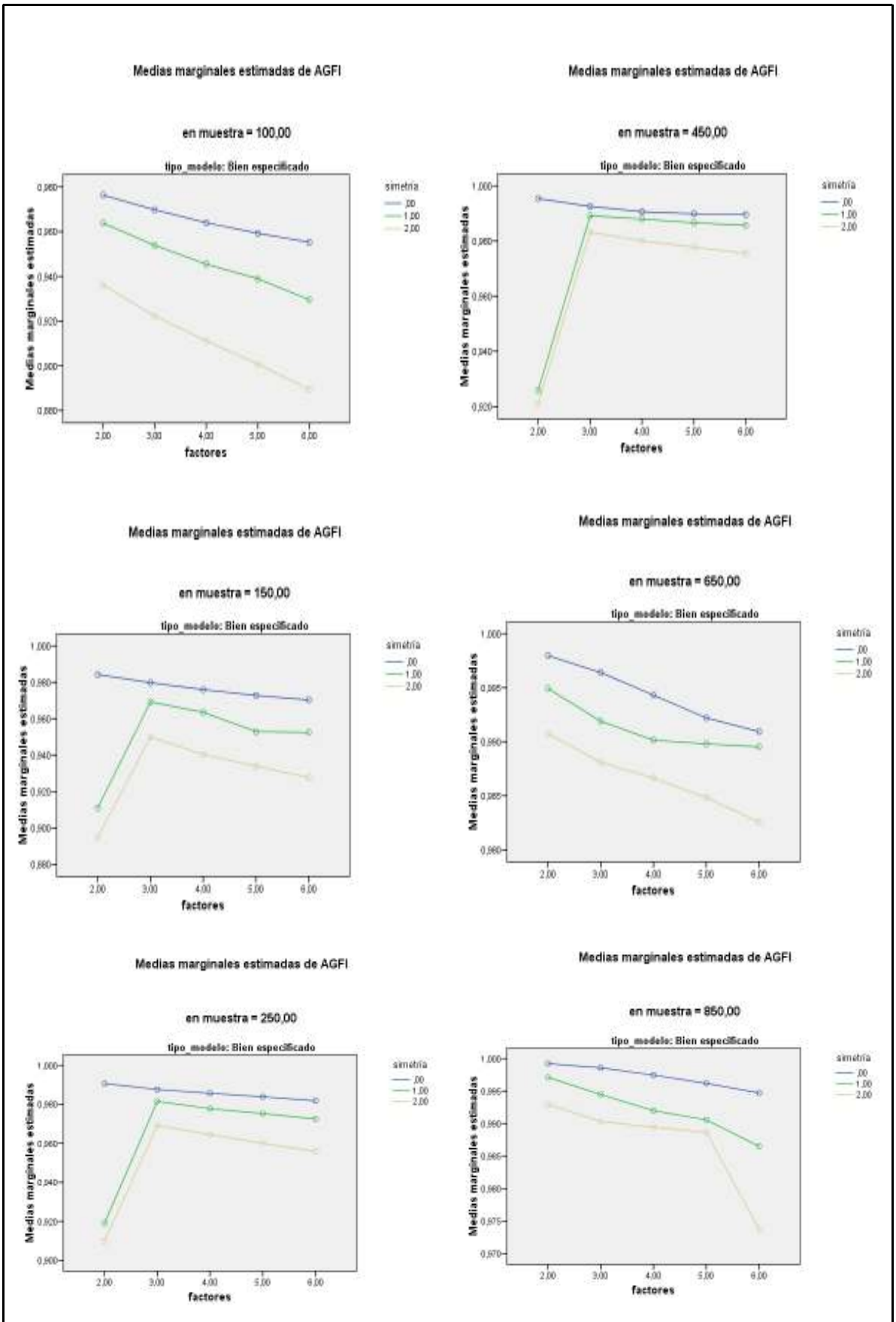


Figura 3.91. Número de factores por grado de asimetría por tamaño muestral para AGFI

En cuanto al índice RMR (Figura 3.92), se observa que, para cualquier tamaño muestral, los valores de RMR son mayores cuanto mayor es el grado de asimetría, así como que, en líneas generales, se da un incremento de los valores de este índice cuanto mayor es el número de factores.

Los modelos con 100 sujetos y con 650 sujetos presentan un comportamiento del índice RMR similar a medida que se incrementa el número de factores. Además, ambos tamaños muestrales tienen en común que la distancia que se observa entre los valores de RMR para modelos con distribución simétrica y los que tienen distribución asimétrica moderada es más cercana que la observada entre los valores para modelos con distribución asimétrica moderada respecto a modelos con distribución asimétrica severa.

Por su parte, los modelos que tienen tamaños muestrales entre 150 y 450 sujetos, si bien tiene lugar de manera mayoritaria un incremento progresivo de los valores del índice RMR cuanto mayor es el número de factores, para modelos que tienen 2 factores cuya distribución es asimétrica moderada o severa, los valores de RMR descienden al pasar de 2 a 3 factores. Por otra parte, los valores de RMR para los distintos grados de asimetría muestran un patrón ascendente parecido a partir de 3 factores.

Los modelos con 850 sujetos presentan un comportamiento del índice RMR similar al observado para modelos cuyo tamaño muestral oscila entre 150 y 450 sujetos, aunque en este caso son los modelos con 6 factores cuya distribución de respuestas es asimétrica los que muestran un ascenso en los valores de RMR, especialmente brusco cuando la asimetría es severa.

De acuerdo con los valores de RMR obtenidos, cuando el modelo tiene 100 sujetos se aceptan los que tienen 2 factores cuya distribución de respuestas a los ítems es simétrica. Se aceptan modelos con 150 sujetos que tienen 2 ó 3 factores y distribución simétrica (los que tienen 4 factores son susceptibles de ser rechazados). En el caso de los modelos de 250 sujetos, se aceptan todos los modelos con distribución simétrica y se rechazan todos los modelos con distribución asimétrica severa. Por lo que respecta a los modelos con asimetría moderada, se aceptan los que tiene 3 ó 4 factores (los modelos que tienen 5 factores son susceptibles de ser rechazados). Además, se aceptan todos los modelos de 450 sujetos, excepto los que tienen 2 factores con distribución asimétrica moderada o severa. Cabe destacar que se aceptan todos los modelos de 650 y 850 sujetos, si bien se rechazan los modelos con 850 sujetos que tienen 6 factores y una distribución de respuestas con asimetría severa.

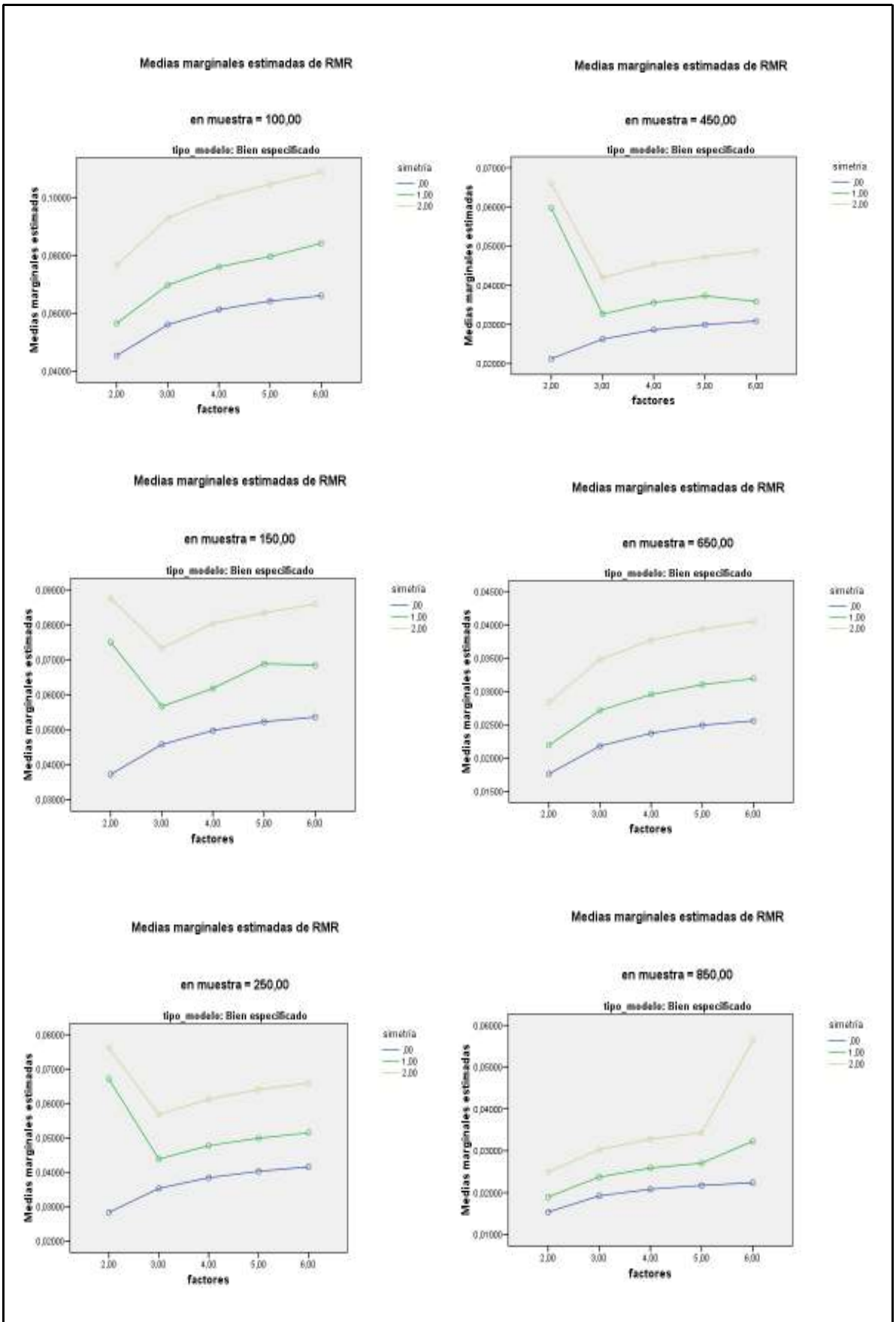


Figura 3.92. Número de factores por grado de asimetría por tamaño muestral para RMR

Finalmente, cabe recordar la existencia de efectos de interacción para factores*categorías*simetría*tamaño muestral en AGFI, RMR, GFI y CFI. Una vez más, la complejidad de su representación no permite mostrarla gráficamente.

3.5. Método de Mínimos Cuadrados No Ponderados Robusto (RULS)

3.5.1. Efectos principales

En el Apéndice L se muestran los resultados completos del MANOVA para el método RULS. Una vez más, se presentan a continuación los efectos principales significativos a través de tablas-resumen (una para cada condición experimental) en las que aparecen la media y desviación típica de los índices de bondad de ajuste que, según el MANOVA, tienen un tamaño del efecto igual o superior a 0.14. Las tablas completas pueden consultarse en el Apéndice G.

3.5.1.1. Efectos del número de factores

El número de factores tiene un tamaño del efecto relevante, en modelos mal especificados, especialmente para GFI ($\eta^2=.440$), RMR ($\eta^2=.317$) y CFI ($\eta^2=.306$), así como también para RMSEA ($\eta^2=.249$) y NNFI ($\eta^2=.217$). Si se consulta la Tabla 3.17, los valores de GFI van disminuyendo a medida que los modelos pasan a tener de 2 a 5 factores mientras que, cuando los modelos tienen 6 factores, el valor de GFI aumenta. Todos estos modelos, de acuerdo con valor de punto de corte de 0.90, deben ser aceptados. En el caso de RMR, se observa que sus valores se mantienen estables cuando los modelos tienen de 3 a 5 factores, mientras que son más bajos para modelos con 2 o con 6 factores. Todos estos modelos, con independencia del número de factores, se rechazan al ser el valor de RMR superior a 0.05. En el caso de CFI, sus valores tienden a aumentar a medida que se incrementa de 3 a 5 el número de factores, si bien para modelos con 2 ó 6 factores esta tendencia se rompe. Además, de acuerdo con los valores obtenidos para CFI, todos los modelos deben ser aceptados sea cual sea el número de factores.

En el caso de que los modelos bien especificados, cabe señalar el número de factores presenta un tamaño del efecto relevante para C4 ($\eta^2=.203$), AGFI ($\eta^2=.200$) y GFI ($\eta^2=.158$). Los principales efectos se hallan para C4 y AGFI. Si se observa la Tabla 3.17, en el caso de C4 se da una disminución en sus valores conforme los modelos tienen mayor número de factores y, al ser valores superiores a 0.05, se aceptan todos los modelos independientemente de la cantidad de factores que presenten. No se observa una clara relación ascendente o descendente entre los valores de AGFI y el incremento en los factores de los modelos. Además, la totalidad de los modelos también se acepta para cualquier número de factores.

Tabla 3.17

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Factores al aplicar RULS

Índice	Número de factores	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
C4	2		0.435		0.308
	3		0.383		0.298
	4		0.251		0.281
	5		0.143		0.227
	6		0.072		0.159
	Total			0.288	
RMSEA	2	0.094		0.036	
	3	0.117		0.029	
	4	0.096		0.023	
	5	0.091		0.020	
	6	0.100		0.011	
	Total	0.100		0.029	
NNFI	2	0.929		0.052	
	3	0.879		0.062	
	4	0.908		0.045	
	5	0.911		0.042	
	6	0.889		0.028	
	Total	0.906		0.053	
CFI	2	0.956		0.031	
	3	0.909		0.047	
	4	0.929		0.035	
	5	0.927		0.035	
	6	0.904		0.024	
	Total	0.929		0.040	

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

Tabla 3.17 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Factores al aplicar RULS

Índice	Número de factores	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
RMR	2	0.080		0.033	
	3	0.099		0.016	
	4	0.095		0.014	
	5	0.097		0.016	
	6	0.079		0.008	
	Total	0.092		0.022	
GFI	2	0.970		0.030	
	3	0.949		0.019	
	4	0.946		0.017	
	5	0.937		0.022	
	6	0.953		0.012	
	Total	0.951		0.025	
AGFI	2		0.967		0.075
	3		0.982		0.016
	4		0.979		0.017
	5		0.977		0.018
	6		0.985		0.010
	Total		0.977		0.039

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

3.5.1.2. Efectos del número de categorías

En modelos mal especificados, el número de categorías no tiene ningún tamaño del efecto relevante para los índices de ajuste.

Para modelos correctos el número de categorías muestra un tamaño del efecto relevante para AGFI ($\eta^2=.345$), RMR ($\eta^2=.335$) y GFI ($\eta^2=.271$). Así, los principales efectos se encuentran para AGFI y RMR. De acuerdo con la Tabla 3.18, se observa una tendencia creciente en los valores de

AGFI a medida que se incrementa el número de categorías, si bien el valor obtenido para modelos con 4 categorías de respuesta no sigue esta tendencia al ser menor que el valor correspondiente a 3 categorías. Cabe señalar que, de acuerdo con AGFI, se aceptan todos los modelos correctos al presentar valores superiores a 0.90. Por su parte, los valores de RMR tienen cierta tendencia a descender cuanto mayor es el número de categorías de los modelos, los cuales se aceptan en su totalidad al presentar valores inferiores a 0.05.

Tabla 3.18

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Categorías al aplicar RULS

Índice	Número de categorías	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
RMR	3		0.044		0.019
	4		0.049		0.036
	5		0.038		0.017
	6		0.037		0.016
	Total		0.042		0.024
GFI	3		0.988		0.013
	4		0.983		0.028
	5		0.991		0.010
	6		0.992		0.009
	Total		0.988		0.017
AGFI	3		0.978		0.019
	4		0.963		0.072
	5		0.983		0.016
	6		0.984		0.014
	Total		0.977		0.039

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

3.5.1.3. Efectos del grado de asimetría

El grado de asimetría en modelos mal especificados tiene un tamaño del efecto relevante, especialmente para CFI ($\eta^2=.461$), NNFI ($\eta^2=.442$), RMSEA ($\eta^2=.420$), además de para RMR ($\eta^2=.213$), AGFI ($\eta^2=.160$) y GFI ($\eta^2=.157$). Si se observa la Tabla 3.19, hay un incremento en los valores de CFI conforme aumenta el grado de asimetría de la distribución de respuestas a todos los ítems y, al ser superiores a 0.90, se aceptan todos los modelos. En el caso de NNFI también se observa un incremento en sus valores cuanto mayor es el grado de asimetría, si bien todos los modelos se rechazan porque sus valores son inferiores a 0.95. En cuanto a RMSEA, sus valores van disminuyendo a medida que aumenta el grado de asimetría de la distribución de respuestas, de tal manera que se aceptan únicamente los modelos falsos con asimetría severa, ya que muestran un valor de RMSEA inferior a 0.08.

Cuando se trata de modelos bien especificados, el grado de asimetría tiene un tamaño del efecto relevante para RMR ($\eta^2=.552$), GFI ($\eta^2=.372$), AGFI ($\eta^2=.346$) y C2 ($\eta^2=.182$). Los principales efectos se encuentran para RMR, GFI y AGFI. De acuerdo con la Tabla 3.19, los valores de RMR para los modelos con distribuciones simétricas son menores que los correspondientes a distribuciones asimétricas, observándose el mismo valor para asimetría moderada y severa. En cualquier caso, todos los modelos se aceptan por presentar valores inferiores al punto de corte de 0.05. Respecto a los valores de GFI, se observa que hay un ligero descenso cuando la distribución pasa de ser simétrica a asimétrica moderada. Cuando la distribución pasa de asimetría moderada a asimetría severa, se mantiene el valor de dicho índice. Estos modelos se aceptan en su totalidad, por tener valores superiores a 0.90. AGFI presenta también una disminución en su valor cuando se comparan la distribución simétrica con la asimétrica moderada, mientras que el valor se mantiene cuando la distribución pasa a tener asimetría severa. Se aceptan todos los modelos, dado que presentan valores de AGFI superiores a 0.90.

Tabla 3.19

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Grado de Asimetría al aplicar RULS

Índice	Grado asimetría	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
C2	0		0.143		0.222
	1		0.035		0.116
	2		0.008		0.053
	Total		0.073		0.171
RMSEA	0	0.117		0.025	
	1	0.098		0.023	
	2	0.079		0.022	
	Total	0.100		0.029	
NNFI	0	0.870		0.053	
	1	0.912		0.040	
	2	0.945		0.028	
	Total	0.906		0.053	
CFI	0	0.901		0.041	
	1	0.934		0.030	
	2	0.958		0.021	
	Total	0.929		0.040	
RMR	0	0.085	0.034	0.015	0.015
	1	0.093	0.047	0.023	0.029
	2	0.100	0.047	0.026	0.025
	Total	0.092	0.042	0.022	0.024

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

0= Distribución de respuestas simétrica; 1=Distribución de respuestas con asimetría moderada; 2=Distribución de respuestas con asimetría severa.

Tabla 3.19 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Grado de Asimetría al aplicar RULS

Índice	Grado asimetría	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
GFI	0	0.957	0.992	0.018	0.009
	1	0.950	0.985	0.026	0.021
	2	0.944	0.985	0.030	0.019
	Total	0.951	0.988	0.025	0.017
AGFI	0	0.933	0.986	0.024	0.013
	1	0.919	0.970	0.044	0.051
	2	0.908	0.972	0.049	0.047
	Total	0.921	0.977	0.040	0.039

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

0= Distribución de respuestas simétrica; 1=Distribución de respuestas con asimetría moderada; 2=Distribución de respuestas con asimetría severa.

3.5.1.4. Efectos del tamaño muestral

Cuando se trabaja con modelos falsos, el tamaño muestral tiene un tamaño del efecto relevante para RMR ($\eta^2=.414$), GFI ($\eta^2=.345$) y AGFI ($\eta^2=.324$). Si se consulta la Tabla 3.20, los valores de RMR tienden a disminuir a medida que se incrementa el tamaño muestral. Según los valores de RMR, todos los modelos deben ser rechazados al mostrar valores mayores que 0.05. Por otra parte, se da un incremento en los valores de GFI y AGFI cuanto mayor es el número de sujetos que componen la muestra y, de acuerdo con los valores obtenidos, con GFI se aceptan todos los modelos y con AGFI se rechazan únicamente los modelos que tienen 100 sujetos.

Si se trata de modelos correctos, el tamaño de la muestra tiene un efecto relevante para RMR ($\eta^2=.811$), GFI ($\eta^2=.642$) y AGFI ($\eta^2=.570$). En la Tabla 3.20 se observa un descenso en los valores de RMR cuando los modelos incrementan su tamaño muestral, de tal manera que se aceptan los modelos con una muestra igual o superior a 450 sujetos, ya que sus valores en RMR son menores que 0.05. Los índices GFI y AGFI muestran un aumento de sus valores a medida que se incrementa el tamaño muestral de los modelos, los cuales se aceptan en su totalidad.

Tabla 3.20

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Tamaño Muestral al aplicar RULS

Índice	Tamaño muestral	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
RMR	100	0.106	0.064	0.024	0.016
	150	0.103	0.058	0.025	0.022
	250	0.094	0.050	0.023	0.027
	450	0.088	0.039	0.021	0.026
	650	0.082	0.028	0.013	0.008
	850	0.081	0.024	0.012	0.007
	Total	0.092	0.042	0.022	0.024
GFI	100	0.937	0.977	0.033	0.014
	150	0.939	0.980	0.029	0.018
	250	0.949	0.984	0.024	0.021
	450	0.955	0.989	0.021	0.020
	650	0.961	0.996	0.015	0.005
	850	0.962	0.998	0.014	0.004
	Total	0.951	0.998	0.025	0.017
AGFI	100	0.898	0.959	0.045	0.021
	150	0.903	0.963	0.050	0.044
	250	0.917	0.968	0.043	0.054
	450	0.927	0.978	0.039	0.052
	650	0.938	0.991	0.018	0.006
	850	0.940	0.994	0.016	0.005
	Total	0.921	0.977	0.040	0.039

Nota. Solo se incluyen los resultados para índices cuyo tamaño del efecto es igual o superior a 0.14.

A continuación, tras conocer aspectos de los efectos principales, se abordarán los efectos de interacción. Se utilizarán gráficas para su interpretación.

3.5.2. Efectos de interacción

3.5.2.1. En modelos mal especificados

En modelos mal especificados hay un efecto de interacción relevante para **factores*categorías** en RMR ($\eta^2=.216$), AGFI ($\eta^2=.212$) y GFI ($\eta^2=.155$) (Figuras 3.93, 3.94 y 3.95, respectivamente). En cuanto a las interacciones de segundo orden, se observan efectos relevantes para **factores*categorías*tamaño muestral** en RMR ($\eta^2=.203$), AGFI ($\eta^2=.200$) y GFI ($\eta^2=.147$) (Figuras 3.96, 3.97 y 3.98, respectivamente).

a) factores*categorías

En cuanto a la interacción factores*categorías en relación con el índice RMR (Figura 3.93), puede observarse que conforme se incrementa el número de factores, los valores de este índice muestran un ascenso muy marcado al pasar de 2 a 3 factores. El paso de 3 a 4 factores y el paso de 4 a 5 factores implican un leve descenso y un suave ascenso, respectivamente, de los valores de RMR. Al pasar de 5 a 6 factores se invierte la tendencia ascendente correspondiente al paso de 2 a 3 factores, ya que tiene lugar un descenso muy acentuado del índice RMR.

En modelos con 5 factores se observa con mayor claridad que, cuanto menor es el número de categorías, más altos son los valores de RMR. Cuando los modelos tienen otro número de factores, no se da esta relación de una manera tan nítida. Así, por ejemplo, los modelos con 4 factores que tienen 5 categorías de respuesta muestran valores inferiores en RMR que los modelos correspondientes a 6 categorías. Además, cabe destacar que los modelos con 2 factores y 4 categorías presentan un valor de RMR muy alejado y elevado respecto a los valores correspondientes a modelos del resto de categorías.

Finalmente, cabe señalar que se rechazan todos los modelos mal especificados, pues muestran valores de RMR superiores a 0.05.

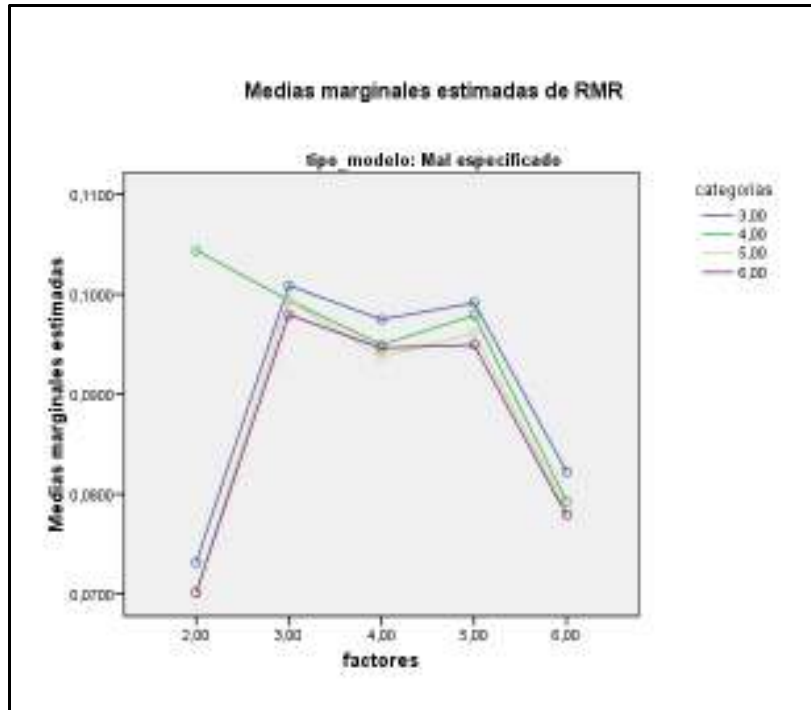


Figura 3.93. Número de factores por número de categorías para RMR

Por lo que respecta al índice AGFI (Figura 3.94), sus valores presentan un descenso acentuado al pasar de 2 a 3 factores. Al pasar de 3 a 4 factores los valores de AGFI ascienden para modelos con 4 ó 5 categorías de repuesta, mientras que se mantienen estables para modelos con 3 ó 6 categorías de respuesta. Por otra parte, al pasar de 4 a 5 factores el índice AGFI desciende ligeramente (aunque se mantiene estable para modelos con 6 categorías), mientras que asciende de manera marcada al pasar de 5 a 6 factores. Cabe señalar que los modelos con 2 factores y 4 categorías no siguen la tendencia general, pues muestran un valor en el índice AGFI más bajo y alejado respecto a los valores correspondientes a modelos del resto de categorías.

Cuando los modelos tienen 5 factores, el valor de AGFI es claramente más alto cuanto mayor sea el número de categorías. Para modelos con otro número de factores suele haber gran similitud entre los valores correspondientes a las 5 ó 6 categorías, aunque los valores en RMR de los modelos con 4 factores que tienen 5 categorías de respuesta son superiores a los valores correspondientes a 6 categorías.

De acuerdo con los resultados, solamente se rechazan los modelos con 2 factores y 4 categorías, debido a que presentan un valor en el índice AGFI menor que el punto de corte de 0.90.

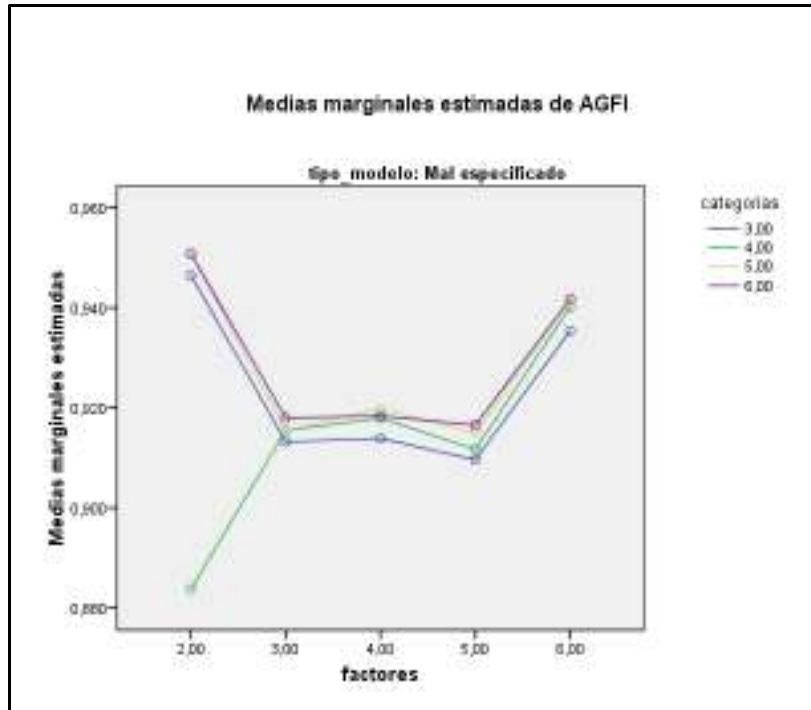


Figura 3.94. Número de factores por número de categorías para AGFI

En cuanto al índice de bondad de ajuste GFI (Figura 3.95), se observa una tendencia decreciente muy marcada al pasar de 2 a 3 factores. Esta tendencia se suaviza cuando se pasa de 3 a 5 factores. Finalmente, al pasar de 5 a 6 factores se observa un aumento brusco de los valores. Cabe destacar que los valores para modelos de 2 factores y 4 categorías son notablemente menores que para el resto de categorías.

Puede concluirse que se aceptan todos los modelos falsos, pues los valores de GFI superan siempre el valor de corte de 0.90.

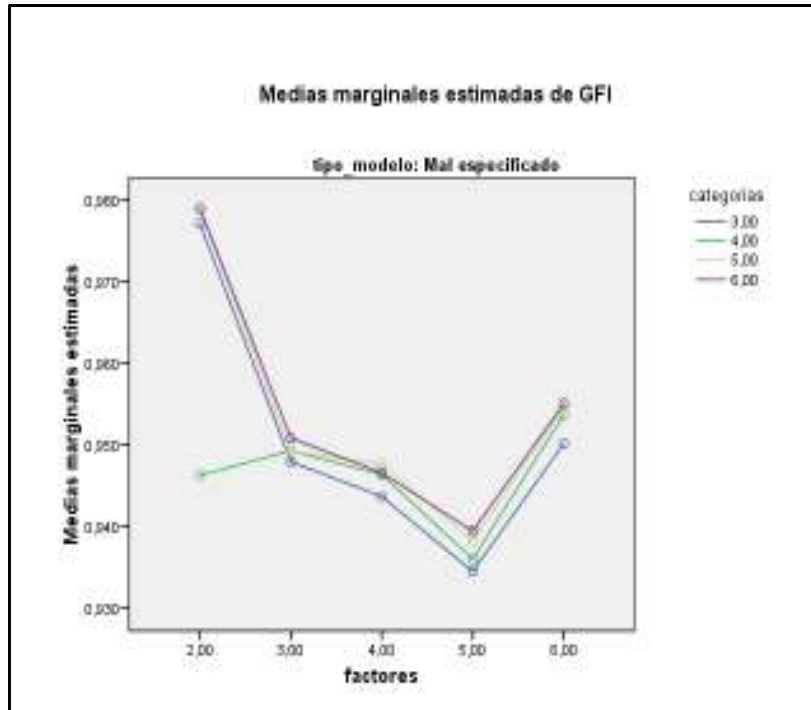


Figura 3.95. Número de factores por número de categorías para GFI

b) factores*categorías*tamaño muestral

En cuanto a la interacción factores*categorías*tamaño muestral en relación con el índice RMR (Figura 3.96), se observa que, según los datos disponibles para modelos con 100 sujetos, su valor aumenta de manera marcada cuando los modelos pasan de 2 a 3 factores, sea cual sea el número de categorías. Al pasar de 3 a 4 factores, el valor de RMR de los modelos con 6 categorías permanecen estables, mientras que los correspondientes a los modelos que tienen de 3 a 5 categorías descienden en mayor o menor medida. Cuando se comparan los modelos de 4 factores con los de 5 factores, se observa que hay un ascenso en los valores del índice RMR, mayor para modelos con 4 ó 5 categorías.

Los modelos que tienen entre 150 y 450 sujetos presentan una tendencia parecida en cuanto a los valores de RMR a medida que aumenta el número de factores. Así, al pasar de 2 a 3 factores, el índice RMR asciende mientras que, al pasar de 3 a 4 factores, los modelos muestran valores de RMR estables o que descienden levemente. Por otra parte, al pasar de 4 a 5 factores, se observa que este índice de bondad de ajuste aumenta ligeramente en modelos con 150 sujetos mientras que, para modelos con 250 sujetos, tiende a estabilizarse y, para modelos con 450 sujetos, no hay una tendencia unánime para todas las categorías. Al pasar de 5 a 6 factores, todos los modelos entre 150 y 450 sujetos muestran un descenso en el valor de RMR. Cabe señalar que los modelos con 2

factores y 4 categorías que tienen entre 150 y 450 sujetos se desmarcan de la tendencia mayoritaria y presentan unos valores de RMR muy superiores a los correspondientes a modelos con otro número de categorías.

Finalmente, los valores de RMR de los modelos con 650 y 850 sujetos muestran una tendencia parecida según la cual hay un ascenso acentuado al pasar de 2 a 3 factores, un ligero descenso al pasar de 3 a 4 factores, cierta estabilidad o descenso de los valores de este índice al pasar de 4 a 5 factores y un descenso progresivo al pasar de 5 a 6 factores.

A partir de los resultados obtenidos en RMR, se rechazan todos los modelos, dado que presentan valores en dicho índice superiores a 0.05.

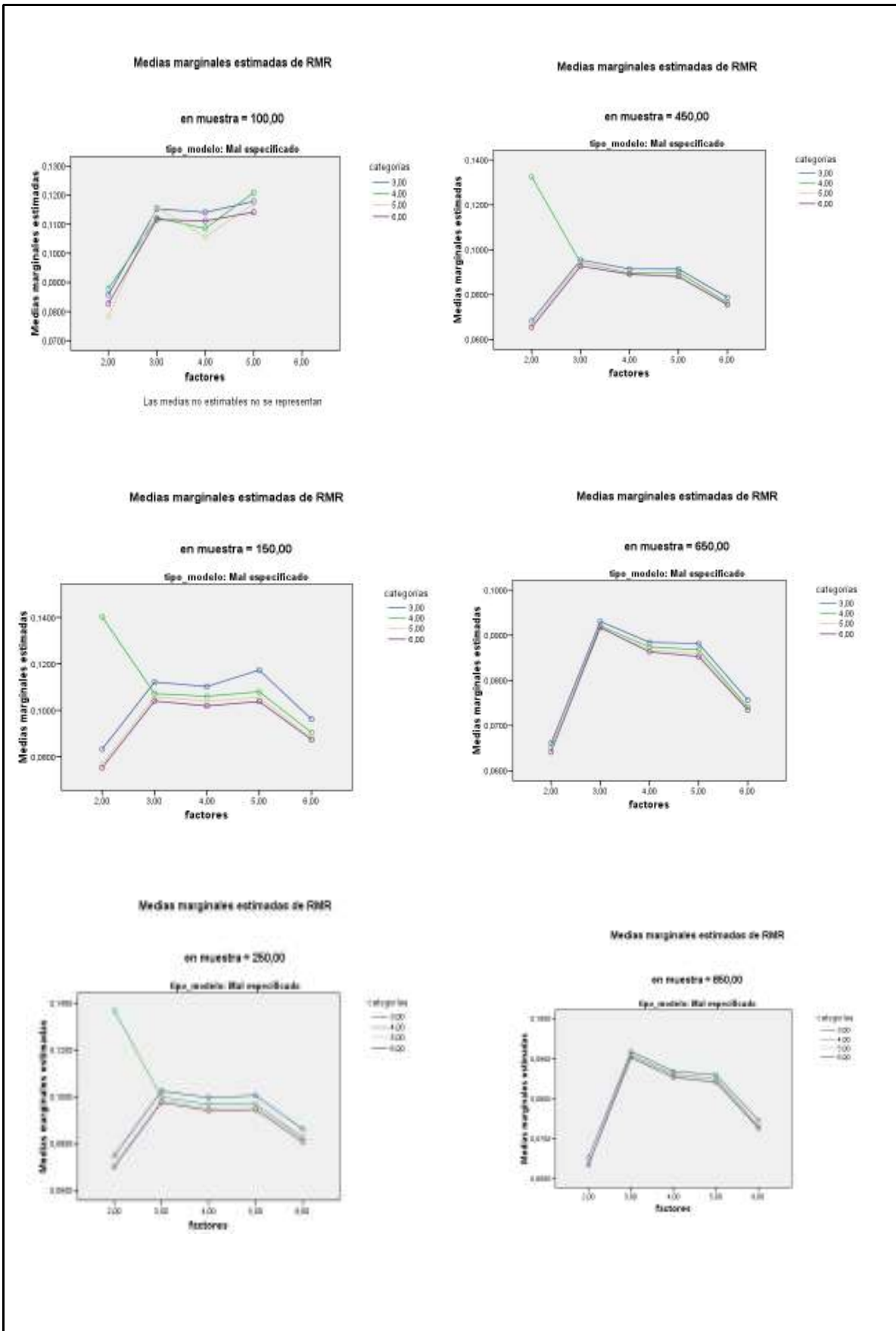


Figura 3.96. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para RMR

Según los datos disponibles en relación con AGFI (Figura 3.97), para modelos con 100 sujetos los valores de este índice descienden cuando los modelos pasan de 2 a 3 factores. Al pasar de 3 a 4 factores, los valores de AGFI descienden en los modelos con 3 ó 6 categorías y ascienden en el resto de modelos, especialmente los que tienen 5 categorías. Al pasar de 4 a 5 factores, el índice AGFI desciende, particularmente para modelos con 4 ó 5 categorías.

Cuando se trata de modelos que tienen entre 150 y 450 sujetos se observa que, al pasar de 2 a 3 factores, hay un descenso de los valores de AGFI. Por otra parte, al pasar de 3 a 5 factores, tiene lugar un descenso de AGFI para modelos de 150 sujetos, cierta estabilidad para modelos de 250 sujetos y un ligero ascenso para modelos de 450 sujetos. Al pasar de 5 a 6 factores, los modelos que tienen entre 150 y 450 sujetos coinciden en mostrar un incremento en los valores de AGFI sea cual sea el número de categorías. Cabe destacar que los modelos con 2 factores y 4 categorías que tienen los tamaños muestrales mencionados presentan unos valores AGFI muy inferiores a los correspondientes a modelos del resto de categorías. Además, los valores de este índice para las diferentes categorías son más similares entre sí conforme aumenta el tamaño muestral, con independencia del número de factores.

Los modelos que tienen 650 y 850 sujetos presentan una tendencia similar entre sí. Así, hay un descenso muy acentuado de los valores de AGFI cuando se pasa de 2 a 3 factores, observándose que los valores obtenidos para las distintas categorías son casi idénticos. Este descenso va seguido de un ascenso generalizado en este índice al pasar de 3 a 5 factores para muestras de 850 sujetos, mientras que, para muestras de 650 sujetos, hay cierta estabilidad al pasar de 4 a 5 factores. Cuando se pasa de 5 a 6 factores se da un ascenso, también muy acentuado, en los valores del índice AGFI, tanto para modelos con 650 u 850 sujetos. Cabe resaltar que en modelos con 650 sujetos se observa claramente que los valores de AGFI son mayores cuanto mayor es el número de categorías de respuesta cuando tales modelos tienen 4 ó 5 factores, mientras que en modelos con 850 sujetos esta situación tiene lugar cuando tienen 4 factores.

Según los valores obtenidos en el índice AGFI, se aceptan los modelos con tamaño muestral de 100 sujetos que tienen 2 factores, sea cual sea su número de categorías, así como también los modelos con 4 factores y 5 categorías. Respecto a los modelos que tienen entre 150 y 450 sujetos, se rechazan los que presentan 2 factores y 4 categorías. También se rechazan los modelos con 150 sujetos que tienen entre 3 y 5 factores con 3 categorías de respuesta, así como también los que tienen 5 factores con 4 categorías de respuesta. Dentro de los modelos con 150 sujetos, cabe señalar que los modelos con 4 factores y 4 categorías y los modelos con 5 factores y 5 categorías son susceptibles de ser rechazados, al presentar valores cercanos a 0.90. Finalmente, se aceptan todos los modelos que tienen 650 u 850 sujetos.

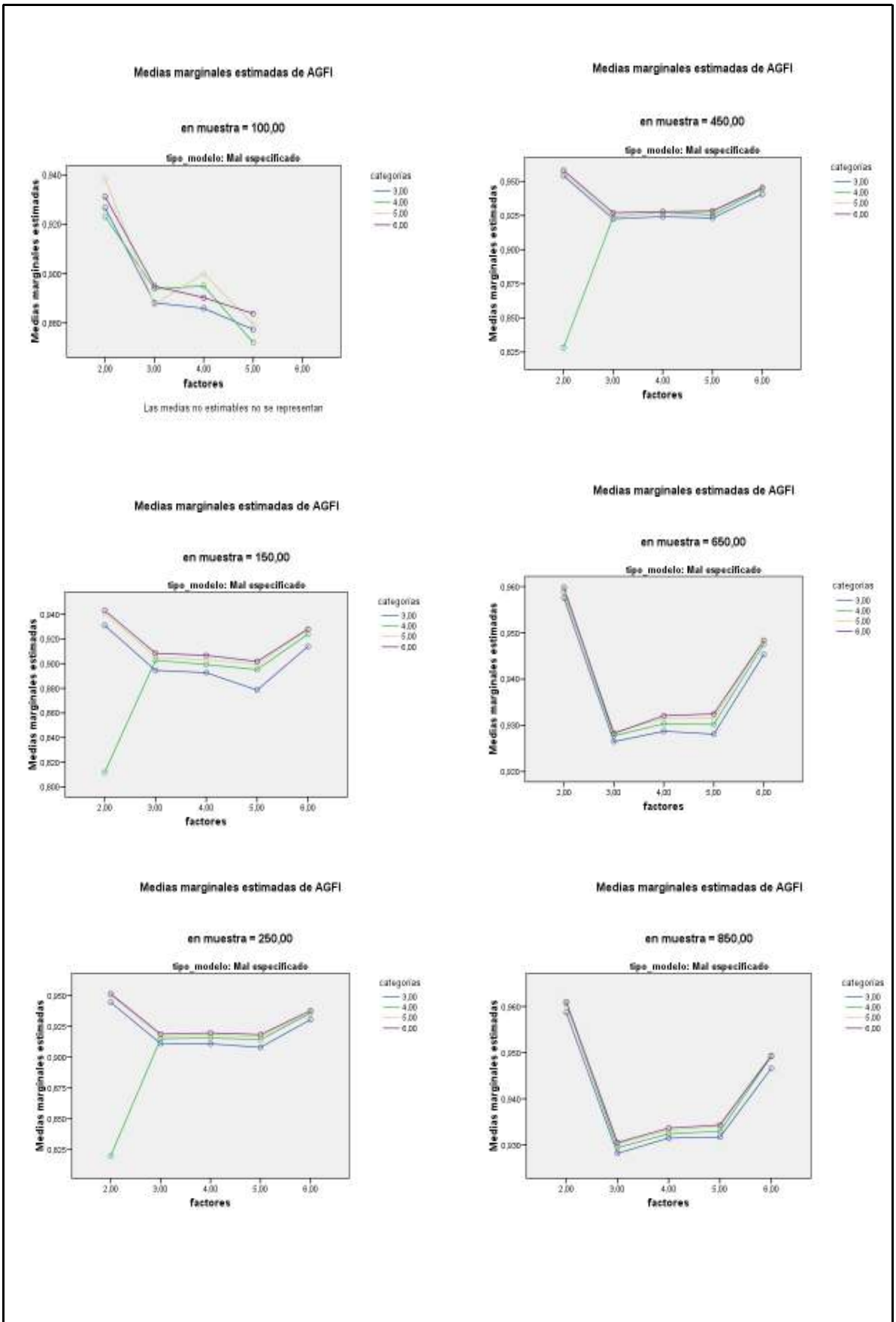


Figura 3.97. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para AGFI

En cuanto a la interacción factores*categorías*tamaño muestral para GFI (Figura 3.98), los datos disponibles para modelos con 100 sujetos muestran una tendencia descendente conforme aumenta el número de factores. Los valores de las diferentes categorías son similares entre sí, aunque en el caso de modelos con 4 factores cuando hay 5 categorías los valores son mayores que para el resto de categorías. Conforme aumenta el tamaño muestral de 150 a 850 sujetos se observa que persiste la tendencia decreciente cuando se pasa de 2 a 5 factores y que los valores aumentan al pasar de 5 a 6 factores. Además, para los modelos de dichos tamaños muestrales hay una mayor coincidencia en los valores mostrados por las diferentes categorías a medida que crece el número de sujetos. Cabe destacar que en los modelos que tienen de 150 a 450 sujetos los modelos de 2 factores y 4 categorías muestran valores marcadamente inferiores al resto de categorías.

Los resultados indican que se aceptan todos los modelos, pues superan el punto de corte para GFI de 0.90.

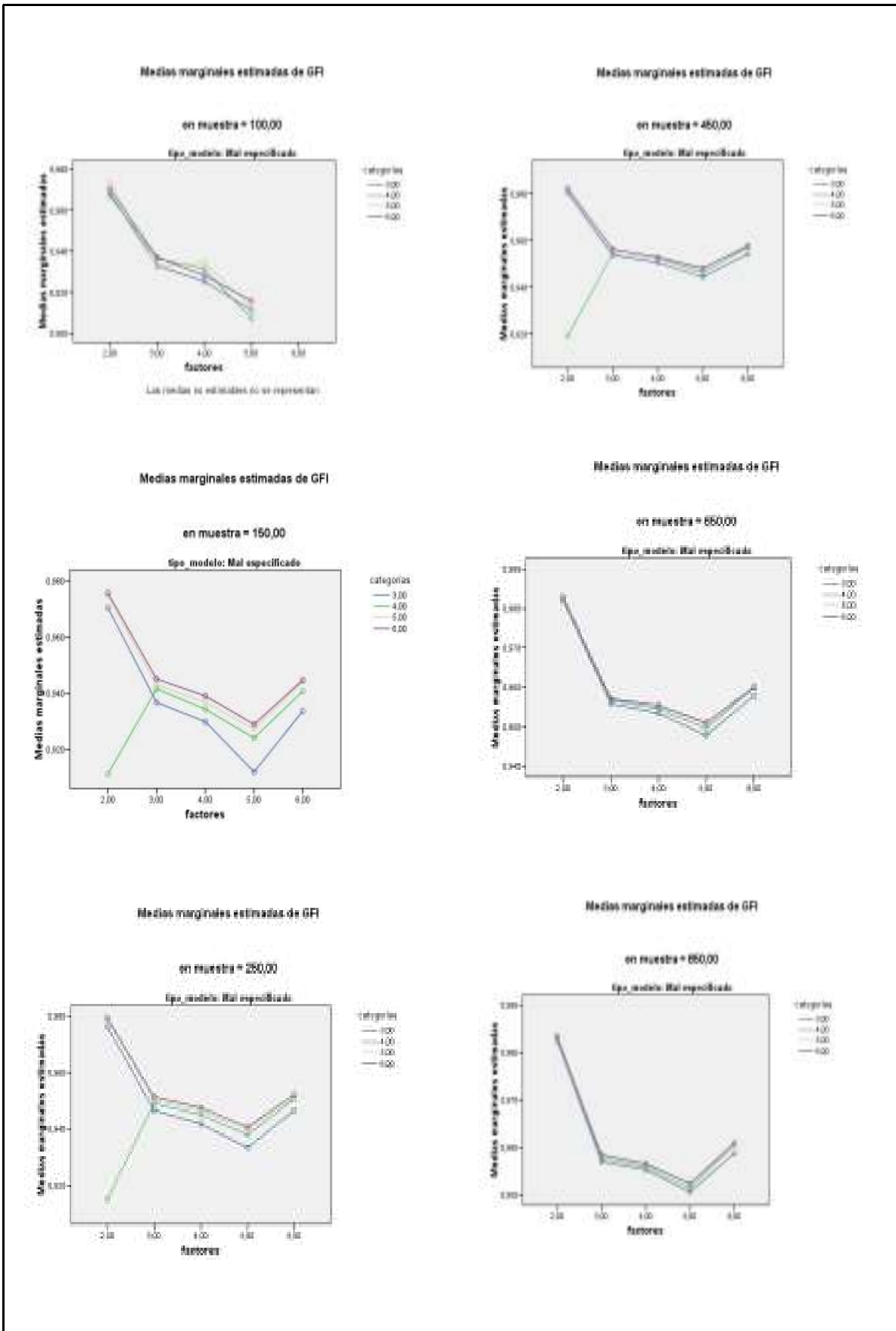


Figura 3.98. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para GFI

3.5.2.2. En modelos correctamente especificados

En modelos bien identificados se observa un efecto de interacción relevante en **factores*categorías** para AGFI ($\eta^2=.602$), RMR ($\eta^2=.498$), GFI ($\eta^2=.477$) (Figuras 3.99, 3.100 y 3.101, respectivamente) y en **factores*simetría** para AGFI ($\eta^2=.188$) (Figura 3.102), en **categorías*simetría** para AGFI ($\eta^2=.224$), RMR ($\eta^2=.166$) y GFI ($\eta^2=.153$) (Figuras 3.103, 3.104 y 3.105, respectivamente), en **factores*tamaño muestral** para AGFI ($\eta^2=.327$), GFI ($\eta^2=.259$) RMR ($\eta^2=.246$) (Figuras 3.106, 3.107 y 3.108, respectivamente), en **categorías*tamaño muestral** para AGFI ($\eta^2=.327$), RMR ($\eta^2=.254$) y GFI ($\eta^2=.236$) (Figuras 3.109, 3.110 y 3.111, respectivamente) y también en **simetría*tamaño muestral** para RMR ($\eta^2=.158$) y AGFI ($\eta^2=.151$) (Figuras 3.112 y 3.113, respectivamente).

En cuanto a interacciones de segundo orden hay efectos de interacción para **factores*categorías*simetría** en AGFI ($\eta^2=.460$), RMR ($\eta^2=.359$) y GFI ($\eta^2=.335$) (Figuras 3.114 3.115 y 3.116, respectivamente), para **factores*categorías*muestra** en AGFI ($\eta^2=.597$), RMR ($\eta^2=.499$) y GFI ($\eta^2=.472$) (Figuras 3.117, 3.118 y 3.119, respectivamente), para **factores*simetría*tamaño muestral** en AGFI ($\eta^2=.220$), GFI ($\eta^2=.169$) y RMR ($\eta^2=.153$) (Figuras 3.120, 3.121 y 3.122, respectivamente) y para **categorías*simetría*tamaño muestral** en AGFI ($\eta^2=.221$), RMR ($\eta^2=.156$) y GFI ($\eta^2=.142$) (Figuras 3.123, 3.124 y 3.125, respectivamente).

Finalmente, también se encuentran efectos de interacción para **factores*categoría*simetría*tamaño muestral** en AGFI ($\eta^2=.462$), RMR ($\eta^2=.365$) y GFI ($\eta^2=.348$).

a) factores*categorías

Respecto a la interacción factores*categorías en relación con el índice AGFI (Figura 3.99), se observa un ligero descenso al pasar de 2 a 5 factores, mientras que cuando se pasa de 5 a 6 factores el valor de este índice aumenta. Además, en líneas generales, cuanto mayor es el número de categorías, más alto es el valor de dicho índice. No obstante, cabe resaltar que los modelos de 2 factores con 4 categorías muestran un valor de AGFI muy inferior respecto a los valores correspondientes a los modelos del resto de categorías.

A partir de los valores de AGFI obtenidos, se aceptan todos los modelos, ya que siempre presentan valores superiores a 0.90.

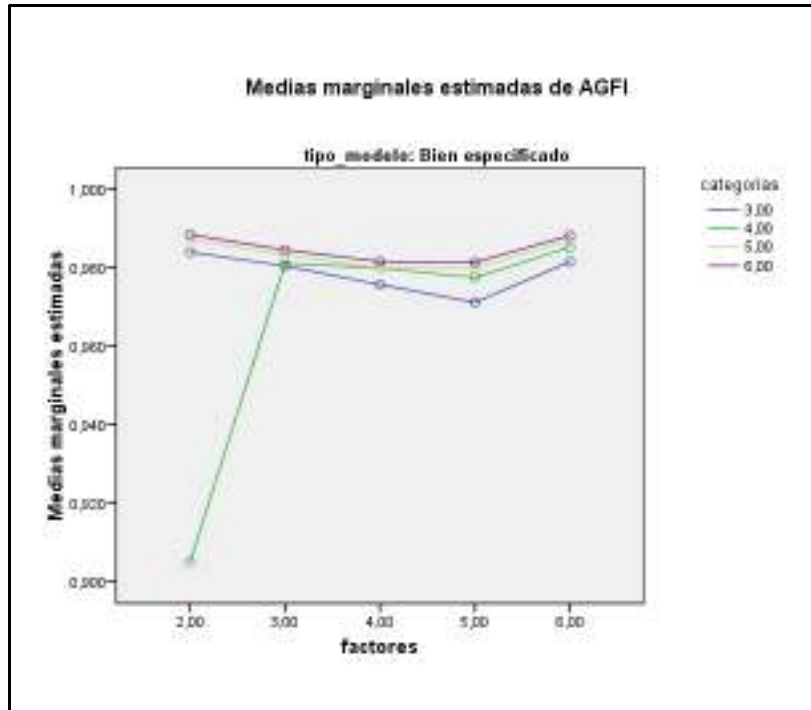


Figura 3.99. Número de factores por número de categorías para AGFI

En cuanto al índice RMR (Figura 3.100), sus valores tienden a aumentar al pasar de 2 a 5 factores y, al pasar de 5 a 6 factores, se observa un descenso. Cabe indicar que, según la tendencia general, cuanto mayor es el número de categorías, menor es el valor de este índice de bondad de ajuste. Sin embargo, los modelos con 2 factores y 4 categorías presentan un valor de RMR muy elevado en comparación con los valores de los modelos del resto de categorías.

De acuerdo con los resultados, se rechazan los modelos con 2 factores y 4 categorías. Además, los modelos con 5 factores y 3 categorías son susceptibles de ser rechazados, al presentar un valor muy cercano al punto de corte de 0.05.

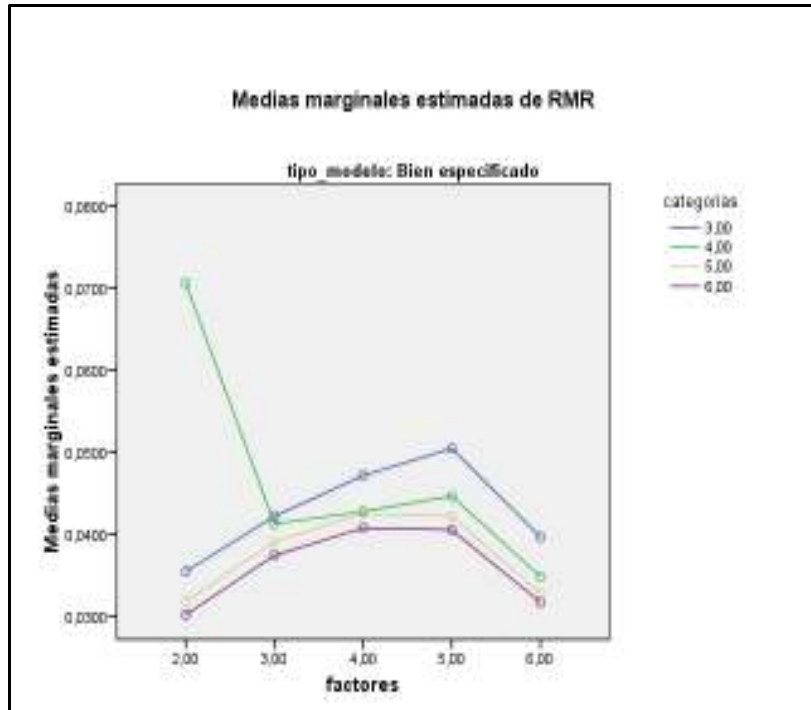


Figura 3.100. Número de factores por número de categorías para RMR

Por lo que respecta al índice GFI (Figura 3.101), se observa una tendencia descendente en este índice cuando los modelos pasan de tener 2 a 5 factores, mientras que al pasar de 5 a 6 factores los valores de GFI aumentan. Al mismo tiempo, generalmente los valores de GFI son más elevados cuanto mayor es el número de categorías de respuesta. De nuevo, los modelos con 2 factores y 4 categorías se apartan de esta tendencia, pues su valor en GFI es bastante inferior a los valores de los modelos del resto de categorías.

De acuerdo con los resultados obtenidos, se aceptan todos los modelos, ya que sus valores en el índice GFI siempre superan el punto de corte de 0.90.

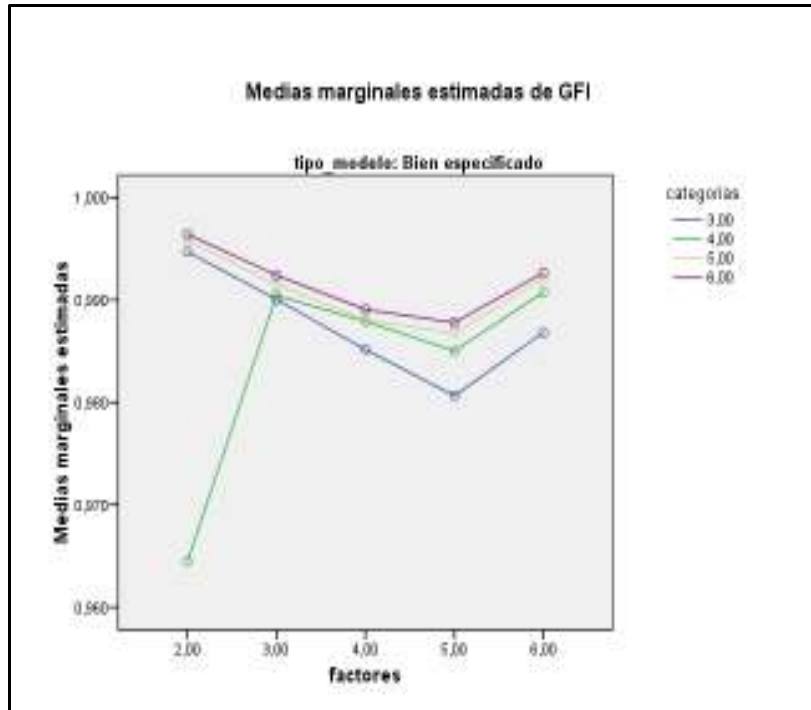


Figura 3.101. Número de factores por número de categorías para GFI

b) factores*simetría

En cuanto a la interacción factores*simetría respecto al índice AGFI (Figura 3.102), según los datos disponibles, los modelos en los que las respuestas a todos los ítems tienen distribución simétrica muestran un valor más alto de este índice que los modelos cuya distribución es asimétrica moderada o severa, independientemente del número de factores.

Se observa que los modelos con distribuciones asimétricas moderadas y severas presentan un comportamiento y unos valores similares. Sin embargo, los modelos que tienen 5 factores cuya distribución es asimétrica moderada presentan un valor más bajo de AGFI que el correspondiente a una distribución con asimetría severa.

Por otra parte, cabe destacar que, en comparación con modelos de 3 a 5 factores, los modelos con 2 factores cuyas distribuciones son asimétricas muestran valores de AGFI muy alejados del valor correspondiente a modelos con distribución simétrica.

De acuerdo con los valores obtenidos en el índice AGFI, se aceptan todos los modelos.

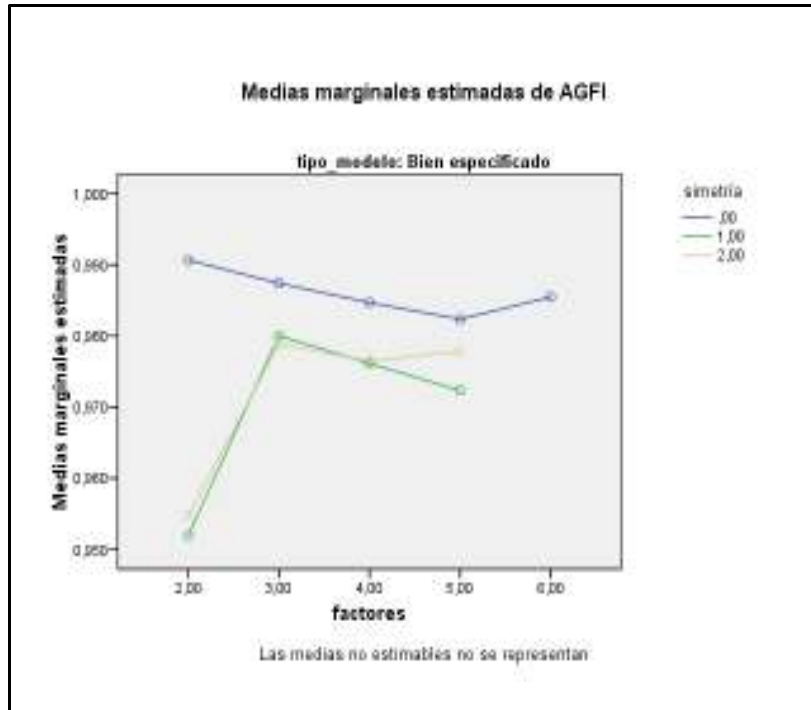


Figura 3.102. Número de factores por grado de asimetría para AGFI

c) categorías*simetría

Por lo que concierne a la interacción en categorías*simetría, puede observarse, respecto a AGFI (Figura 3.103), que los modelos con distribución simétrica de respuestas presentan unos valores en dicho índice superiores a las correspondientes a los modelos con distribución asimétrica, con independencia del número de categorías. Por su parte, los modelos con distribuciones asimétricas moderadas o severas presentan unos valores muy parecidos entre sí.

Es importante señalar que los modelos con 4 categorías de respuesta cuya distribución de respuestas es asimétrica muestran valores de AGFI muy alejados e inferiores a los correspondientes a modelos cuya distribución es simétrica, en comparación con los modelos que presentan 3, 5 ó 6 categorías.

A la vista de los valores de AGFI obtenidos, se aceptan todos los modelos, pues los índices AGFI obtenidos superan siempre el valor de 0.90.

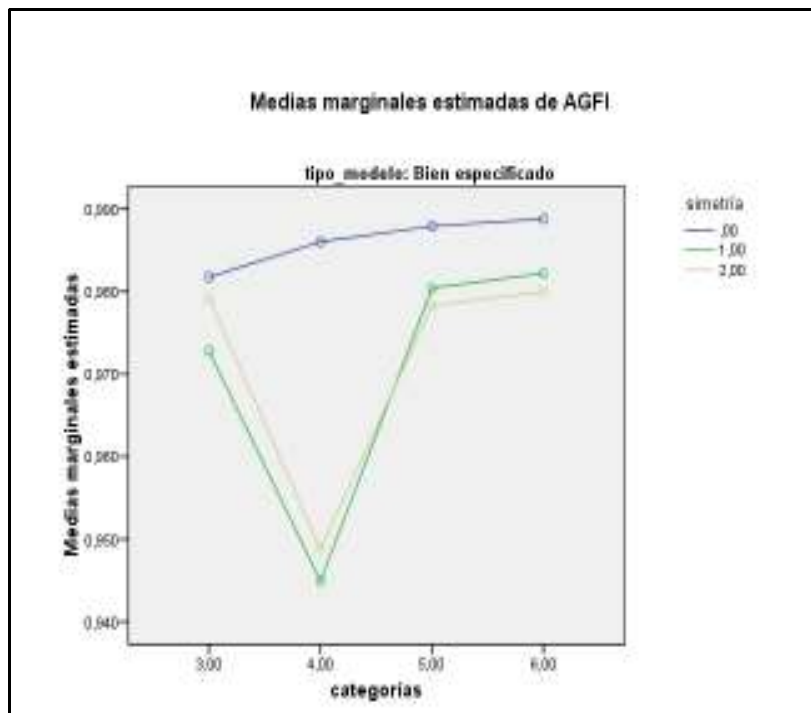


Figura 3.103. Número de categorías por grado de asimetría para AGFI

En el caso del índice RMR (Figura 3.104), son los modelos con distribución simétrica los que presentan valores más bajos que los modelos con distribución asimétrica. El índice RMR es muy parecido para modelos cuya distribución tiene asimetría moderada o severa.

Cabe tener en cuenta que los modelos con 4 categorías cuya distribución es asimétrica muestran valores de RMR muy alejados y superiores a los correspondientes a modelos cuya distribución es simétrica, en comparación con los modelos que tienen otro número de categorías.

A partir de los resultados obtenidos, se aceptan todos los modelos, excepto los que tienen 4 categorías y su distribución de respuestas es asimétrica moderada o severa por superar el punto de corte de 0.05.

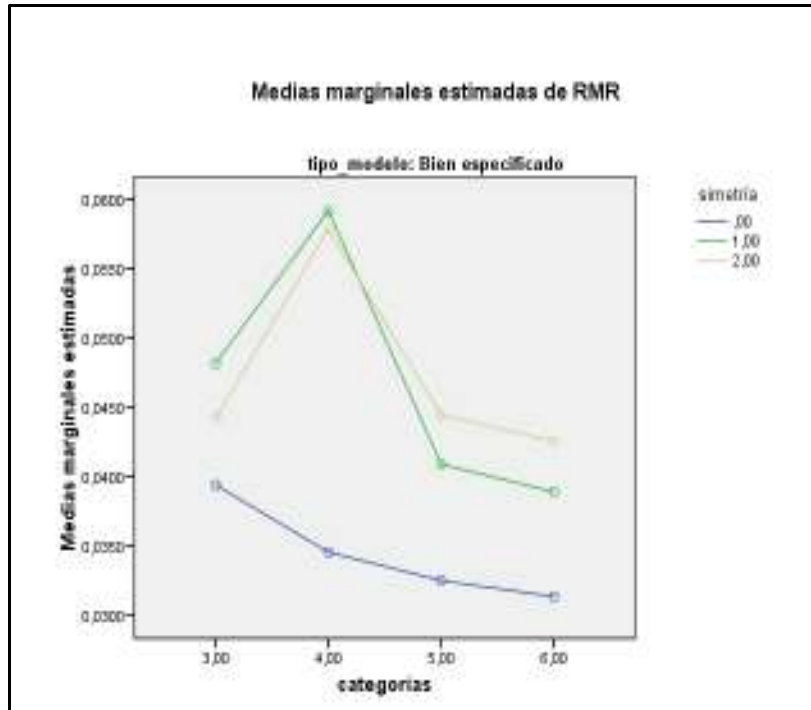


Figura 3.104. Número de categorías por grado de asimetría para RMR

En cuanto al índice GFI (Figura 3.105), se observa que son los modelos con distribución de respuestas simétrica los que, como ocurría con el índice AGFI (Figura 3.103), presentan valores más altos que los modelos con distribución asimétrica. A su vez, los modelos con distribución de respuestas asimétrica presentan valores parecidos tanto si la asimetría es moderada como severa.

Cabe resaltar que los modelos que tienen 4 categorías cuya distribución es asimétrica presentan valores de GFI muy alejados e inferiores al correspondiente a distribuciones simétricas, en comparación con los modelos que tienen 3, 5 ó 6 categorías.

Según los valores de GFI obtenidos, se aceptan todos los modelos con independencia de su grado de asimetría, al ser el índice GFI siempre superior al punto de corte de 0.90.

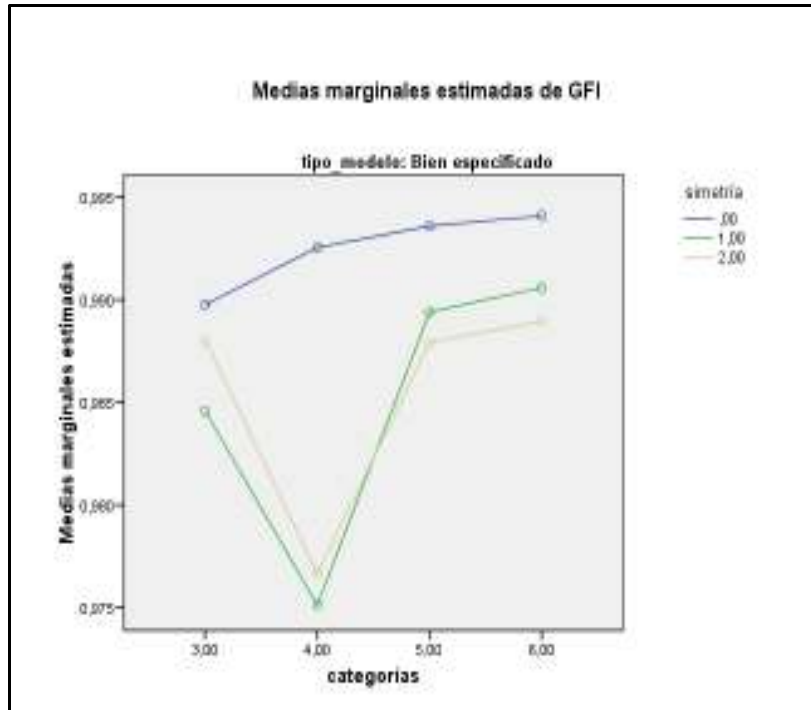


Figura 3.105. Número de categorías por grado de asimetría para GFI

d) factores*tamaño muestral

En cuanto a la interacción factores*tamaño muestral para AGFI (Figura 3.106), de acuerdo con los datos disponibles, dicho índice presenta un descenso más o menos acentuado de sus valores conforme los modelos aumentan el número de factores de 2 a 5 y, al pasar de 5 a 6 factores, este índice muestra cierto ascenso. A su vez, cuanto mayor es el tamaño muestral, más altos son los valores de AGFI. Sin embargo, los modelos con 2 factores que tienen un tamaño muestral entre 150 y 450 sujetos presentan valores de AGFI inferiores a los correspondientes para modelos con 100 sujetos.

De acuerdo con los resultados disponibles, se aceptan todos los modelos, ya que superan siempre el punto de corte para AGFI de 0.90.

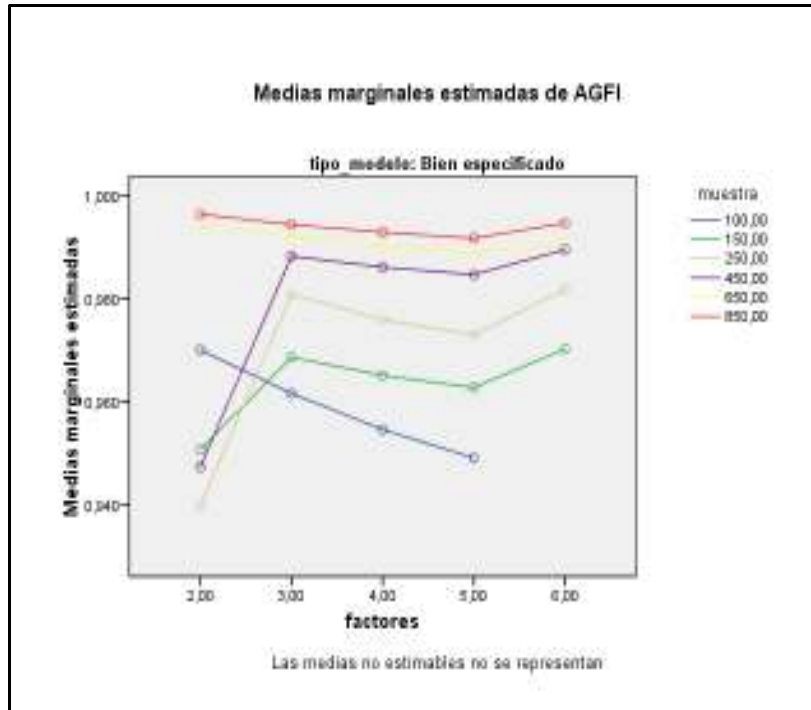


Figura 3.106. Número de factores por tamaño muestral para AGFI

En el caso del índice GFI (Figura 3.107) se da una situación parecida a la descrita para AGFI (Figura 3.106). Así, según los datos disponibles, se observa en líneas generales un descenso de los valores de GFI conforme aumenta de 2 a 5 el número de factores de los modelos, mientras que al pasar de 5 a 6 factores el índice GFI muestra un mayor o menor ascenso de sus valores. Además, cuantos más sujetos tienen los modelos, el valor que se obtiene en GFI es más elevado. Frente a ello, los modelos con 2 factores que tienen 100 sujetos superan los valores del índice GFI correspondientes a modelos con tamaños muestrales entre 150 y 450 sujetos. A su vez, el valor de GFI para modelos con 2 factores y 150 sujetos es casi idéntico al correspondiente a modelos con 450 sujetos.

Según los valores obtenidos para el índice GFI, se aceptan todos los modelos.

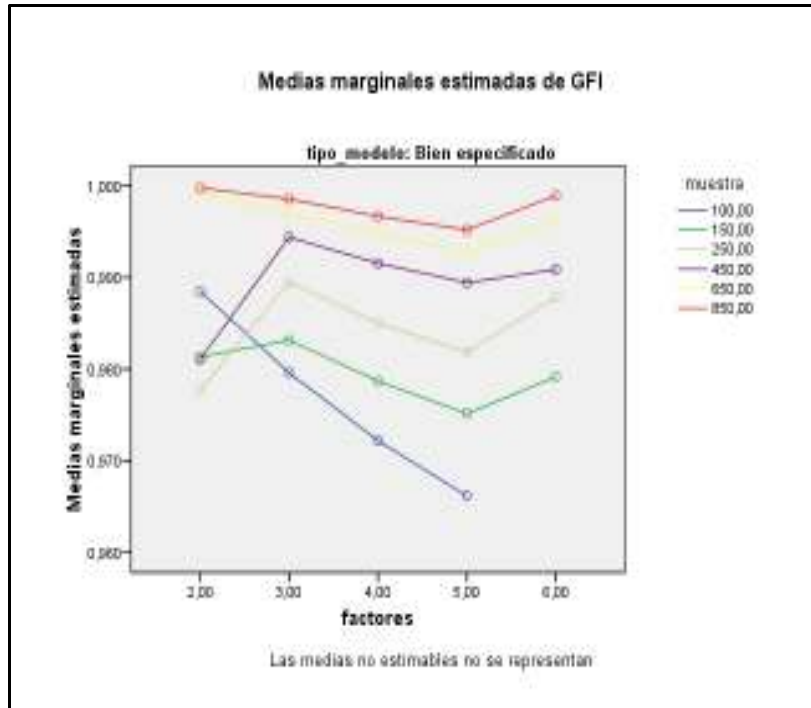


Figura 3.107. Número de factores por tamaño muestral para GFI

Respecto al índice RMR (Figura 3.108) cabe señalar que, según la tendencia general, se da un incremento de sus valores a medida que va aumentando el número de factores de 2 a 5 mientras que, al pasar de 5 a 6 factores, los valores de este índice disminuyen. Al mismo tiempo, cuanto mayor es el tamaño muestral, menor es el valor obtenido en RMR. De nuevo, los modelos con 2 factores muestran un comportamiento diferente a la tendencia descrita. En este sentido, se observan valores muy parecidos entre los modelos que tienen 100 y 450 sujetos, así como también entre los modelos que tienen 150 y 250 sujetos.

Según los resultados obtenidos con RMR, se rechazan todos los modelos que tienen un tamaño muestral de 100 y 150 sujetos, así como también los modelos con 250 sujetos que tienen 2 ó 5 factores.

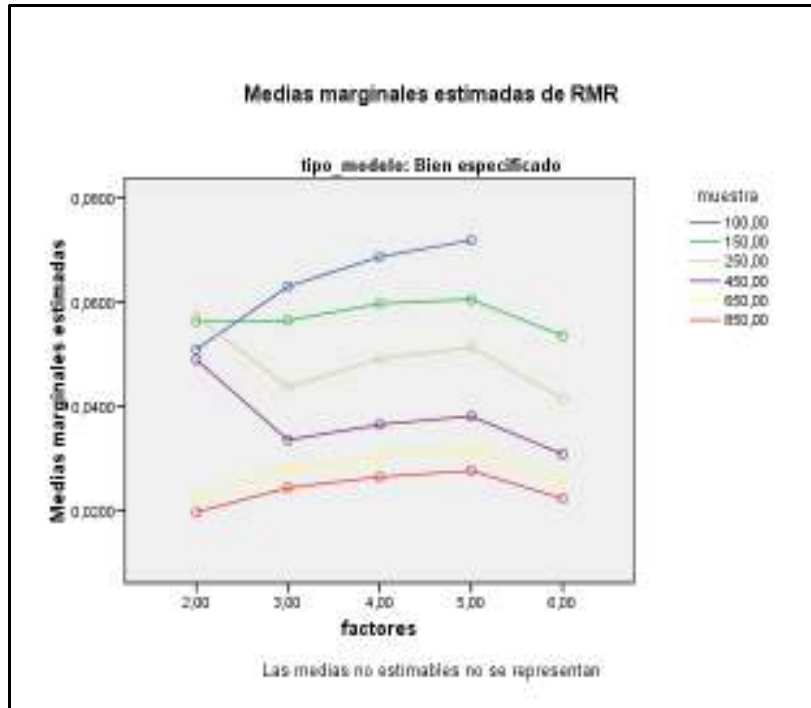


Figura 3.108. Número de factores por tamaño muestral para RMR

e) categorías*tamaño muestral

Por lo que respecta a la interacción categorías*tamaño muestral en relación con el índice AGFI (Figura 3.109) se observa que sus valores tienden a ir incrementándose levemente a medida que aumenta el número de categorías. A su vez, de forma genérica, cuanto mayor es el tamaño muestral, más alto es el valor de AGFI. Sin embargo, en el caso de modelos con 4 categorías los que tienen 100 sujetos muestran valores de AGFI más altos que los modelos que tienen entre 150 y 450 sujetos.

De acuerdo con los valores obtenidos, se aceptan todos los modelos, ya que todos muestran valores de AGFI superiores a 0.90.

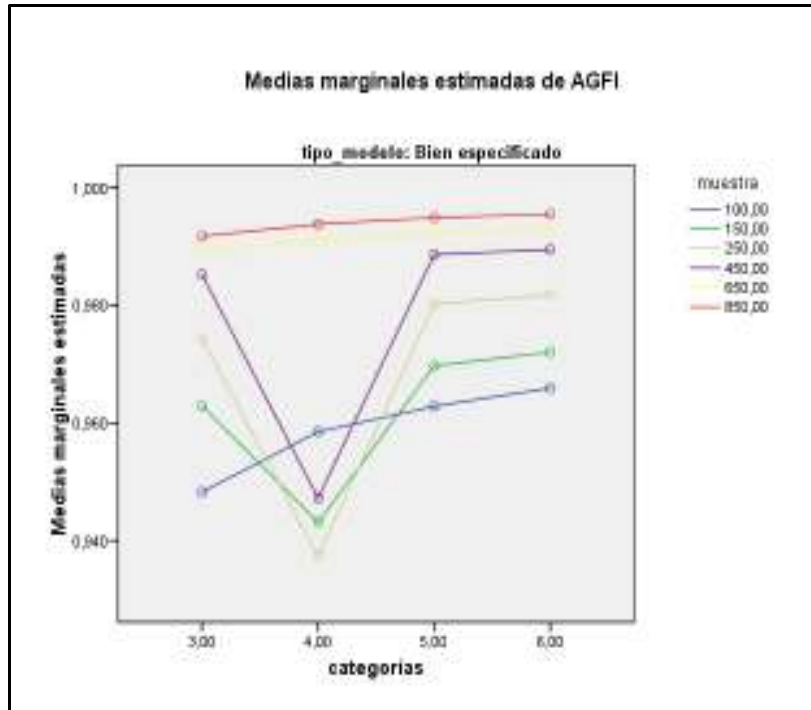


Figura 3.109. Número de categorías por tamaño muestral para AGFI

En cuanto al índice RMR (Figura 3.110), cuanto mayor es el tamaño muestral, menor es el valor que se obtiene en este índice de bondad de ajuste. Al mismo tiempo, la tendencia general consiste en un suave descenso de los valores de RMR a medida que crece el número de categorías. En relación con ello, cabe señalar que los modelos con un tamaño muestral entre 150 y 450 sujetos rompen esta tendencia, pues muestran incrementos notables de los valores de RMR al pasar de 3 a 4 categorías. A consecuencia de ello, dentro de los modelos con 4 categorías, los que tienen 250 sujetos presentan un valor de RMR casi idéntico a los modelos con 100 sujetos y, a su vez, los modelos con 150 sujetos muestran un valor en este índice que es superior a los valores correspondientes a los modelos con 100 y 250 sujetos.

De acuerdo con los valores obtenidos en RMR, se rechazan todos los modelos con 100 ó 150 sujetos, así como también los modelos con 4 categorías de respuesta que tienen 250 ó 450 sujetos. Por otra parte, los modelos con 3 categorías y 250 sujetos son susceptibles de ser rechazados, pues sus valores de RMR son cercanos al punto de corte de 0.05.

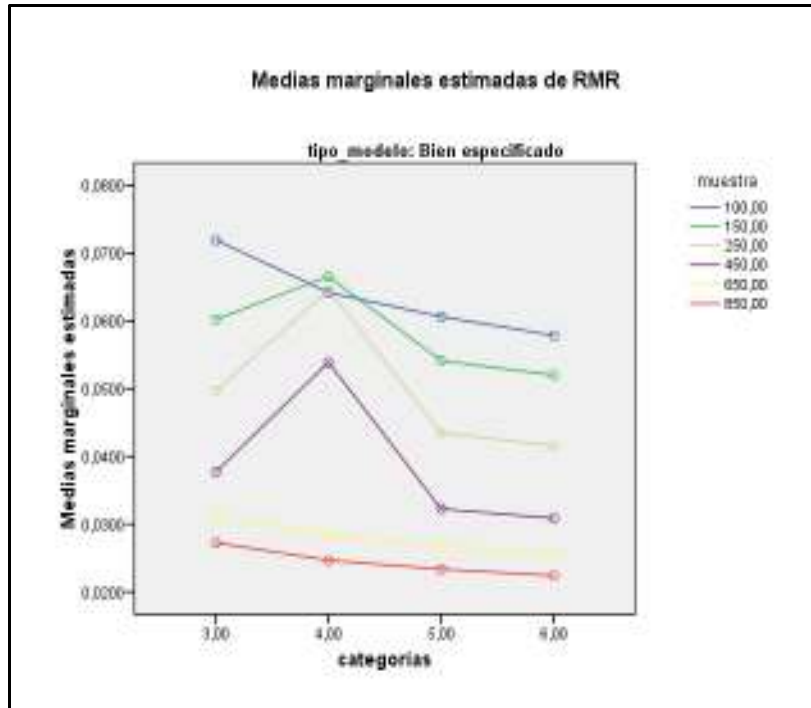


Figura 3.110. Número de categorías por tamaño muestral para RMR

El índice GFI (Figura 3.111) presenta una situación similar a la que muestra AGFI (Figura 3.109). En este sentido, se observa, una tendencia creciente de los valores de GFI a medida que va incrementándose el número de categorías. Además, los modelos con mayor número de sujetos son los que presentan un valor más elevado en el índice GFI. En este contexto, cabe resaltar que los modelos con 4 categorías que tienen entre 150 y 450 sujetos se apartan de la tendencia descrita, pues sus valores implican un marcado descenso de los valores de GFI al pasar de 3 a 4 categorías de respuesta. Concretamente, para modelos con 4 categorías de respuesta, los valores en este índice de bondad de ajuste para modelos con 150 y 250 sujetos son casi idénticos y menores que el valor correspondiente a modelos con 100 sujetos. Además, los modelos que tienen 100 sujetos y los que tienen 450 sujetos muestran valores de GFI bastante cercanos entre sí.

De acuerdo con los resultados obtenidos, todos los modelos se aceptan al mostrar siempre valores en el índice GFI mayores que el punto de corte de 0.90.

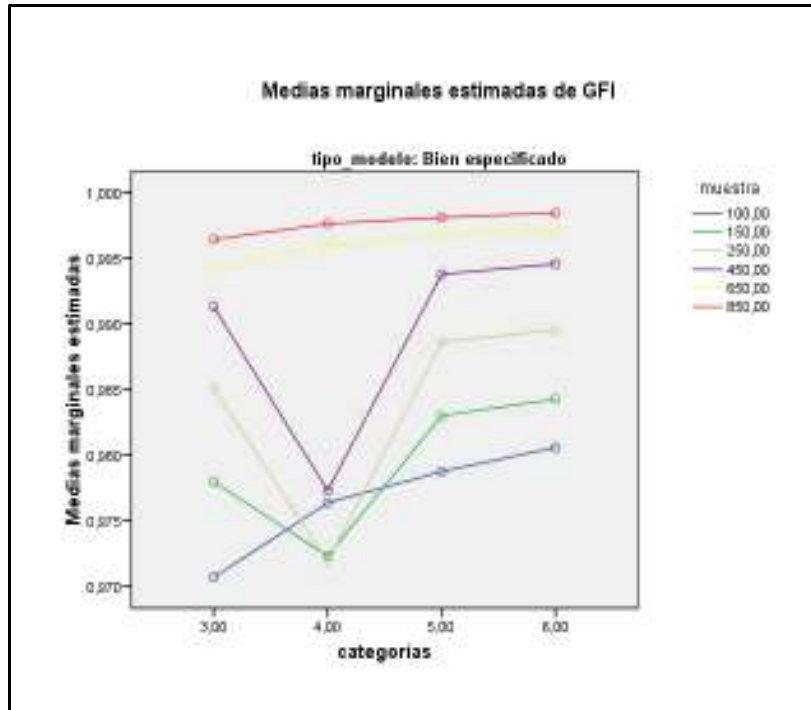


Figura 3.111. Número de categorías por tamaño muestral para GFI

f) simetría*tamaño muestral

En cuanto a la interacción simetría*tamaño muestral en relación con el índice de bondad de ajuste RMR (Figura 3.112), según los datos disponibles, cuanto mayor es el tamaño muestral del modelo, menor es el valor de RMR, con independencia del grado de asimetría de la distribución de respuestas. Al mismo tiempo, el índice RMR tiende a aumentar conforme se incrementa el grado de asimetría. No obstante, para modelos con 150 sujetos el aumento en el valor de RMR al pasar de una distribución simétrica a una distribución asimétrica moderada es algo más acentuado que para modelos con el resto de tamaños muestrales. Además, cuando la distribución pasa de tener asimetría moderada a tener asimetría severa, el valor de RMR en los modelos de 150 sujetos tiende a estabilizarse.

A partir de los resultados obtenidos para RMR, cabe señalar que se rechazan los modelos que tienen 100 sujetos, con independencia del grado de asimetría de su distribución de respuestas. También se rechazan los modelos que tienen 150 ó 250 sujetos cuya distribución tiene asimetría moderada o severa. Además, son susceptibles de ser rechazados los modelos con 450 sujetos con asimetría severa.

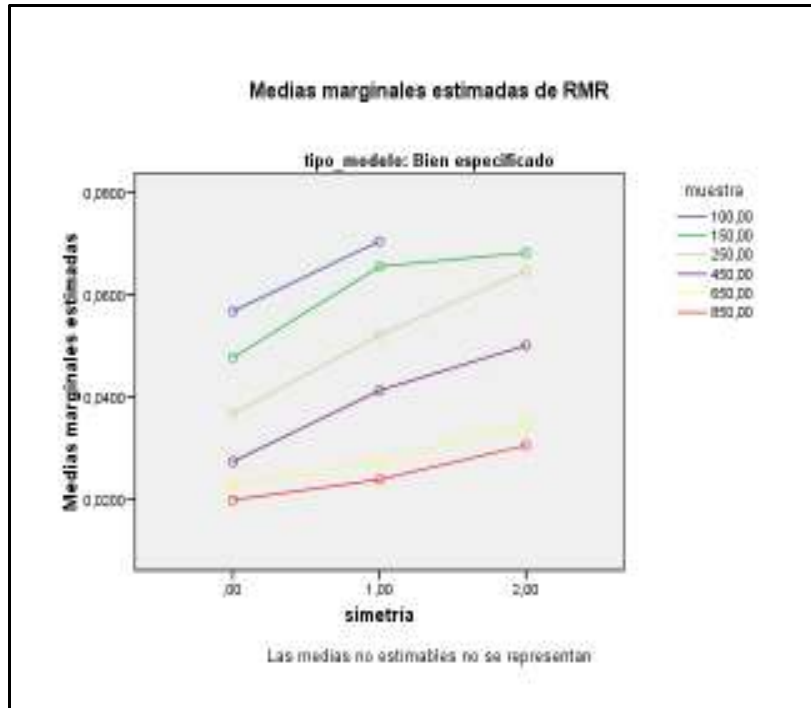


Figura 3.112. Grado de asimetría por tamaño muestral para RMR

En cuanto a los resultados obtenidos para el índice AGFI (Figura 3.113), su valor es más alto cuantos más sujetos hay en los modelos.

Se observa que los modelos que tienen 650 u 850 sujetos presentan valores de AGFI bastante cercanos entre sí que descienden suavemente de manera constante conforme aumenta el grado de asimetría. Frente a este comportamiento, de acuerdo con los datos disponibles, los modelos de los restantes tamaños muestrales presentan un descenso más marcado al pasar de distribuciones simétricas a distribuciones con asimetría moderada. Esto ocurre especialmente los modelos con 150 sujetos que, a su vez, cuando las distribuciones pasan de asimetría moderada a asimetría severa, aumentan sus valores de AGFI frente a la tendencia descendente del resto de modelos.

Cabe señalar que se aceptan todos los modelos, dado que en el índice AGFI siempre se supera el valor 0.90.

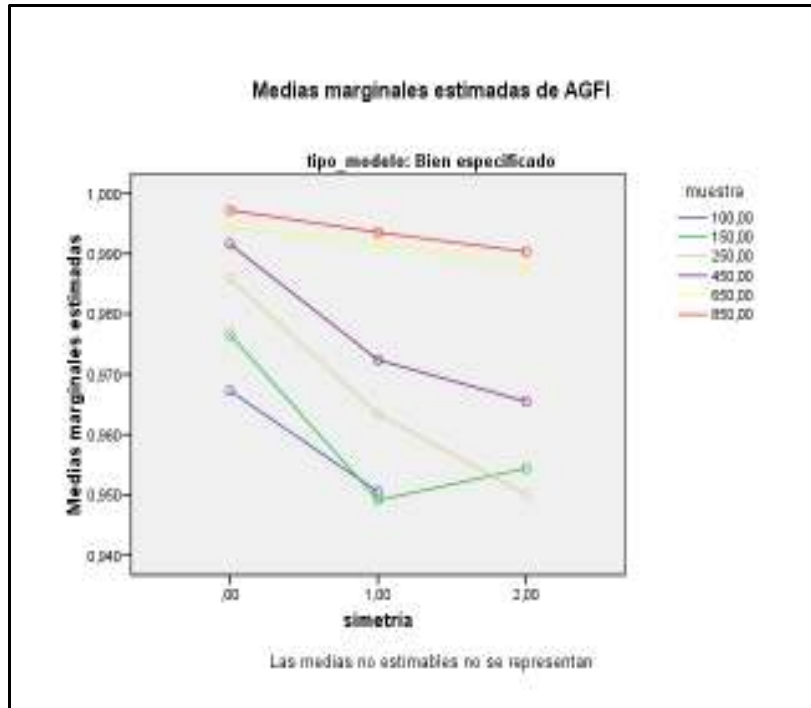


Figura 3.113. Grado de asimetría por tamaño muestral para AGFI

g) factores*categorías*simetría

Por lo que concierne a la interacción factores*categorías*simetría para AGFI (Figura 3.114) se observa que, en modelos con distribución de respuestas simétrica, cuanto mayor es el número de categorías, más alto es el valor de dicho índice. Además, los valores de este índice, que se encuentran más cercanos entre sí cuantas más categorías de respuesta tiene el modelo, van disminuyendo conforme se incrementa el número de factores de 2 a 5, mientras que muestran un aumento al pasar de 5 a 6 factores.

Para los modelos con distribución asimétrica moderada los valores de AGFI, que van decreciendo levemente conforme aumenta el número de factores, también son más elevados cuando el número de categorías es mayor, si bien estos valores para las diferentes categorías son más cercanos entre sí en comparación con los modelos cuya distribución es simétrica. No obstante, los modelos que presentan 2 factores y 4 categorías rompen esta tendencia y, además, muestran valores de AGFI inferiores y muy distantes a los valores correspondientes a los modelos del resto de categorías.

Por lo que respecta a los modelos con distribución asimétrica severa, si bien también hay cierta tendencia a que los valores de AGFI disminuyan levemente cuando se incrementa el número de factores, no se observa una clara relación entre el número de categorías y un mayor o menor valor de AGFI. De nuevo, los modelos que tienen 2 factores y 4 categorías presentan valores menores en este índice de bondad de ajuste y muy alejados de los valores pertenecientes a los modelos del resto de categorías.

De acuerdo con los valores de AGFI obtenidos, se rechazan los modelos bien especificados que tienen 2 factores y 4 categorías cuya distribución de respuestas es moderada o severa.

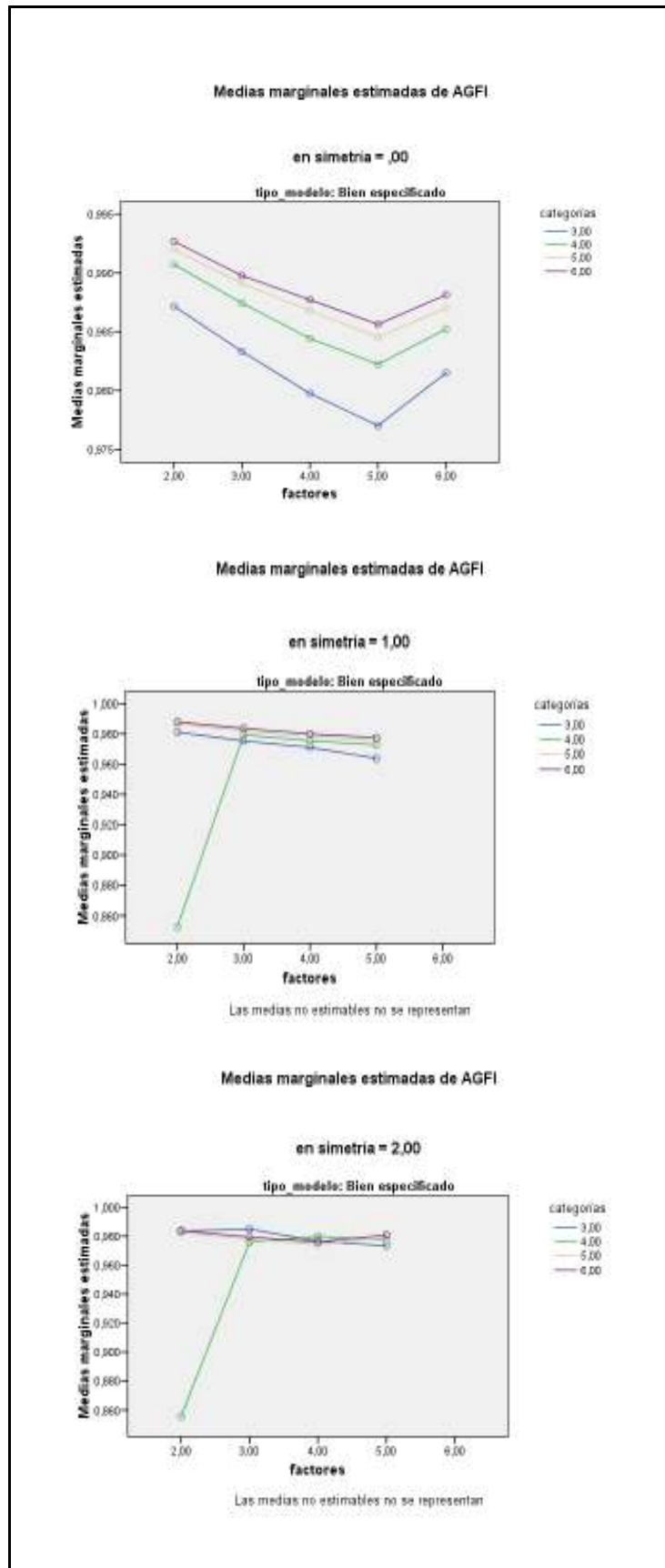


Figura 3.114. Número de factores por número de categorías por grado de asimetría para AGFI

En cuanto al índice RMR (Figura 3.115), a medida que va incrementándose el número de factores, los modelos con distribución de respuestas simétrica muestran valores de RMR más altos al pasar de 2 a 5 factores mientras que, cuando se pasa de 5 a 6 factores, el valor de este índice disminuye. En los modelos cuyas distribuciones tienen asimetría moderada o severa, según los datos disponibles, va también incrementándose el valor de este índice de bondad de ajuste, desde una perspectiva global, al pasar de 2 a 5 factores.

Por otra parte, para modelos que tienen distribuciones de respuesta simétricas o con asimetría moderada, cuanto mayor es el número de categorías de los modelos correctos, menor es el valor de dicho índice. Además, los valores obtenidos para las distintas categorías son más cercanos entre sí, con independencia del número de factores, para distribuciones con asimetría moderada. Sin embargo, cuando se trata de modelos con asimetría severa no se observa una clara relación entre el número de categorías y el valor de RMR obtenido.

Cabe resaltar que los modelos con 2 factores y 4 categorías cuya distribución de respuestas tiene asimetría moderada o severa presentan valores más elevados en RMR y muy alejados de los valores correspondientes a modelos del resto de categorías.

De acuerdo con los resultados obtenidos en RMR, se aceptan todos los modelos con distribución simétrica de respuestas. Cuando los modelos tienen asimetría moderada o severa, se rechazan los que tienen 2 factores y 4 categorías, así como también los modelos que tienen 5 factores y 3 categorías. Cabe señalar que los modelos que tienen 4 factores y 3 categorías cuya distribución de respuestas es asimétrica moderada y los que tienen 4 factores y 5 categorías con una distribución asimétrica severa son susceptibles de ser rechazados.

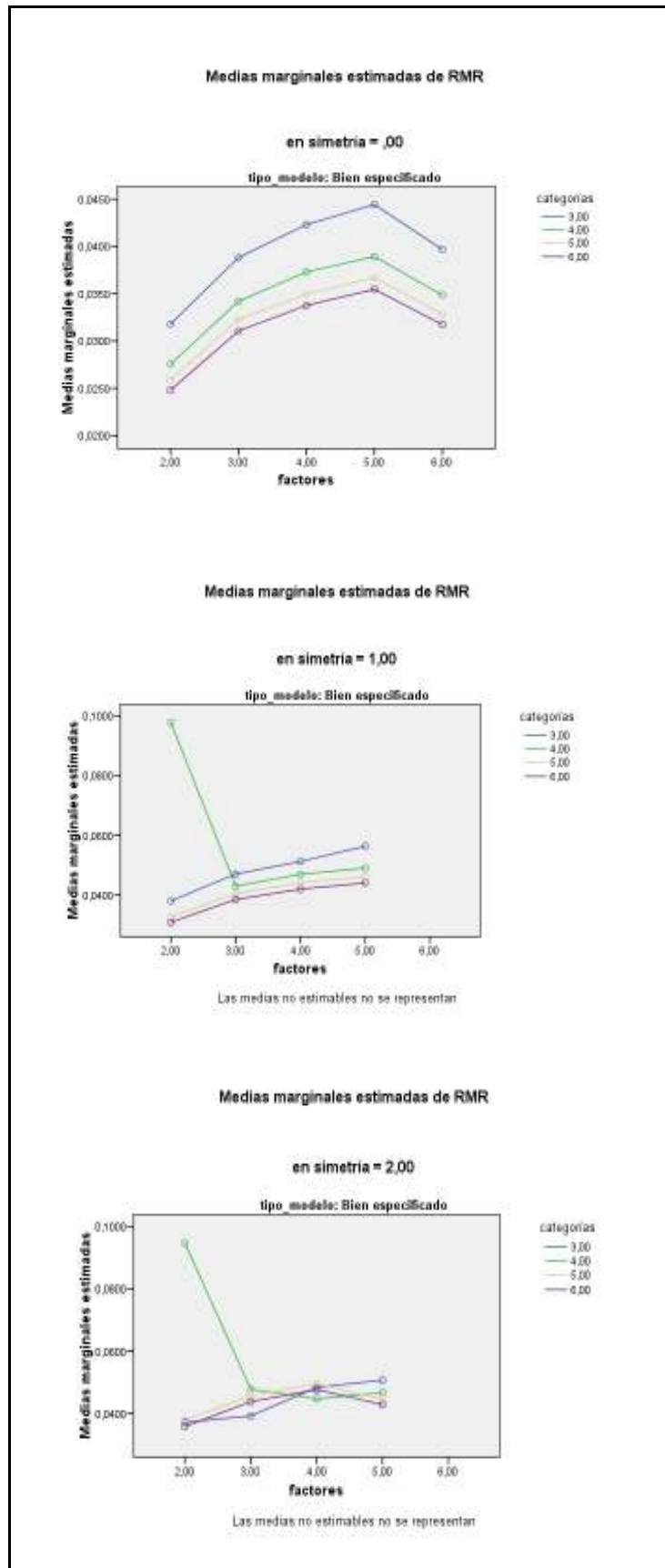


Figura 3.115. Número de factores por número de categorías por grado de asimetría para RMR

Respecto a los valores del índice GFI (Figura 3.116) cabe señalar que, para modelos cuya distribución de respuestas es simétrica, a medida que se incrementa el número de factores de 2 a 5, los valores de GFI van disminuyendo progresivamente, mientras que tales valores aumentan al pasar de 5 a 6 factores. Cuando se trata de distribuciones asimétricas moderadas o severas, desde una perspectiva global, los valores del índice GFI van disminuyendo progresivamente, según los resultados disponibles.

Cabe destacar que, para modelos cuya distribución de respuestas es simétrica o asimétrica moderada, cuanto mayor número de categorías tienen los modelos, más elevado es el valor obtenido en GFI. En este sentido, los valores obtenidos para las diferentes categorías de respuesta, sea cual sea el número de factores, son más próximos entre sí para modelos con distribución asimétrica moderada que para modelos con distribución simétrica. En modelos con una distribución asimétrica severa no se observa una clara relación entre el número de categorías y el valor del índice GFI.

Los modelos con 2 factores y 4 categorías cuya distribución de respuestas tiene asimetría moderada o severa destacan por mostrar valores en GFI más pequeños y muy alejados de los valores correspondientes a modelos del resto de categorías.

Según los resultados obtenidos, se aceptan todos los modelos, pues siempre presentan valores de GFI que superan el punto de corte de 0.90.

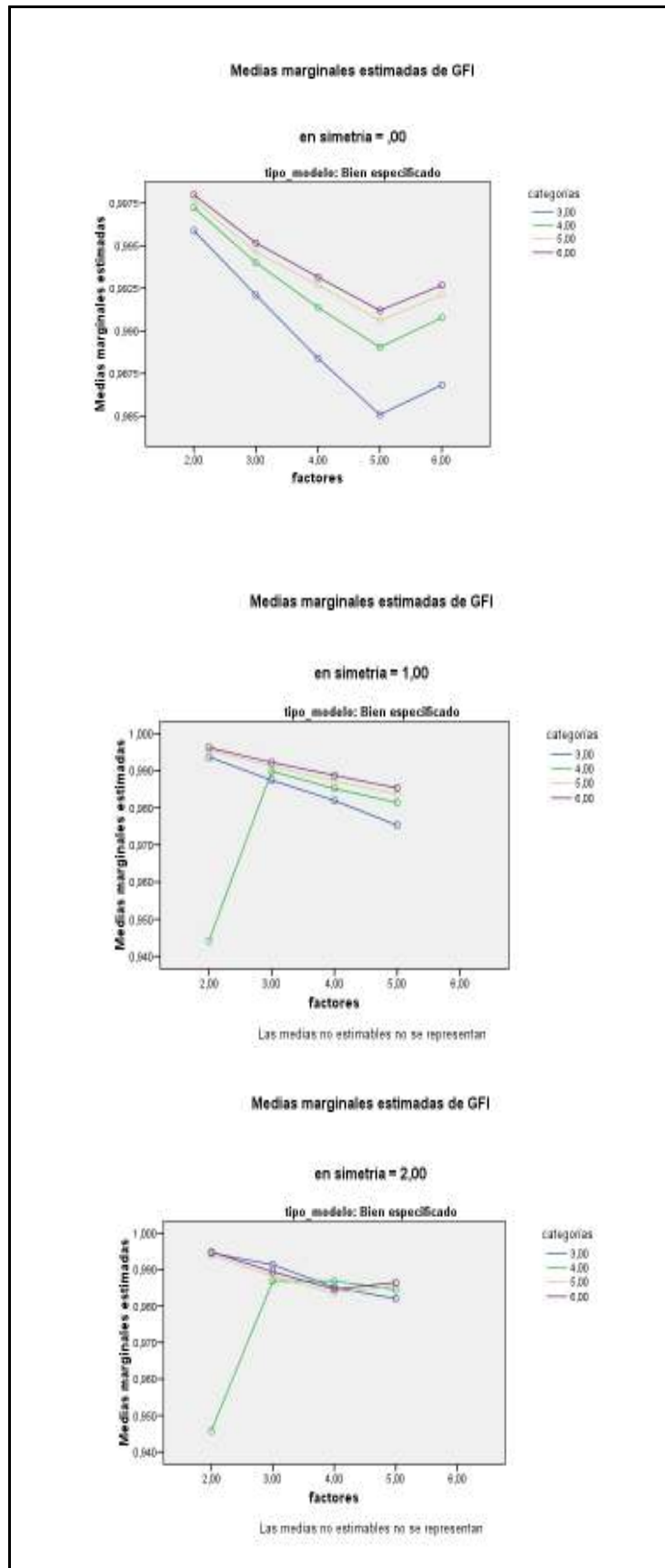


Figura 3.116. Número de factores por número de categorías por grado de asimetría para GFI

h) factores*categorías*tamaño muestral

En relación con la interacción factores*categorías*tamaño muestral para el índice AGFI (Figura 3.117), según los datos disponibles, para modelos con 100 sujetos el valor de este índice disminuye a medida que se incrementa de 2 a 5 el número de factores. Por otra parte, cuanto mayor es el número de categorías, más alto es el valor de AGFI. A este respecto, se observa que los valores de AGFI para las categorías pertenecientes a un determinado número de factores se encuentran algo más cercanos entre sí cuantas más categorías de respuesta tiene el modelo.

Conforme aumenta el tamaño muestral de 150 a 450 sujetos, los modelos presentan unos valores de AGFI que son más estables y similares entre sí, con independencia del número de factores. Sin embargo, en este contexto los modelos con 2 factores y 4 categorías presentan valores de AGFI más bajos y muy alejados de los valores correspondientes a los modelos del resto de categorías.

Por su parte, los valores de AGFI de los modelos con 650 y 850 sujetos muestran un comportamiento similar al descrito para modelos con 100 sujetos. No obstante, en esta ocasión los resultados muestran la tendencia de tales valores a aumentar cuando se pasa de 5 a 6 factores, así como también que los valores obtenidos en este índice, al ser más cercanos a 1, son superiores a los valores observados para modelos con 100 sujetos.

Cabe destacar que únicamente se rechazan los modelos con 2 factores y 4 categorías cuyo tamaño muestral se encuentra entre 150 y 450 sujetos, ya que los valores de AGFI se encuentran por debajo del punto de corte de 0.90.

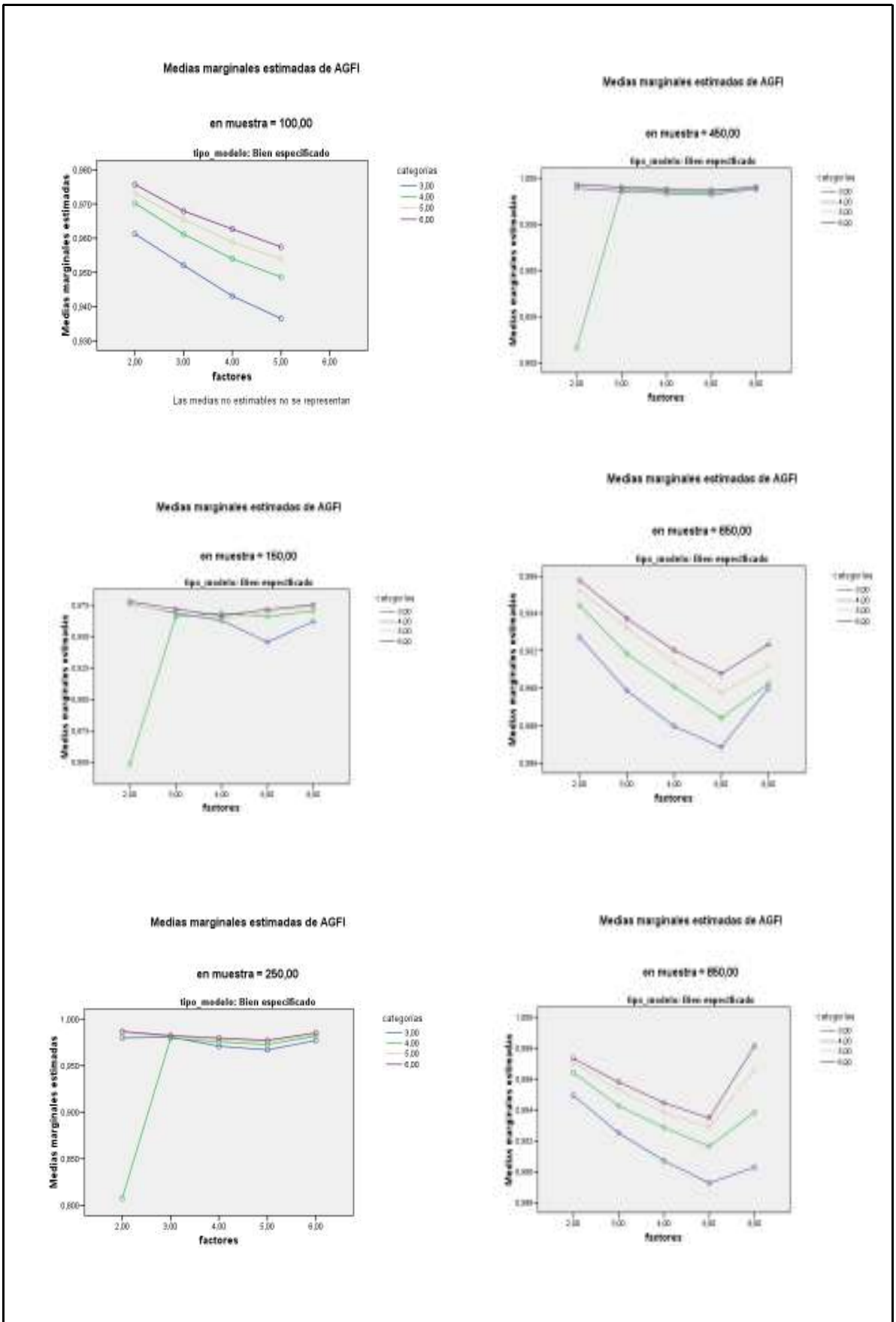


Figura 3.117. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para AGFI

Por su parte, el índice RMR (Figura 3.118), según los datos disponibles para modelos con 100 sujetos, tiende a aumentar a medida que los modelos tienen un mayor número de factores. Al mismo tiempo, se obtiene un menor valor de RMR cuantas más categorías de respuesta tengan los modelos. En relación con ello, los valores de este índice que presentan las categorías correspondientes a un determinado número de factores son más cercanos entre sí cuanto mayor es el número de sujetos.

Cuando se trata de modelos entre 150 y 450 sujetos, conforme aumenta el tamaño muestral, los valores de RMR correspondientes a las diferentes categorías analizadas tienden a ser más bajos cuanto mayor es el número de categorías del modelo. Además, a medida que se alcanzan los 450 sujetos, los valores de este índice para las diferentes categorías tienden a estar más cercanos entre sí cuantas más categorías de respuesta presentan los modelos en relación con un determinado número de factores.

Además, respecto a los modelos con tamaños muestrales entre 150 y 450 sujetos, puede observarse, a grandes rasgos, que cuando sus factores aumentan de 2 a 5, tiene lugar un incremento en los valores de RMR, mientras que al pasar de 5 a 6 factores, los valores de RMR disminuyen. Sin embargo, los modelos con 150 sujetos que tienen de 2 a 4 factores y 4 categorías de respuesta no siguen la tendencia ascendente que muestra el resto de modelos con el mismo tamaño muestral. Por otra parte, los modelos con 2 factores y 4 categorías presentan unos valores de RMR muy superiores y alejados de los valores correspondientes a los modelos del resto de categorías.

En los modelos de 650 y 850 sujetos se observa que el comportamiento de los valores del índice RMR son similares a los observados para modelos con 100 sujetos. En este caso, los datos indican que hay una disminución en este índice al pasar de 5 a 6 factores y que los valores entre los que se mueve RMR son inferiores a 0.04, mientras que los mostrados por parte de los modelos con 100 sujetos son superiores a 0.04.

De acuerdo con los valores obtenidos, se rechazan tanto los modelos bien especificados con 100 sujetos (a excepción de los que tienen 2 factores y 5 ó 6 categorías) como los modelos con 150 sujetos (excepto los que tienen 2 factores y 3, 5 ó 6 categorías y los que tienen 6 factores y 6 categorías). También se rechazan los modelos con 250 sujetos que tienen 4 ó 5 factores y 3 ó 4 categorías, además de los modelos con un tamaño muestral entre 150 y 450 sujetos que tienen 2 factores y 4 categorías. En cambio, se aceptan todos los modelos que tienen un tamaño muestral de 650 u 850 sujetos. Cabe destacar que los modelos que tienen 150 sujetos con 6 factores y 5 categorías, así como también los modelos con 250 sujetos con 5 factores y 5 categorías, son susceptibles de ser rechazados por presentar un valor de RMR cercano al punto de corte de 0.05.

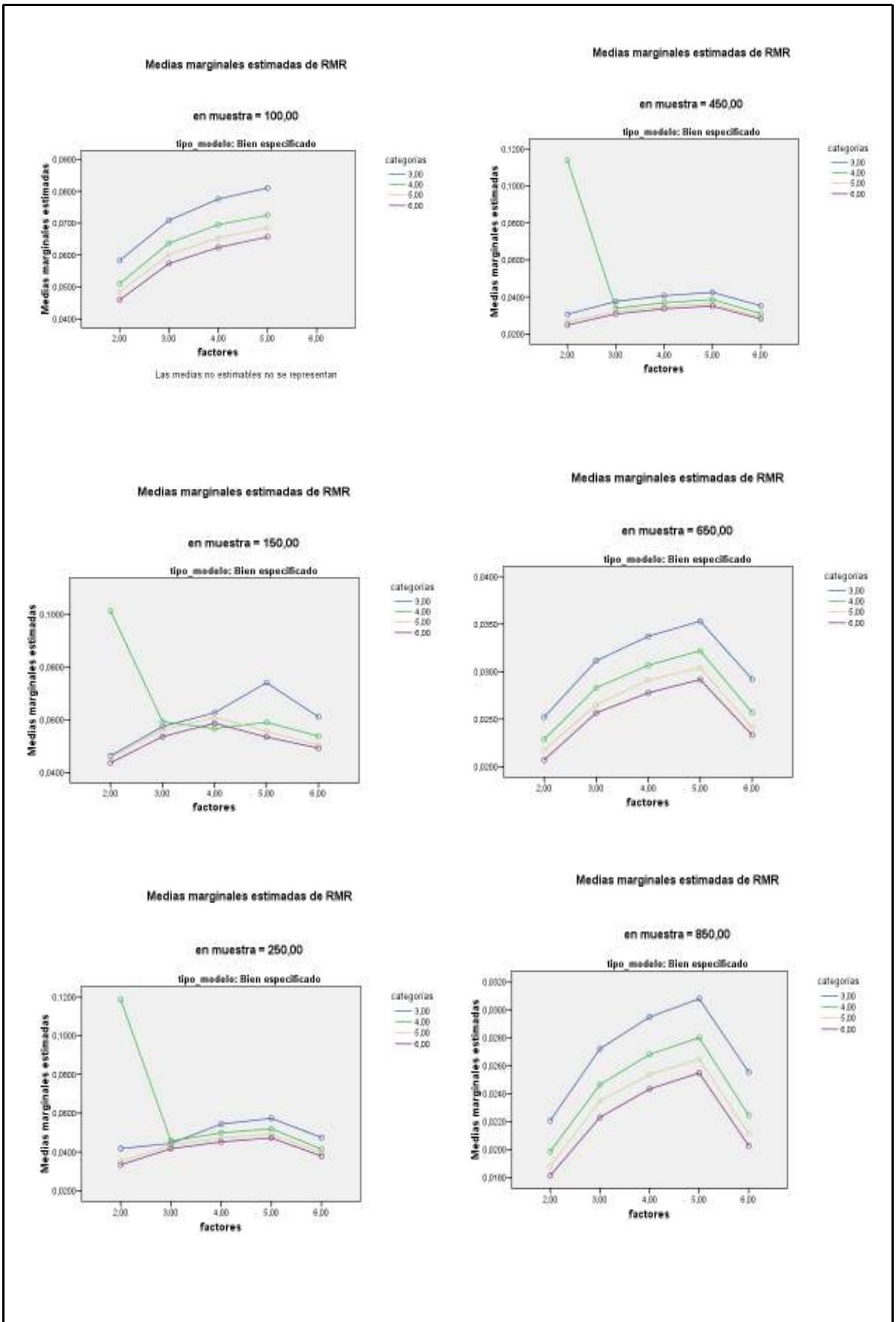


Figura 3.118. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para RMR

En relación con el índice GFI (Figura 3.119), de acuerdo con los datos disponibles, cabe señalar que los modelos con 100 sujetos presentan unos valores más altos en dicho índice cuanto mayor es el número de categorías. Además, el índice GFI disminuye conforme aumenta de 2 a 5 el número de factores de los modelos y, al mismo tiempo, la distancia entre los valores correspondientes a las categorías de los modelos que tienen un determinado número de factores va aumentando progresivamente (especialmente a partir de 4 factores para 3 categorías de respuesta).

Cuando se comparan entre sí los modelos cuyo tamaño muestral oscila entre 150 y 450 sujetos, a medida que aumenta el número de sujetos los valores de GFI para las distintas categorías de un determinado número de factores tienden a ser más cercanos entre sí y, además, tales valores van mostrando con mayor claridad una tendencia levemente decreciente al pasar de 2 a 5 factores y levemente creciente al pasar de 5 a 6 factores. Frente a esta tendencia general, cabe destacar el hecho de que los modelos que tienen 2 factores y 4 categorías muestran valores en el índice GFI muy inferiores y alejados de los valores correspondientes a modelos del resto de categorías.

Los modelos con 650 y 850 sujetos muestran un comportamiento parecido al descrito para modelos con 100 sujetos. En este sentido, se observa una tendencia descendente del índice GFI a medida que se incrementa de 2 a 5 el número de factores de los modelos. También para modelos con 650 y 850 sujetos se obtienen valores de GFI mayores cuantas más categorías tienen los modelos y la distancia entre los valores que muestran las categorías para un determinado número de factores se va incrementando de manera progresiva. Además, en los modelos cuyas muestras tienen 650 u 850 sujetos se observa que, al pasar de 5 a 6 factores, los valores del índice GFI aumentan. En relación con ello, para modelos con 650 sujetos que tienen 6 factores los valores de GFI para 5 y 6 categorías son cercanos entre sí, mientras que para modelos con 850 sujetos que tienen 6 factores los valores de este índice son casi idénticos para 4, 5 y 6 categorías de respuesta.

Según los resultados obtenidos, se aceptan todos los modelos, dado que sus valores de GFI superan el punto de corte de 0.90.

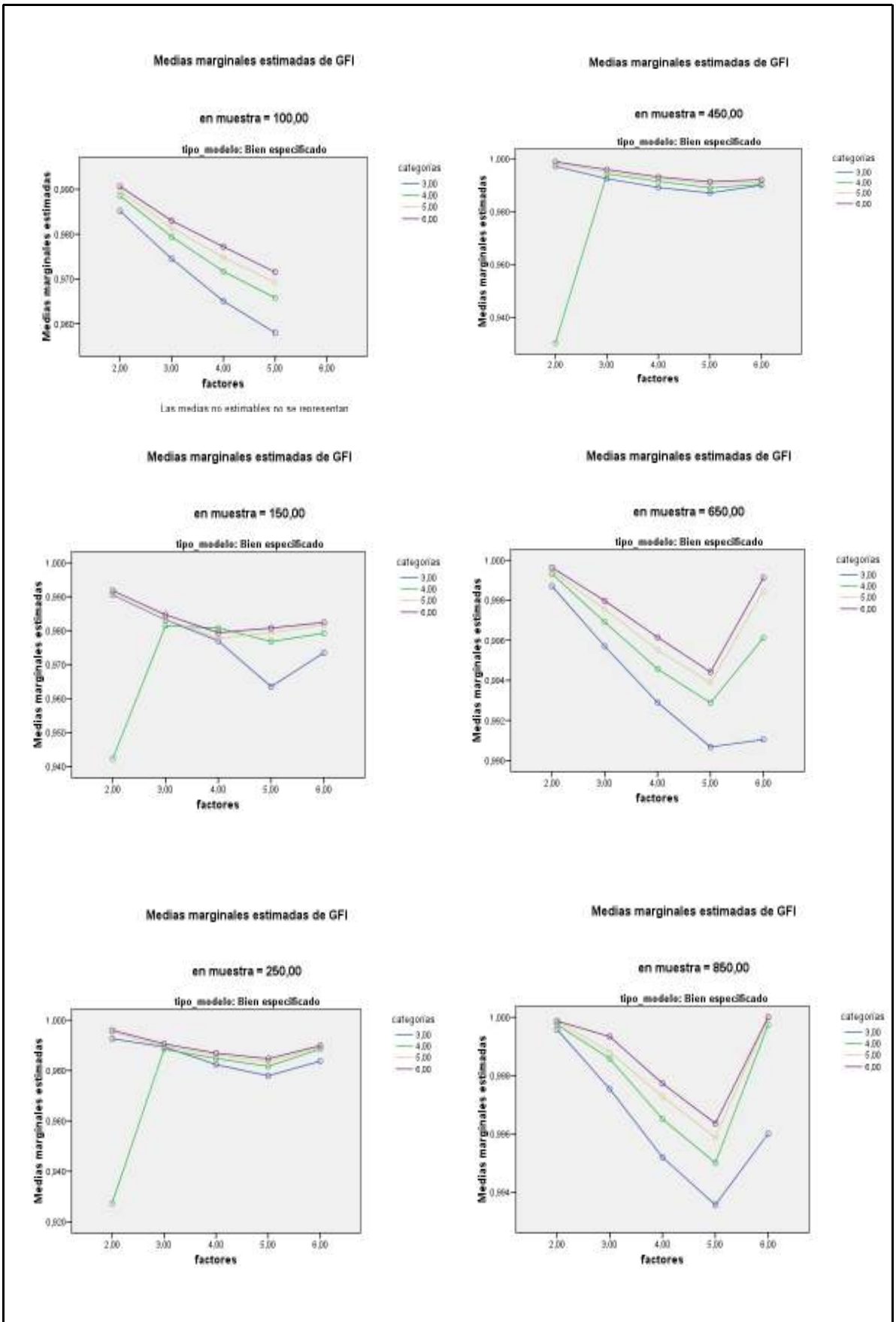


Figura 3.119. Número de factores por número de categorías por tamaño muestral para GFI

i) factores*simetría*tamaño muestral

Según los datos disponibles respecto a la interacción factores*simetría*tamaño muestral en relación con el índice AGFI (Figura 3.120), para cualquier tamaño muestral, el valor de AGFI disminuye a medida que se incrementa el número de factores del modelo. Sin embargo, en modelos con 450 sujetos se tiende a cierta estabilidad en el índice AGFI cuando las distribuciones de respuesta son simétricas o asimétricas moderadas.

Por otra parte, para todos los tamaños muestrales analizados se observa que, con independencia del número de factores, cuanto mayor es el grado de asimetría, menor es el valor AGFI obtenido. No obstante, para modelos con 150 sujetos que tienen 2 factores y cuya distribución de respuestas tiene asimetría moderada, esta relación no se cumple pues, en tal caso, el valor de AGFI es inferior al correspondiente a los modelos con distribución simétrica o asimétrica severa.

Cabe resaltar que los modelos con 250 y 450 sujetos que tienen 2 factores y una distribución de respuestas con asimetría moderada o severa muestran valores de AGFI muy similares entre sí y bastante inferiores al valor obtenido para modelos con distribución simétrica.

Los modelos con 650 y 850 sujetos muestran un comportamiento parecido a los modelos con 100 sujetos, en el sentido de que los valores del índice AGFI para los diferentes grados de asimetría de la distribución de respuestas permanecen bastante distanciados entre sí según aumenta el número de factores.

De acuerdo con los resultados obtenidos para AGFI, se aceptan todos los modelos, ya que este índice de bondad de ajuste es siempre superior a 0.90.

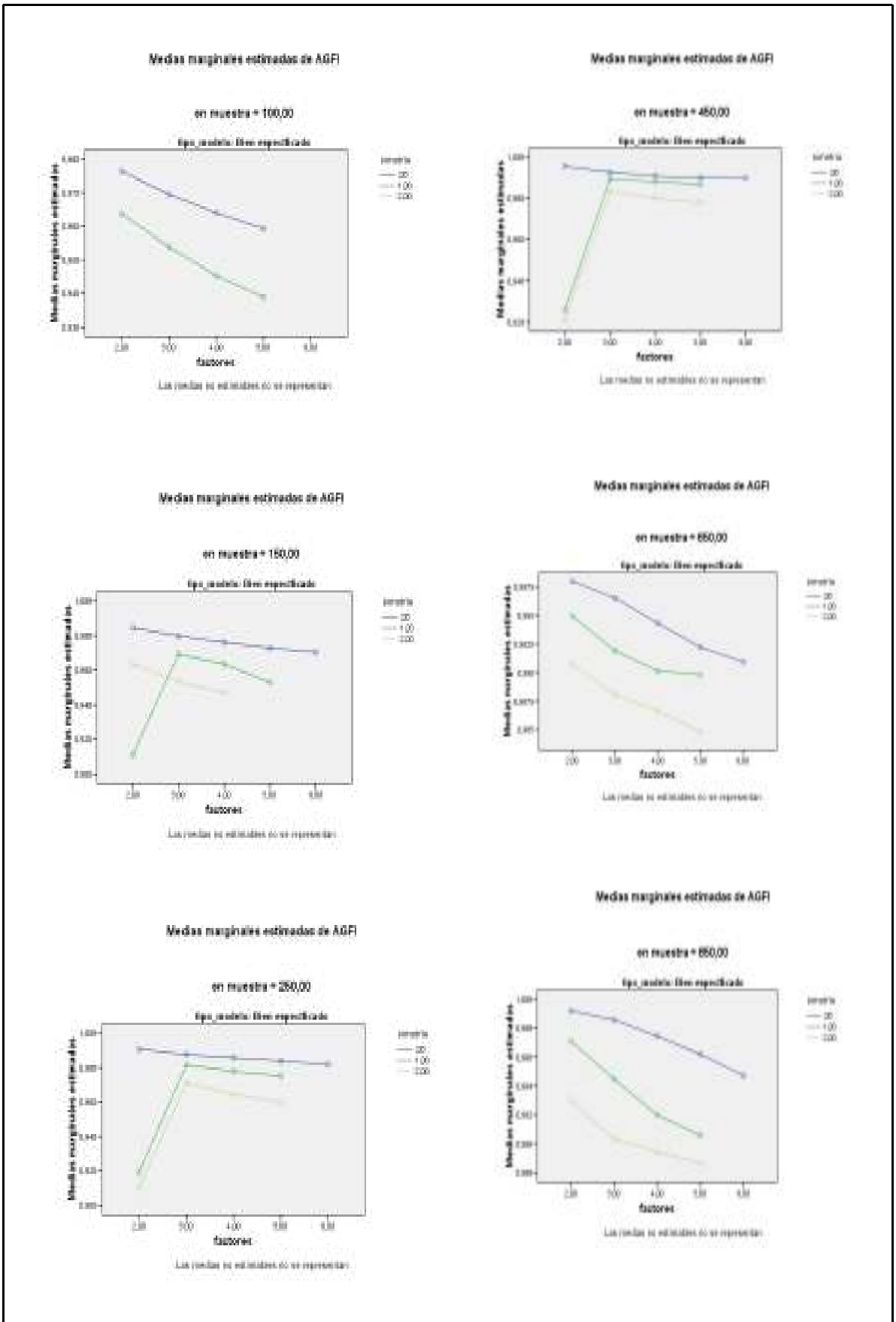


Figura 3.120. Número de factores por grado de asimetría por tamaño muestral para AGFI

Respecto al índice GFI (Figura 3.121), se observa de nuevo una tendencia general decreciente a medida que se incrementa el número de factores, con independencia del número de sujetos.

De nuevo, como ocurría con AGFI (Figura 3.120), el valor de GFI es menor cuanto mayor es el grado de asimetría, sea cual sea el tamaño muestral. Además, esta observación se incumple para modelos con 2 factores y 150 sujetos, pues el valor de GFI para modelos cuya distribución de respuestas tiene asimetría moderada es inferior que los valores GFI si la distribución es simétrica o tiene asimetría severa.

Cuando los modelos tienen 2 factores y un tamaño muestral entre 250 y 450 sujetos, se observan valores de GFI similares cuando la distribución de respuesta tiene asimetría moderada y severa que, además, están alejados del valor correspondiente a modelos con distribución simétrica. Por otra parte, los índices GFI para modelos con 2 factores y 650 u 850 sujetos son casi idénticos cuando la distribución de respuestas es simétrica o tiene asimetría moderada. Conforme aumenta el número de factores tales valores se van alejando entre sí, aunque de una manera más suave para 850 sujetos.

A partir de los resultados obtenidos con GFI, puede concluirse que se aceptan todos los modelos.

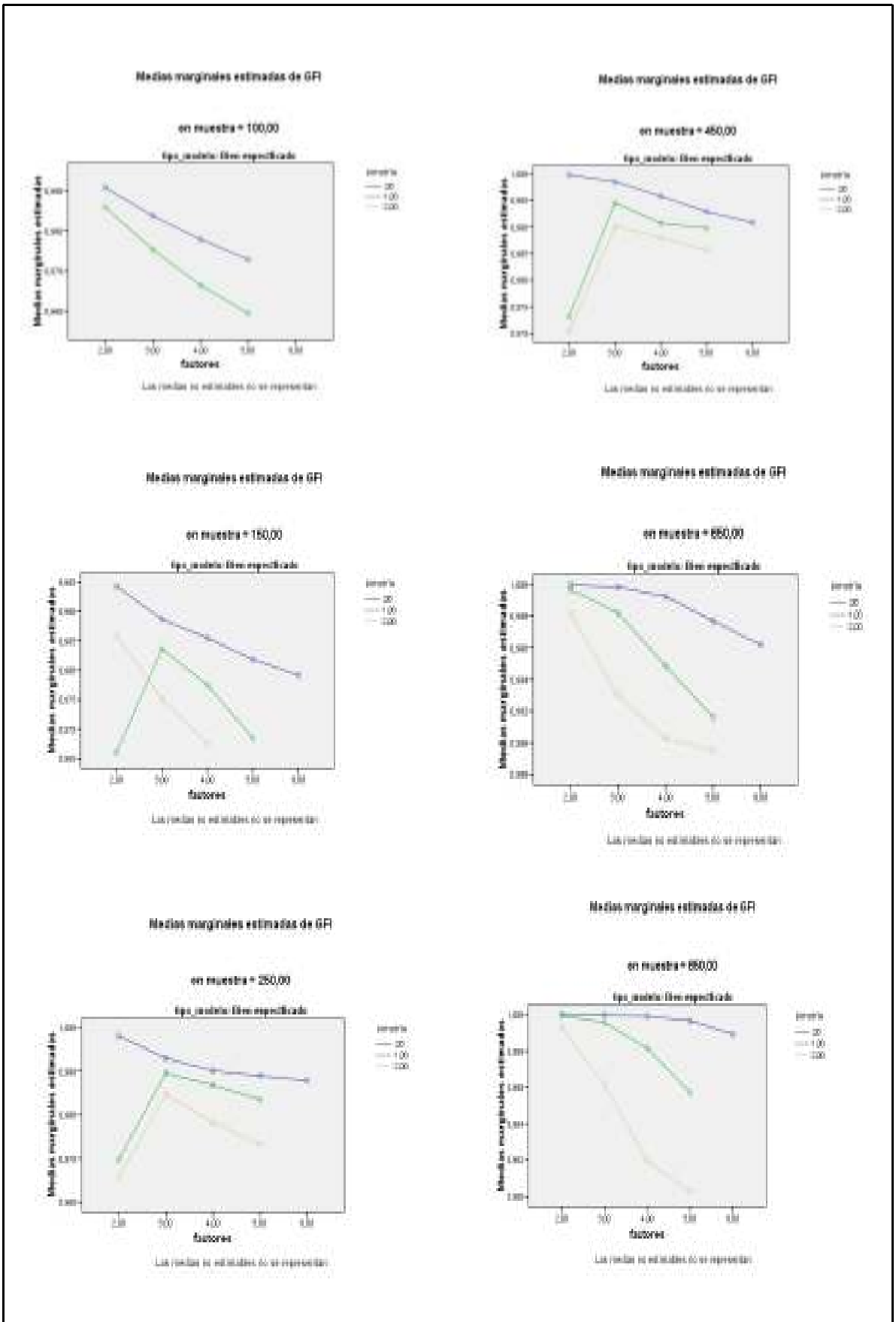


Figura 3.121. Número de factores por grado de asimetría por tamaño muestral para GFI

En el caso del índice RMR (Figura 3.122), a diferencia de los índices AGFI (Figura 3.120) y GFI (Figura 3.121), se observa una tendencia creciente a medida que se incrementa el número de factores del modelo. Además, los valores de este índice son mayores cuanto mayor sea el grado de asimetría.

Cabe señalar que, rompiendo la tendencia general, para modelos de 150 sujetos el valor de RMR cuando la distribución de respuestas tiene asimetría moderada es mayor que cuando esta asimetría es severa. De nuevo, como ocurría para AGFI y GFI (Figuras 3.120 y 3.121, respectivamente), en los modelos con 2 factores cuyo tamaño muestral se encuentra entre 250 y 450 sujetos, los valores del índice RMR son bastante próximos entre sí cuando hay asimetría moderada o severa y, al mismo tiempo, alejados de los valores obtenidos para distribuciones simétricas.

A partir de los resultados disponibles en relación con el índice RMR, se rechazan los modelos con 100 sujetos (excepto si tienen 2 factores y distribución simétrica), así como también los modelos con 150 sujetos (excepto si tienen de 2 a 4 factores y distribución simétrica). Como ya se ha mencionado, se rechazan los modelos con 2 factores que tienen entre 250 y 450 sujetos y una distribución de respuestas con asimetría moderada o severa, si bien también se rechazan los modelos con 250 sujetos con asimetría severa (con independencia del número de factores). Sin embargo, todos los modelos con 650 y 850 sujetos se aceptan, sea cual sea el número de factores y el grado de asimetría de la distribución de respuestas.

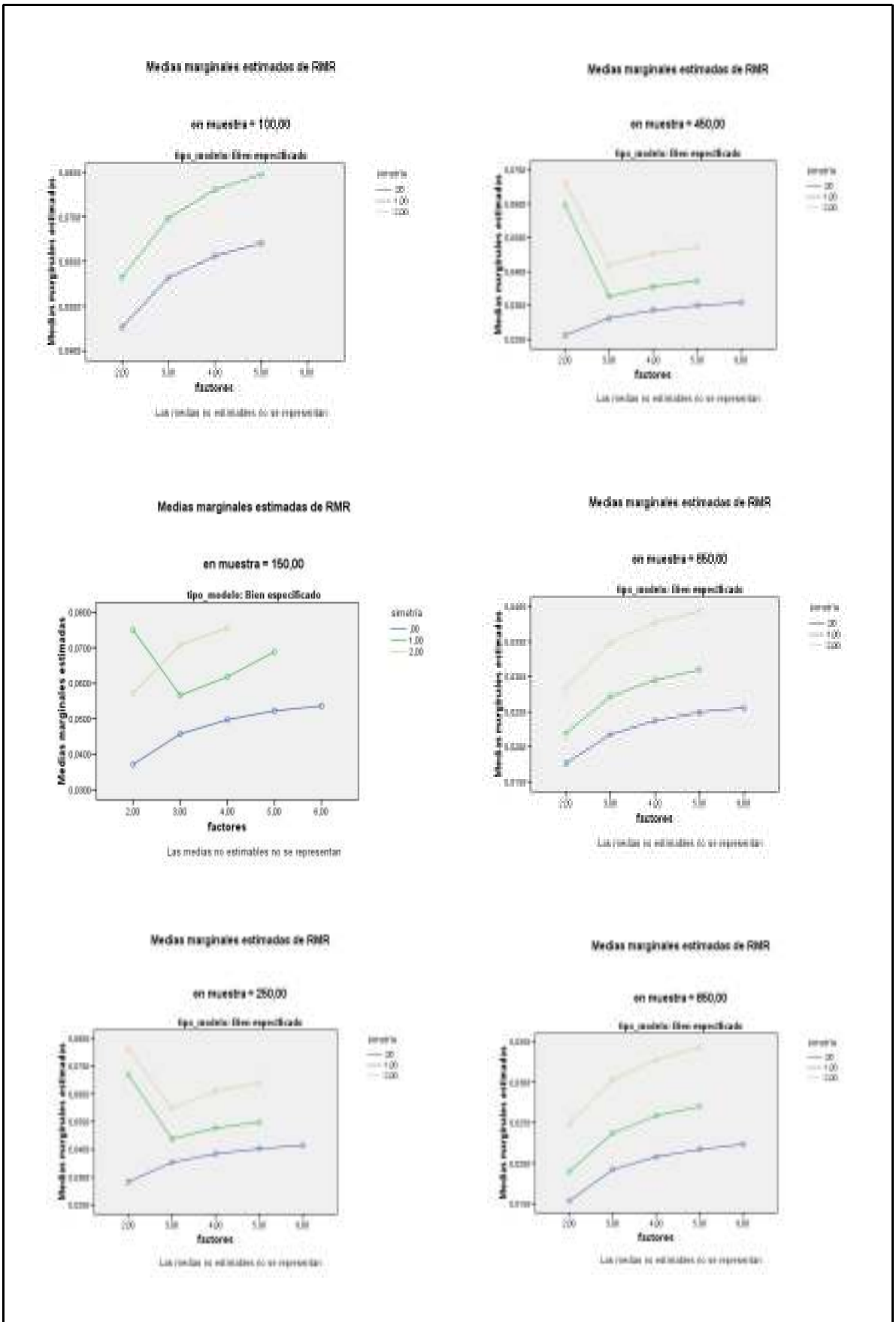


Figura 3.122. Número de factores por grado de asimetría por tamaño muestral para RMR

j) categorías*simetría*tamaño muestral

Por lo que respecta a la interacción categorías*simetría*tamaño muestral en relación con el índice AGFI (Figura 3.123), de acuerdo con los datos disponibles, puede señalarse en términos generales que, con independencia del tamaño muestral, cuanto mayor es el grado de asimetría, menor es el valor de AGFI obtenido. Sin embargo, de acuerdo con los datos disponibles, los modelos con 150 sujetos que tienen 4 categorías y una distribución de respuestas con asimetría moderada no siguen esta tendencia, pues el índice AGFI es inferior a los modelos de las mismas características con una distribución de respuestas simétrica o asimétrica severa.

Por otra parte, se observa una tendencia general, para cualquier tamaño muestral, por la cual el valor de AGFI aumenta a medida que se incrementa el número de categorías. Sin embargo, según los resultados disponibles, los modelos con 150 sujetos que tienen una distribución de respuestas con asimetría moderada, así como los modelos con 250 y 450 sujetos cuando su distribución de respuestas es asimétrica moderada o severa muestran una disminución muy acentuada al pasar de 3 a 4 categorías de respuesta. Además, para modelos con 450 sujetos con distribuciones simétrica o asimétrica moderada, el aumento de AGFI es particularmente escaso a partir de 5 categorías.

A partir de los valores de AGFI obtenidos, se aceptan todos los modelos.

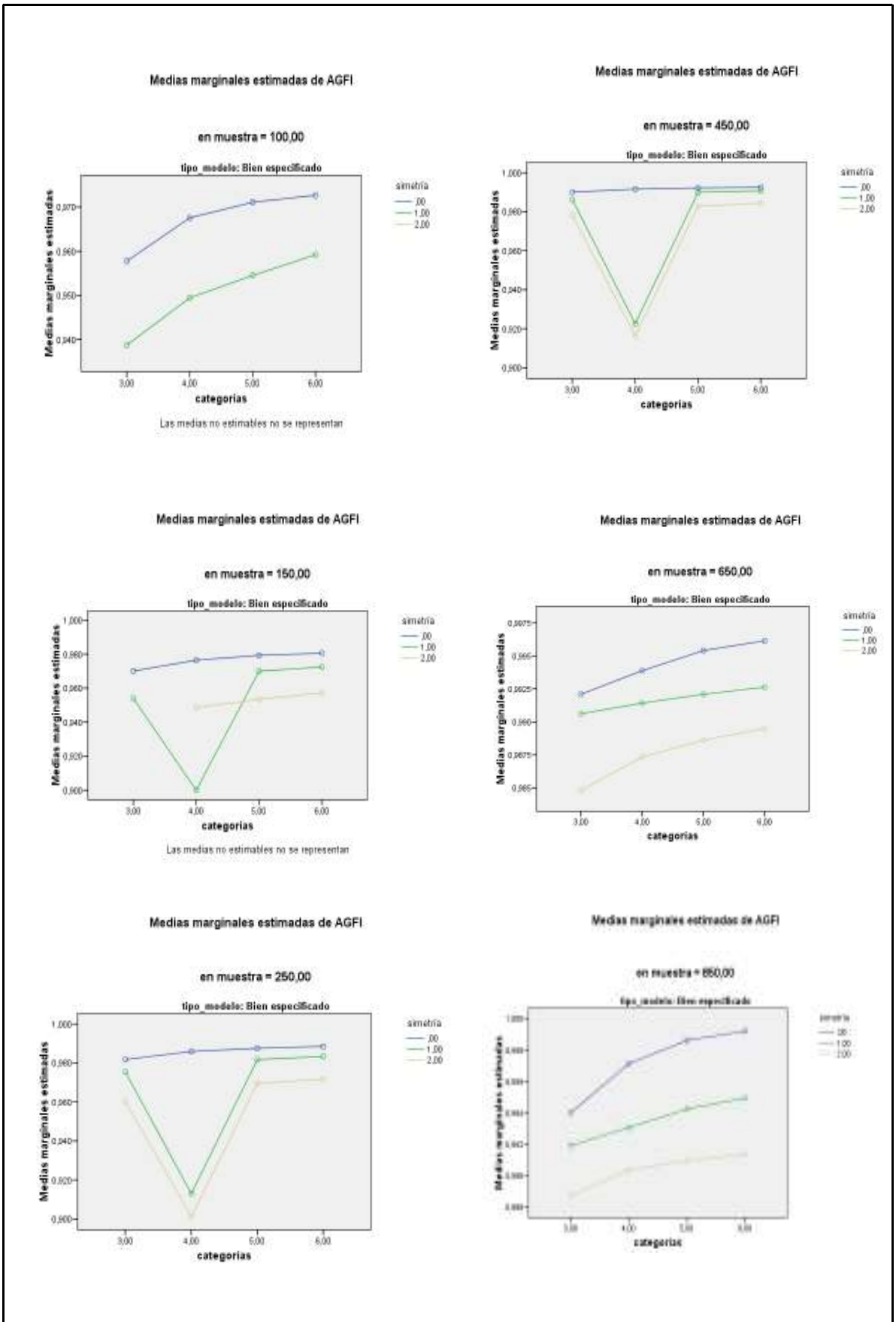


Figura 3.123. Número de categorías por grado de asimetría por tamaño muestral para AGFI

Por lo que respecta al índice RMR (Figura 3.124), según los datos disponibles, puede observarse que dicho índice tiene un valor más alto cuanto mayor sea el grado de asimetría, aunque para modelos con 150 sujetos, con 4 categorías y asimetría moderada su valor es superior al de los modelos de tales características que tienen distribución asimétrica severa.

Además, este índice muestra una tendencia general levemente descendente conforme aumenta el número de categorías, con independencia del tamaño muestral. Sin embargo, los modelos con muestras de 250 a 450 sujetos con 4 categorías de respuesta no siguen esta tendencia, pues sus valores en RMR para distribuciones asimétricas se encuentran bastante alejados de los correspondientes a los modelos con 4 categorías cuya distribución de respuestas es simétrica.

A la vista de los resultados obtenidos en el índice RMR, se puede concluir señalando que se rechazan todos los modelos con 100 sujetos, sea cual sea su número de categorías y su grado de asimetría, pues presentan valores superiores a 0.05. Con respecto a los modelos de 150 sujetos, solamente se aceptan los que tienen 4 o más categorías y una distribución simétrica de respuestas. Se rechazan los modelos con muestras de 250 sujetos con 3 categorías y asimetría severa, así como también los modelos de 250 a 450 sujetos que tienen 4 categorías y asimetría moderada o severa. Por otra parte, se aceptan todos los modelos con 650 y 850 sujetos, independientemente del número de categorías y del grado de asimetría de la distribución de respuestas.

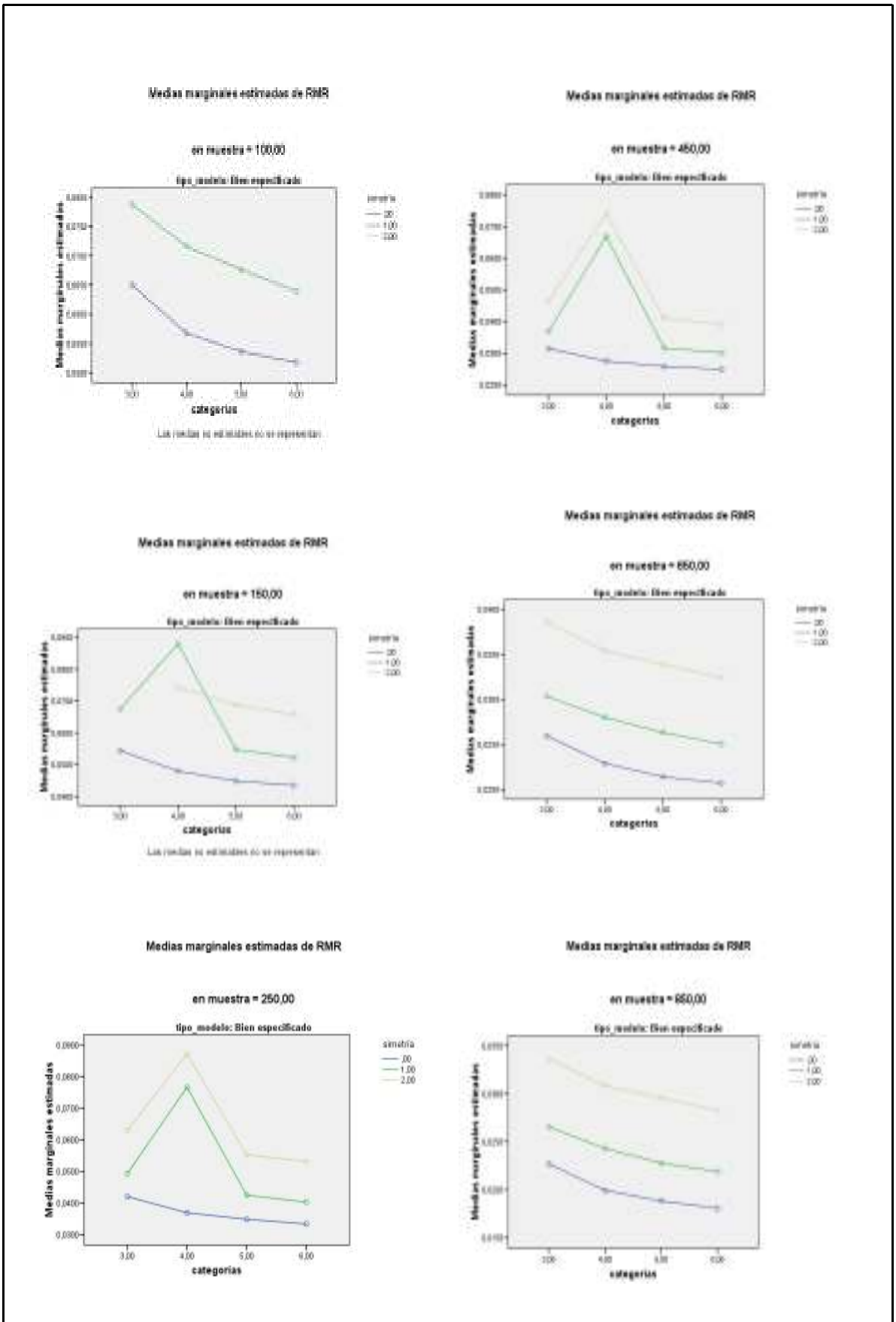


Figura 3.124. Número de categorías por grado de asimetría por tamaño muestral para RMR

En cuanto al índice GFI (Figura 3.125), los datos disponibles indican, en términos generales, un aumento de sus valores a medida que se incrementa el número de categorías, con independencia del tamaño muestral. Además, los valores de este índice son menores cuanto mayor sea la asimetría de la distribución de respuestas.

Frente a esta tendencia general, los modelos con 150 sujetos, 4 categorías y asimetría moderada destacan por tener un valor GFI inferior a los correspondientes para asimetría severa. Por otra parte, en modelos con 250 y 450 sujetos con 4 categorías que tienen asimetría moderada o severa, los valores de GFI están algo alejados de los valores correspondientes a distribuciones simétricas en comparación con el resto de categorías. Además, conforme se incrementa el tamaño muestral de 650 a 850 sujetos, los valores de GFI para modelos con distribución asimétrica moderada se van aproximando a los valores para modelos con distribución simétrica de respuestas, especialmente al pasar de 5 a 6 categorías.

Dado que en todos los casos analizados el valor de GFI supera el punto de corte de 0.90, se aceptan todos los modelos.

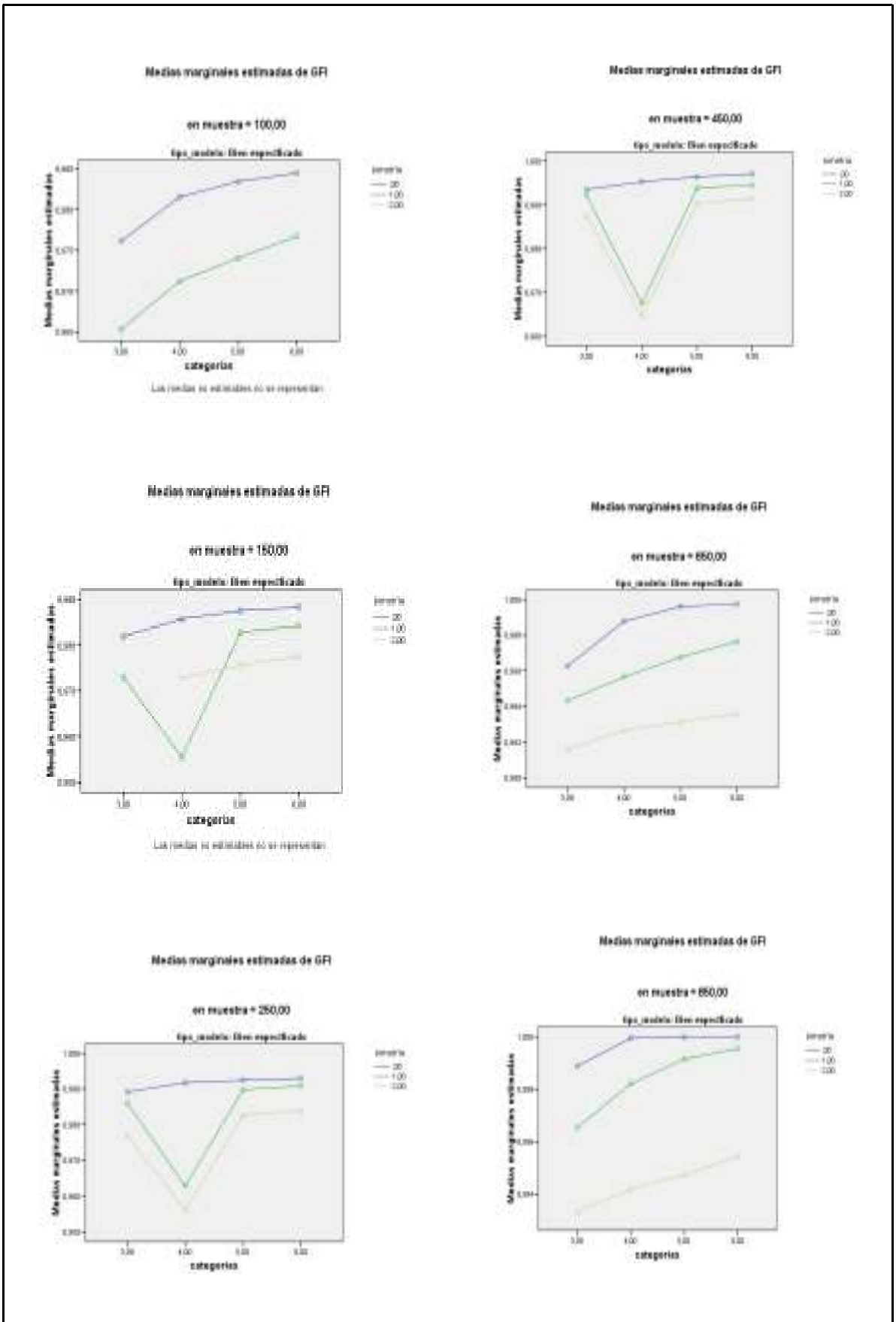


Figura 3.125. Número de categorías por grado de asimetría por tamaño muestral para GFI

Finalmente, cabe recordar que para factores* Categorías* Simetría* tamaño muestral, en los índices AGFI, RMR y GFI también hay efectos de interacción importantes, los cuales implican una complejidad en la representación que impide mostrarlos de manera gráfica.

CAPÍTULO 4

Discusión

El uso del Análisis Factorial Confirmatorio como herramienta con la cual obtener evidencias de validez de constructo para instrumentos de medición plantea una serie de interrogantes. Entre ellos, cabe destacar la influencia que la elección del método de estimación de parámetros ejerce sobre los índices de bondad de ajuste a la hora de determinar si el modelo teórico propuesto se corresponde con el fenómeno empírico que se pretende describir, explicar y predecir, sin olvidar que las características del modelo también van a tener un papel importante sobre los valores obtenidos en tales índices de ajuste, calculados en base al método de estimación correspondiente. Todo este proceso tiene un papel muy relevante en el desarrollo del corpus teórico de cualquier disciplina, en tanto que las evidencias de validez obtenidas a partir de índices de ajuste sesgados o métodos de estimación inapropiados conllevan modelos ficticios y que no representan, en el caso de la Psicología, el comportamiento real de los sujetos.

Siguiendo a Fan et al. (1997), el hecho de que un modelo esté bien o mal especificado debería ser el principal aspecto que determinara el grado de ajuste del modelo propuesto. En otras palabras, los índices de ajuste deberían verse afectados principalmente por la mala especificación del modelo. Sin embargo, estos autores señalan que la buena o mala especificación de los modelos no es el único aspecto que influye en la evaluación de su bondad de ajuste, sino que en los estudios con modelos SEM se pueden señalar tres factores principales de confusión: los métodos de estimación, la no-normalidad de los datos y el tamaño de la muestra. Con respecto a este último factor, Fan et al. (1997) recuerdan que, de acuerdo con MacCallum, Roznowski y Necowitz (1992) y Tanaka (1987), el tamaño muestral no se traduce en un número de casos, sino que debería vincularse a la complejidad del modelo y al número de parámetros libres. Además, el tema de la influencia del tamaño muestral sobre el comportamiento de los índices de bondad de ajuste ha suscitado gran interés, ya que se trata de una de las debilidades básicas del índice de razón de verosimilitud χ^2 y, consecuentemente, la atención se ha enfocado también a los índices de ajuste alternativos, especialmente NFI, GFI y AGFI (Fan et al., 1997).

En el presente estudio se han tenido en cuenta estos tres factores de confusión mencionados y se han incluido otros como el número de factores del modelo y el número de categorías de respuesta.

A continuación se comentarán los resultados obtenidos en el capítulo 2 acerca de la influencia del número de factores, número de categorías, grado de asimetría y tamaño muestral sobre el error Tipo I y la potencia de la prueba estadística que está vinculada al índice de razón de verosimilitud χ^2 para modelos bien y mal especificados según el método de estimación utilizado.

En un posterior apartado, se extraerán conclusiones acerca del capítulo 3 de acuerdo con los resultados obtenidos mediante diferentes métodos de estimación de parámetros en relación con la influencia que el número de factores, el número de categorías, el grado de asimetría y el tamaño muestral tiene sobre los índices de bondad de ajuste según se trate de modelos bien o mal especificados.

4.1. Conclusiones derivadas del capítulo 2

De acuerdo con el criterio de ajuste exacto que subyace en el test de razón de verosimilitud χ^2 , en caso de que las diferencias entre la matriz de varianzas-covarianzas observadas y la matriz de varianzas-covarianzas implicada por el modelo no sean estadísticamente significativas, el modelo hipotetizado se ajusta perfectamente a la matriz de covarianzas de los datos observados. En el caso opuesto, la presencia de diferencias estadísticamente significativas entre ambas matrices indica que el modelo hipotetizado está mal especificado (Kline, 2011).

La potencia de la prueba estadística que subyace al índice de razón de verosimilitud χ^2 es un elemento crucial, ya que se corresponde con la probabilidad de detectar errores de especificación, tanto por la falta de un número suficiente de parámetros como por el establecimiento de restricciones incorrectas en el modelo (Batista y Coenders, 2000).

Según Hayduk, Cummings, Boadu, Pazderka-Robinson y Boulianne (2007) podría ocurrir que un modelo que presenta buen ajuste según el índice de razón de verosimilitud χ^2 también presentara problemas de especificación serios (Kline, 2011). Por una parte, si el índice de razón de verosimilitud χ^2 determina un buen ajuste y al mismo tiempo la potencia es alta, se considera que no hay errores serios de especificación (Batista y Coenders, 2000). Sin embargo si se concluye que el ajuste del modelo es perfecto teniendo la prueba estadística baja potencia, podría ocurrir que el modelo tuviera un grado muy alto de mala especificación que afectaría gravemente a las evidencias de validación del constructo (Saris y Stronkhorst, 1984; citado en Cea, 2004). De hecho, una baja potencia inclina la balanza hacia el modelo teórico que proponen quienes investigan, pues dificulta la detección de modelos falsos (Kline, 2011).

Investigadores como Miles y Shevlin (2007) y Steiger (2007) son contrarios a la hipótesis de ajuste exacto que subyace en el test de razón de verosimilitud, es decir, se oponen a asumir la existencia de modelos que reproducen exactamente un fenómeno (Kline, 2011). En este sentido, una

de las dificultades que plantea este test es que determinados modelos muy próximos al fenómeno a estudio no son aceptados (Kline, 2011). Además, otros modelos teóricos alternativos podrían mostrar también cierto ajuste con dichos datos (Schumacker y Lomax, 1996).

Hooper et al. (2008) recogen las aportaciones de autores como McIntosh (2006), Bentler y Bonnet (1980), Jöreskog y Sörbom (1993) y Kenny y McCoach (2003) acerca de las limitaciones del índice de razón de verosimilitud χ^2 en relación con la especificación de los modelos. Así, según McIntosh (2006) un modelo bien especificado puede ser rechazado al usar este índice en caso de que las variables observadas muestren una desviación severa respecto a la distribución normal. Además, Bentler y Bonnet (1980) y Jöreskog y Sörbom (1993) afirman que la sensibilidad al tamaño muestral de este índice da lugar a que en muestras grandes casi siempre se rechazan los modelos, mientras que Kenny y McCoach (2003) señalan que en muestras pequeñas el test tiene poca potencia y, consecuentemente, puede que no distinga bien entre modelos con buen o mal ajuste.

Por otra parte, como se expresó en el capítulo introductorio al describir el índice χ^2 , en el cálculo de los grados de libertad interviene el número de variables observadas y el número de parámetros a estimar (Cea, 2004). En relación con ello, una posible solución para reducir el valor de χ^2 con vistas a disminuir la probabilidad de que el modelo sea rechazado es añadir parámetros libres al modelo. De esta manera el modelo se hace más complejo pero, al mismo tiempo, si está sobreparametrizado injustificadamente, puede carecer de valor científico. En este sentido, Kline (2011) señala que, en el contexto SEM, el hecho de que un modelo teórico presente mejor ajuste no implica que dicho modelo se encuentre más próximo a la verdad.

A continuación, teniendo en cuenta los aspectos anteriores, se procederá a comentar los resultados obtenidos en el capítulo 2 al comparar los métodos de estimación en cuanto al error Tipo I y la potencia en función de los factores manipulados.

4.1.1. Número de factores

Analizando los resultados obtenidos con los métodos no robustos según el número de factores del modelo teórico, al aplicar el método ULS se obtiene la mayor proporción de rechazo de modelos bien especificados (error Tipo I) en comparación con el resto de métodos. Concretamente, el error Tipo I va creciendo conforme los modelos tienen más factores hasta alcanzar proporciones de 0.909 y 0.939 para modelos con 5 y 6 factores, respectivamente. Al mismo tiempo, con ULS se consigue la potencia máxima con 3 o más factores, siendo ya la potencia para modelos con 2 factores muy alta. Por su parte, el método WLS presenta una proporción creciente de error tipo I conforme el modelo tiene mayor número de factores mientras que la potencia máxima se logra con

4 o más factores. En cuanto a los métodos de estimación no robustos restantes, el error tipo I cometido al aplicar el método ML se mantiene en niveles entre el 20-24%, aumentando ligeramente los altos valores de la potencia según se incrementa el número de factores del modelo.

Por lo que respecta a los resultados obtenidos en relación con el número de factores mediante los métodos robustos, al utilizar el método RML tiene lugar, de acuerdo con C3, las menores proporciones de error Tipo I, incluso en relación con el resto de métodos. En este sentido, se observan proporciones de rechazo de modelos bien especificados cercanos a cero con tendencia decreciente a medida que aumenta el número de factores. Al mismo tiempo, RML muestra predominantemente niveles medios de potencia que, al mismo tiempo, representan la proporción más baja de potencia respecto a los otros métodos, si bien para 6 factores la potencia alcanza casi el valor de 1. Cuando se aplica el otro método robusto, RULS, el error Tipo I se mantiene predominantemente en niveles cercanos al nivel nominal excepto para modelos con 2 factores, con una proporción de 0.120. Además, muestra unos niveles muy altos de potencia que van incrementando ligeramente con el aumento de factores del modelo hasta llegar al valor máximo de 1 para modelos con 6 factores. Cabe destacar que, aplicando RULS hay una menor probabilidad de cometer el error Tipo I que con otros métodos y, además, se consigue una potencia mayor que con RML independientemente del número de factores.

Sobre esta base, si únicamente se tiene en cuenta el número de factores del modelo se desaconseja el uso de ULS, dado que si bien presenta los valores más altos de rechazo de modelos mal especificados representados por la potencia para cualquier número de factores, también en él coinciden los valores más altos de error tipo I, el cual implica el rechazo de modelos bien especificados. En cuanto a RULS, si bien la proporción de rechazo de modelos bien especificados (error Tipo I) es algo mayor que con RML, la potencia de la prueba se mantiene predominantemente en niveles más altos que en el caso de RML. Sin embargo, para modelos con 6 factores los datos apuntan que es más ventajoso aplicar RML por coincidir el menor error Tipo I y la mayor potencia.

Dado que se han simulado las respuestas a escalas Likert, las variables observadas están medidas en una escala ordinal. Por tanto, parece más adecuado usar métodos de estimación en los que estén implicadas correlaciones policóricas. En este sentido, según Jöreskog y Sörbom (1989), si se considera que las variables ordinales están medidas en una escala de intervalo, se obtienen estimaciones de parámetros distorsionadas y valores χ^2 de bondad de ajuste incorrectos. Por tanto, RULS se convierte en el método de elección al estimar parámetros de modelos si se toma en consideración el número de factores.

4.1.2. Numero de categorías

Los resultados obtenidos al aplicar métodos no robustos teniendo presente el número de categorías del modelo hipotetizado indican que los métodos ML y WLS muestran proporciones parecidas de rechazo de modelos bien especificados sin grandes oscilaciones conforme aumenta el número de categorías, si bien los valores correspondientes al método WLS son algo superiores y presentan un incremento notable para 4 categorías (0.452). Ambos métodos presentan también niveles de potencia que se mantienen en niveles muy altos con independencia del número de categorías, siendo de nuevo el método WLS el que presenta, para modelos con 4 categorías, un valor algo más alto de potencia (0.970). Por otra parte, al usar ULS desciende el error Tipo I a medida que aumenta el número de categorías. No obstante, las proporciones de error Tipo I cometido mediante ULS son las más altas de los métodos analizados (incluidos los robustos) y, además, su potencia se sitúa también en niveles superiores al resto de métodos, con valores iguales o superiores a 0.995.

En cuanto a los métodos robustos en relación con el número de categorías del modelo hipotetizado, es de nuevo el método RML el que manifiesta una proporción más baja de rechazo de modelos bien especificados, incluso menor que los métodos no robustos analizados. Únicamente para 4 categorías este método muestra un valor notablemente más alto que para el resto de categorías. Al igual que ocurría respecto al número de factores, el método RML presenta niveles medios de potencia, aunque en este caso la potencia se ve incrementada muy ligeramente a medida que es mayor el número de categorías y no presenta cambios bruscos. En cuanto al error Tipo I obtenido al utilizar RULS, se observan valores cercanos al nivel nominal (aunque para 4 categorías son algo mayores) y simultáneamente la proporción de potencia se mantiene a niveles muy altos.

A partir del análisis de los resultados obtenidos cuando se considera únicamente el número de categorías del modelo, de nuevo no es recomendable utilizar ULS, pues es el método en el que coinciden las mayores proporciones de rechazo de modelos bien especificados (error Tipo I) y de aceptación de modelos mal especificados (potencia). Parece que el método más recomendable es RULS, pues si bien la proporción de rechazo de modelos bien especificados es algo mayor que al usar RML, la potencia de la prueba se mantiene predominantemente en niveles más altos que RML.

Al igual que ocurría en el anterior apartado con la condición experimental relativa al número de factores, teniendo en cuenta que las respuestas a los ítems son escalas tipo Likert, es preferible utilizar, siguiendo el criterio de Jöreskog y Sörbom (1989), métodos de estimación en los que sea necesario el cálculo de correlaciones policóricas. En este sentido, de acuerdo con los resultados obtenidos, lo más aconsejable es utilizar el método RULS para estimar los parámetros de los modelos cuando se tiene en cuenta el número de categorías de respuesta.

4.1.3. Grado de asimetría

Por lo que respecta a la utilización de métodos de estimación no robustos considerando el grado de asimetría de la distribución de respuestas del modelo teórico propuesto se observa que, conforme aumenta la asimetría, el método ML muestra una mayor proporción de rechazo de modelos bien especificados (error Tipo I), que es cercana al nivel nominal para distribuciones simétricas. Por otra parte, la potencia que exhibe ML se mantiene a niveles muy altos, si bien decrece cuanto mayor es la asimetría. Por su parte, el método WLS presenta unos niveles medios de rechazo de modelos bien especificados (en torno al 35-40% aproximadamente) y, al mismo tiempo, su potencia se sitúa en niveles muy altos, si bien decrece muy levemente a medida que la asimetría es mayor. Con el método ULS el error Tipo I muestra los valores más altos de los cinco métodos analizados, especialmente para distribuciones con asimetría moderada y severa, pues se alcanza un porcentaje de rechazo de modelos bien especificados del 90% y 97.5%, respectivamente. Al mismo tiempo, de acuerdo con los resultados en cuanto a la potencia, ULS muestra unas proporciones de rechazo de modelos mal especificados próximos al valor máximo con independencia del grado de asimetría.

Cuando se atiende a los resultados obtenidos con métodos robustos en relación con el grado de asimetría de la distribución de respuestas del modelo hipotetizado, el método RML muestra, con independencia del grado de asimetría, las proporciones más bajas de error Tipo I de todos los métodos aplicados en el estudio. Se observa que para distribuciones simétricas la proporción es menor que para distribuciones asimétricas, exhibiendo estas últimas una proporción similar. Sin embargo, la potencia, que es muy alta para distribuciones simétricas (0.941), va decreciendo a medida que se incrementa el grado de asimetría hasta situarse en un nivel medio (0.436). La proporción de rechazo de modelos bien especificados de acuerdo con RULS es también, en términos generales, de las más bajas, si bien algo mayor que con RML. Cabe resaltar que para distribuciones simétricas el error Tipo I de RULS coincide con el del método ML (0.054). Por otra parte, la proporción de modelos mal especificados de RULS se mantiene en niveles muy altos que decrecen ligeramente conforme se incrementa el grado de asimetría.

Una vez más, el método ULS presenta las mayores proporciones de rechazo de modelos bien especificados en comparación con el resto de métodos seleccionados para el presente estudio, especialmente cuando las distribuciones son asimétricas moderadas o severas. Al mismo tiempo, su potencia se encuentra en los niveles más elevados, manteniéndose en valores muy próximos a 1. El uso de RML da lugar a las menores proporciones de rechazo de los modelos bien especificados en comparación con el resto de métodos, mientras que RULS también muestra bajas proporciones de rechazo de tales modelos. Sin embargo, mientras al aumentar la asimetría la potencia de RML

muestra menores proporciones de rechazo de modelos mal especificados, la potencia del método RULS se mantiene, pese a un ligero descenso, en niveles muy altos.

Teniendo de nuevo presente la opinión de Jöreskog y Sörbom (1989) acerca de la elección de métodos de estimación al utilizar escalas Likert, según la cual es preferible que se trate de un método que utilice en sus cálculos correlaciones policóricas, RULS es el método recomendable con vistas a estimar los parámetros de los modelos si se tiene presente el grado de asimetría de la distribución de respuestas.

4.1.4. Tamaño muestral

Al analizar los resultados obtenidos con métodos de estimación no robustos en relación con el tamaño muestral, con el método ML va aumentando progresivamente la proporción de rechazo de modelos bien especificados cuanto mayor es la muestra, llegando a un porcentaje del 40.2% para modelos con 850 sujetos. Su potencia va aumentando también a medida que el tamaño muestral es mayor, hasta llegar a una proporción cercana o igual a 1 a partir de muestras de 450 sujetos. En cuanto a WLS, se observa que el error Tipo I se mantiene en niveles medios en muestras hasta 150-250 sujetos para posteriormente disminuir hasta llegar a una proporción de rechazo de modelos bien especificados de 0.185 cuando las muestras tienen 850 sujetos. Además, WLS muestra una proporciones elevadas de rechazo de modelos mal especificados que, conforme aumenta el tamaño muestral, se van incrementando hasta llegar al valor máximo de 1 cuando la muestra cuenta con 850 sujetos. Como ocurre en los anteriores apartados, al usar ULS se alcanzan las proporciones más bajas de rechazo de los modelos bien especificados en comparación con el resto de métodos de estimación, especialmente en muestras de 100 y 650 sujetos. Por otra parte, la proporción de potencia mostrada por ULS ya alcanza valores próximos a 1 con muestras de 100 sujetos (concretamente, 0.982), mientras que los métodos ML y WLS necesitan tener al menos 150 sujetos para alcanzar proporciones elevadas de rechazo de modelos mal especificados.

En el caso de los métodos robustos, cabe señalar que la proporción de error Tipo I de los métodos RML y RULS presentan los valores más bajos respecto al resto de métodos aplicados, aunque las presentadas por RULS son algo superiores que RML. Sin embargo, la proporción de modelos mal especificados rechazados obtenida con RULS para muestras de 100 a 450 sujetos es superior a la correspondiente a RML, mientras que para muestras de 650 y 850 sujetos sigue siendo superior, pero las diferencias entre ambos métodos en cuanto a la potencia son menores.

A la vista de estos resultados, cabe resaltar que, en caso de utilizar ULS, se comete un mayor error Tipo I que con el resto de métodos de estimación con independencia del número de sujetos mientras que, a diferencia del resto de métodos analizados, a partir de 450 sujetos ya se consigue

con ULS la máxima potencia. Por lo que respecta a los métodos robustos y la proporción de rechazo de modelos bien especificados, tanto RML como RULS presentan los valores más bajos respecto al resto de métodos aplicados, sea cual sea el número de sujetos. Sin embargo, si bien el error tipo I del método RML es más bajo que el mostrado por el método RULS, la potencia de este último es la mayor de ambos métodos.

De nuevo, atendiendo al criterio de Jöreskog y Sörbom (1989) relacionado con el uso de métodos de estimación que manejen correlaciones policóricas cuando se utilizan escalas Likert, RULS se convierte en el método de elección por las ventajas que presenta para la estimación de los parámetros de los modelos en caso de que se tenga en cuenta el tamaño muestral.

4.1.5. Comparación general entre métodos de estimación

Considerando todos los datos de manera indiscriminada tal y como queda reflejado en la Tabla 2.6, se observa que, en cuanto a la proporción de rechazo de modelos bien especificados, los métodos RML y RULS presentan los valores más bajos respecto al resto de métodos aplicados. Sin embargo, si bien el error tipo I del método RML es más bajo que el mostrado por el método RULS, la potencia de este último es la mayor de ambos métodos, por lo que se convierte en el método de estimación recomendado.

Este resultado queda reforzado por la perspectiva de Jöreskog y Sörbom (1989), que recomiendan el uso de métodos que utilicen correlaciones policóricas cuando se obtienen datos mediante escalas Likert, cuyas variables observadas son de naturaleza ordinal.

4.2. Conclusiones derivadas del capítulo 3

Cabe recordar que, dado que la prueba estadística vinculada al índice de razón de verosimilitud χ^2 es sensible al grado en el que las variables observadas se apartan de la normalidad multivariable (Schumacker y Lomax, 1996) y al tamaño de la muestra (Byrne, 1998), se aconseja, siguiendo a Cea (2004), recoger información de otros índices de bondad de ajuste que enriquezcan la aportada por el índice de razón de verosimilitud χ^2 .

Así pues, la decisión de aceptar o rechazar el modelo teórico hipotetizado no está determinada únicamente por la prueba estadística intrínseca al índice χ^2 de razón de verosimilitud. Es necesario obtener información complementaria a través de otros índices de bondad de ajuste, lo cual no implica ignorar la aportación del índice χ^2 en caso de que fuera necesario reespecificar el modelo hipotetizado (Kline, 2011).

La información que proporcionan los índices de bondad de ajuste complementarios al índice χ^2 no llevan a una decisión dicotómica de aceptación o rechazo del modelo propuesto. En este

sentido, muchos de ellos evalúan la bondad de ajuste mediante una escala donde el ajuste es mayor cuanto más alto es el valor obtenido en dicha escala (Kline, 2011).

Tradicionalmente, los puntos de corte de algunos índices de bondad de ajuste para determinar si el modelo teórico se ajusta o no al modelo empírico han seguido las aportaciones de Hu y Bentler (1998, 1999). Sin embargo, estos autores advierten que el método de estimación utilizado, el tamaño muestral y la distribución de los datos puede afectar a los valores de los índices de bondad de ajuste, por lo que deja de ser útil un punto de corte universal (Sharma et al., 2005). En el estudio de Marsh, Hau y Wen (2004) los valores recomendados como puntos de corte por Hu y Bentler (1999) no quedan confirmados, sino que los autores señalan que el valor de punto de corte depende del tipo de mala especificación en el que se está interesado y del grado de mala especificación que se está dispuesto a tolerar (Prudon, s.f). No obstante, cabe resaltar que el propósito de este estudio no es analizar los puntos de corte de los índices de bondad de ajuste seleccionados.

A continuación se analizarán los resultados obtenidos acerca de la influencia que sobre los índices de bondad de ajuste ejercen el número de factores, el número de categorías, el grado de asimetría y el tamaño muestral en función del método de estimación utilizado incluyendo modelos bien y mal especificados. En los apartados relacionados con los efectos principales se presenta una serie de porcentajes que proceden de *eta cuadrado parcial* (η_p^2) como medida del tamaño del efecto, que puede consultarse del Apéndice H al Apéndice L según el método de estimación y el tipo de modelo que corresponda.

4.2.1. Método ML

4.2.1.1. Efectos principales de los modelos mal especificados al utilizar el método ML

Número de factores: De acuerdo con el MANOVA, la cantidad de variación explicada por el número de factores abarcó una serie de índices de ajuste cuyos porcentajes en este apartado tenían 16.6% y 80.8% como valores límite. Los índices con porcentajes más elevados fueron GFI y AGFI (80.8% y 53.7%, respectivamente), por lo que se les puede considerar unos índices muy sensibles al número de factores cuando el modelo está mal especificado. Cabe destacar que hay dos índices de bondad de ajuste (χ^2 , NNFI) cuyo porcentaje es cero, por lo que son índices robustos al número de factores del modelo.

Número de categorías: El número de categorías no está presente en ningún tipo de interacción significativa. Así pues, todos los índices de bondad de ajuste analizados son robustos al número de categorías cuando se trata de modelos mal especificados.

Grado de asimetría: Hay varios índices que contribuyen a la cantidad de variación explicada por el grado de asimetría. Los más afectados son tres: GFI (63.8%), AGFI (59.7%) y RMSEA (47.4%). Otro índice, RMR, muestra un menor porcentaje (34.3%). El resto de índices (es decir, χ^2 , NNFI y CFI) son robustos al grado de asimetría en caso de que los modelos estén mal especificados.

Tamaño muestral: Los índices que se ven influidos por el tamaño muestral presentan unos porcentajes bastante elevados en cuanto a la cantidad de variación explicada por este factor. Se trata de GFI (60.4%), AGFI (55.2%) y RMR (45%). Los índices de ajuste restantes (χ^2 , RMSEA, NNFI y CFI) muestran robustez al tamaño muestral de modelos mal especificados.

4.2.1.2. Efectos principales de los modelos bien especificados al utilizar el método ML

Número de factores: Según el MANOVA, la cantidad de variación explicada por el número de factores se concentró únicamente en dos índices (GFI y AGFI) que presentan porcentajes elevados (74% y 43.4%, respectivamente). Por tanto, el resto de índices de bondad de ajuste (χ^2 , RMSEA, NNFI, CFI y RMR) son robustos al número de factores en caso de que los modelos estén bien especificados.

Número de categorías: Únicamente se encontraron efectos significativos para RMR, cuyo porcentaje que representa la cantidad de variación explicada es del 14.8%.

Grado de asimetría: RMR y CFI son los índices que se ven influidos en mayor medida por el grado de asimetría en unos porcentajes de 41.8% y 26.6%, respectivamente. El resto de índices de bondad de ajuste presentan unos porcentajes menores, que oscilan entre el 14.4% de GFI y el 17.1% de RMSEA. El índice AGFI es el único robusto al grado de asimetría para modelos bien especificados.

Tamaño muestral: La contribución del tamaño muestral a la cantidad de variación explicada por tres índices (GFI, AGFI y RMR) alcanzó porcentajes muy altos (86.8%, 84.3% y 81%, respectivamente). Así, los restantes índices de ajuste (χ^2 , RMSEA, NNFI y CFI) no quedan afectados por el tamaño muestral.

Según Fan et al. (1997), idealmente, un índice de bondad de ajuste no debe ser excesivamente influido por el método de estimación utilizado, el grado de asimetría o el tamaño muestral, de manera que únicamente el hecho de que el modelo esté bien o mal especificado debe influir sobre él.

En relación con lo anterior, pero sin descartar la posible influencia del método de estimación aplicado (en este caso, ML), cuando los modelos están mal especificados, los índices χ^2 y NNFI son robustos al número de factores del modelo. Además, todos los índices de bondad de ajuste

analizados son robustos al número de categorías. Por otra parte, los índices χ^2 , NNFI y CFI son robustos al grado de asimetría. Finalmente, los índices χ^2 , RMSEA, NNFI y CFI son robustos al tamaño muestral de los modelos. Así pues, los índices χ^2 , NNFI y CFI son robustos a las cuatro condiciones estudiadas cuando se consideran aisladamente en caso de que los modelos están mal especificados.

En caso de que los modelos estén bien especificados, al utilizar el método de estimación ML los índices χ^2 , RMSEA, NNFI, CFI y RMR son robustos al número de factores. Por su parte, a excepción de RMR, todos los índices de bondad de ajuste analizados son robustos al número de categorías. Además, el índice AGFI es el único robusto al grado de asimetría. Por último, χ^2 , RMSEA, NNFI y CFI son los índices robustos al tamaño muestral. Por tanto, no se ha encontrado un índice que sea robusto simultáneamente a cada una de las cuatro condiciones analizadas cuando se toman cada una de manera aislada para la situación en la cual los modelos están bien especificados.

El impacto del número de factores, del número de categorías, del grado de asimetría y del tamaño muestral en los índices de bondad de ajuste afectados utilizando el método ML se puso de relieve para modelos mal y bien especificados en el capítulo 3 mediante las tablas que presentaban el valor medio y la desviación estándar de tales índices. En este sentido, pueden describirse genéricamente ciertas condiciones por las que tales índices encaminan a *aceptar modelos falsos*:

-Los modelos falsos de 2 y 6 factores pueden ser erróneamente aceptados por CFI. Los modelos de 2, 3 y 4 factores son susceptibles de ser erróneamente aceptados con GFI y los modelos falsos de 2 factores con AGFI.

-Cuando la asimetría es severa, se aceptan modelos mal especificados con RMSEA, mientras que tales modelos se aceptan con GFI cuando sus distribuciones de respuesta tienen asimetría moderada o severa.

-En cuanto al tamaño muestral, cuando el modelo tiene 250 sujetos o más con el índice GFI se aceptan modelos falsos.

Como condiciones genéricas por las que los índices de bondad de ajuste encaminan a *rechazar modelos correctos*, se pueden señalar las siguientes:

-Con AGFI se rechazan modelos correctos que tengan un tamaño muestral de 100 sujetos.

-Con RMR se rechazan modelos bien especificados que tienen 100 ó 150 sujetos.

4.2.1.3. Efectos de interacción de los modelos mal especificados al utilizar el método ML

En cuanto a los efectos de interacción al utilizar el método ML, si se trata de modelos mal especificados tales efectos afectan a C1, RMR y GFI, mientras que en las interacciones de segundo

orden está involucrado RMR. Por tanto, en dichos modelos los índices robustos que no alcanzan un tamaño del efecto suficientemente grande de acuerdo con el criterio de Cohen (1988) al ser tales tamaños menores que 0.14, son C2, RMSEA, NNFI, CFI y AGFI.

Por otra parte, pueden describirse genéricamente ciertas condiciones por las que determinados índices de bondad de ajuste encaminan a *aceptar modelos falsos*:

-En la interacción **factores*simetría**, con GFI (Figura 3.2) se aceptan erróneamente los modelos falsos con variables muy asimétricas y pocos factores. Concretamente, se aceptan los modelos falsos con 2 factores y distribución simétrica de las respuestas, los modelos con asimetría moderada (hasta 4 factores) y los modelos con distribución asimétrica severa (hasta 5 factores).

-En la interacción **factores*tamaño muestral**, con GFI (Figura 3.3) se tiende a aceptar modelos falsos con pocos factores y tamaño muestral alto. Concretamente, se aceptan los modelos falsos con un tamaño muestral entre 100 y 150 sujetos que tienen 2 factores y los modelos con 250 sujetos hasta 4 factores. También se aceptan los modelos con tamaños muestrales entre 450 y 850 sujetos, excepto los que tienen 6 factores. Los que tienen 5 factores son susceptibles de ser rechazados.

Para esta misma interacción factores*tamaño muestral, con el índice C1 (Figura 3.4) se aceptan los modelos falsos que tienen 2 factores y 100 ó 150 sujetos.

-En la interacción **factores*categorías*tamaño muestral**, con RMR (Figura 3.5) se aceptan erróneamente los modelos mal especificados de 2 factores y 3 categorías con tamaños muestrales que tienen 450 ó 650 sujetos, así como los modelos con 2 factores, 3 ó 4 categorías y 850 sujetos.

4.2.1.4. Efectos de interacción de los modelos bien especificados al utilizar el método ML

En el caso de modelos bien especificados, los efectos de interacción y las interacciones de segundo orden afectan a los índices NNFI, CFI, RMR, GFI y AGFI. Así pues, en este tipo de modelos los índices de bondad de ajuste robustos son χ^2 (representado por C1 y C2) y RMSEA.

En cuanto a las condiciones genéricas por las que los índices de bondad de ajuste encaminan a *rechazar modelos correctos*:

-En la interacción **factores*categorías**, con RMR (Figura 3.6) se rechazan erróneamente los modelos correctos cuando el modelo presenta 2 factores y 4 categorías.

Para la mencionada interacción factores*categorías, con NNFI (Figura 3.8) se rechazan los que tienen 2 factores y 4 categorías.

-En la interacción **factores*tamaño muestral** con GFI (Figura 3.10) se rechazan modelos correctos que tienen 6 factores y 100 sujetos.

Para la misma interacción factores*tamaño muestral, con AGFI (Figura 3.11) se deben rechazar los modelos correctos con 4 ó más factores y 100 sujetos, así como también los modelos que tienen 5 ó 6 factores y 150 sujetos. Por otra parte, los modelos con 3 factores y 100 sujetos son susceptibles de ser rechazados.

Para la mencionada interacción factores*tamaño muestral, con RMR (Figura 3.12) se rechazan los modelos correctos con 100 sujetos a partir de 3 factores mientras que, en el caso de los modelos con 150 sujetos, solo se aceptan los que tienen 3 factores.

-En la interacción **categorías*tamaño muestral**, el índice RMR (Figura 3.13) rechaza erróneamente modelos bien especificados de 100 sujetos para cualquier número de categorías y 150 sujetos con 4 categorías de respuesta (los que tienen 3 categorías son susceptibles de ser rechazados). También se rechazan modelos correctos con 250 sujetos y 4 categorías de respuesta.

-En cuanto a la interacción **factores*categorías*simetría**, con RMR (Figura 3.14) se rechazan modelos correctos con 2 factores y 4 categorías cuando la distribución presenta asimetría moderada o asimetría severa. También se rechazan modelos con 6 factores y 3 categorías cuando la distribución tiene asimetría severa.

Para la citada interacción factores*categorías*simetría, con CFI (Figura 3.15) se rechazan los modelos correctos que tienen asimetría severa, 2 factores y 4 categorías.

Para esta misma interacción factores*categorías*simetría, además, con NNFI (Figura 3.16) se rechazan los modelos correctos que tienen 2 factores y 4 categorías con asimetría moderada o severa y los que tienen 6 factores y 3 categorías con asimetría severa.

-Cuando se trata de la interacción **factores*categorías*tamaño muestral**, con RMR (Figura 3.17) se rechazan modelos correctos que tengan 2 factores y 4 categorías y un tamaño muestral de 150 a 450 sujetos. Se rechazan también los modelos con 150 sujetos y 5 ó 6 factores. Se rechazan también los modelos con 100 sujetos (a excepción de los que presentan 2 factores y cualquier número de categorías). Los modelos con 150 sujetos que tienen 4 factores son susceptibles de ser rechazados sea cual sea su número de categorías.

En relación con esta misma interacción factores*categorías*tamaño muestral, con CFI (Figura 3.18) se rechazan los modelos correctos que tienen 2 factores y 4 categorías y sus tamaños muestrales son de 150 ó 250 sujetos.

En la mencionada interacción factores*categorías*tamaño muestral, con NNFI (Figura 3.19) se rechazan los modelos correctos que tienen 2 factores y 4 categorías con tamaños muestrales entre 150 y 450 sujetos. También se rechazan los modelos con 6 factores, 3 categorías de respuesta y 150 u 850 sujetos.

Para esta misma interacción factores*categorías*tamaño muestral, se observa que con AGFI (Figura 3.20) se rechazan los modelos correctos con 100 sujetos con 4 o más factores (si bien los que tienen 3 factores son susceptibles de ser rechazados). También se rechazan los modelos correctos con 150 sujetos que tienen 5 ó 6 factores, así como también los que tienen 2 factores, 4 categorías y su tamaño muestral es de 150 ó 250 sujetos.

Para la mencionada interacción factores*categorías*tamaño muestral, con GFI (Figura 3.21) se rechazan los modelos correctos con 100 sujetos que tienen 6 factores, si bien los modelos con 5 factores son susceptibles de ser rechazados.

4.2.2. Método RML

4.2.2.1. Efectos principales de los modelos mal especificados al utilizar el método RML

Número de factores: Los resultados obtenidos con el MANOVA señalan que la cantidad de variación explicada por el número de factores en relación con los índices de bondad de ajuste se sitúa en unos porcentajes que oscilan entre el 17.4% y el 77%. Los índices con porcentajes más elevados en este apartado fueron GFI y AGFI (77% y 50%, respectivamente), por lo que ambos pueden considerarse unos índices muy sensibles al número de factores en caso de que el modelo esté mal especificado. Por su parte, los índices χ^2 correspondientes a C1, C2 y C3 son robustos al número de factores de modelos mal especificados.

Número de categorías: Hay solamente tres índices de bondad de ajuste que contribuyen a la cantidad de variación explicada por el número de categorías: RMSEA (29.5%), CFI (20.4%) y NNFI (19.3%). Los restantes índices, por tanto, son robustos al número de categorías cuando los modelos están mal especificados.

Grado de asimetría: Los índices RMSEA (69.3%), CFI (52.9%), NNFI (52.2%) y GFI (50.4%) son los que contribuyen en mayor medida a la cantidad de variación explicada por el grado de asimetría. El resto de índices contribuyen con porcentajes que abarcan valores entre el 46% de

AGFI y el 15.5% de C4. No obstante, los índices χ^2 correspondientes a C1 y C2 son robustos al grado de asimetría de modelos mal especificados.

Tamaño muestral: El MANOVA indica que hay tres índices de bondad de ajuste que contribuyen de manera notable a la cantidad de variación explicada por el tamaño muestral. Se trata del índice χ^2 correspondiente a C3 (59.6%), GFI (51.7%), y AGFI (47.3%). El resto de índices analizados presenta porcentajes que se sitúan entre el 38.1% y el 14.4%. De nuevo los índices χ^2 correspondientes a C1 y C2 se muestran robustos, en este caso respecto al tamaño muestral de modelos mal especificados.

4.2.2.2. Efectos principales de los modelos bien especificados al utilizar el método RML

Número de factores: El MANOVA señala el índice GFI como el que contribuye con un mayor porcentaje (concretamente, con un 61.8%) en la cantidad de variación explicada por el número de factores. Por tanto, es el índice que se ve más influido por dicho factor. El resto de índices contribuye en menor medida, con porcentajes que oscilan entre el 28.9% del índice C3 y el 25% de CFI. Sin embargo, hay índices robustos al número de factores de modelos bien especificados: NNFI, RMR y los índices χ^2 correspondientes a C1, C2 y C4.

Número de categorías: Solamente hubo efectos significativos para los índices RMR y CFI, cuyos bajos porcentajes (18.5% y 16%, respectivamente) indican que son poco sensibles al número de categorías de modelos bien especificados. El resto de índices analizados son robustos en relación con este apartado.

Grado de asimetría: Dos de los índices de bondad de ajuste analizados contribuyen a la cantidad de variación explicada por el grado de asimetría cuando los modelos están bien especificados. Se trata de RMR y NNFI, cuyos porcentajes obtenidos mediante el MANOVA no son elevados: 29.8% y 21.4%, respectivamente. El resto de índices se muestra robusto al grado de asimetría.

Tamaño muestral: Los índices GFI, AGFI y RMR contribuyen principalmente a la cantidad de variación explicada por el tamaño muestral. Sus porcentajes son muy elevados (entre el 83.6% y el 77.9%), por lo que son índices muy sensibles al tamaño muestral cuando los modelos están bien especificados. Hay dos índices más también implicados, aunque en menor medida: NNFI (51.9%) y el índice χ^2 correspondiente a C4 (19.5%). Los índices χ^2 correspondientes a C1, C2 y C3, RMSEA y CFI son robustos respecto a este factor.

De acuerdo con los resultados obtenidos, sin olvidar que el método RML aplicado posiblemente ejerza influencia en ellos, los índices robustos al número de factores en modelos mal especificados son los índices χ^2 correspondientes a C1, C2 y C3. También hay un grupo de índices

de bondad de ajuste robustos al número de categorías del modelo: los índices χ^2 , RMR, GFI y AGFI. Por otra parte, los índices robustos al grado de asimetría son los índices χ^2 correspondientes a C1 y C2. Como índices robustos al tamaño muestral de modelos mal especificados se pueden mencionar los índices χ^2 correspondientes a C1 y C2. En conclusión, los índices χ^2 (concretamente C1 y C2) se muestran robustos en cualquiera de las cuatro condiciones estudiadas, si bien es interesante el hecho de que el índice C3 (correspondiente al χ^2 de Satorra-Bentler) es robusto en relación al número de factores y al número de categorías.

Al aplicar el método RML cuando se trata de modelos bien especificados, hay una serie de índices de bondad de ajuste que se muestran robustos en relación al número de factores: los índices χ^2 correspondientes a C1, C2 y C4, NNFI y RMR. Además, los índices χ^2 , RMSEA, NNFI, GFI y AGFI se muestran robustos en cuanto al número de categorías. Respecto al grado de asimetría, los índices χ^2 , RMSEA, CFI, GFI y AGFI son robustos en modelos bien especificados. Por otra parte, los índices χ^2 correspondientes a C1, C2 y C3, RMSEA y CFI son robustos en relación con el tamaño muestral de los modelos. Así pues, de nuevo los índices χ^2 correspondientes a C1 y C2 son robustos simultáneamente a las condiciones analizadas, es decir, número de factores, número de categorías, grado de asimetría y tamaño muestral. Cabe señalar que el índice C3, correspondiente a la corrección de Satorra-Bentler, se ve influido en cierta manera por el número de factores en modelos bien especificados.

A partir de los resultados que se mostraron en el Capítulo 3 a través de unas tablas en las que se incorporaban el valor medio y la desviación estándar de determinados índices de bondad de ajuste que se ven influidos por las cuatro condiciones estudiadas en modelos mal y bien especificados, pueden describirse una serie de condiciones generales por las cuales esos índices dan lugar a la *aceptación de modelos falsos* cuando se aplica el método RML:

-En cuanto al número de factores, los modelos falsos de 2 ó 3 factores se aceptan con C4, los modelos de 2 a 5 factores se aceptan con RMSEA, los modelos de 2 ó 5 factores son susceptibles de ser aceptados por NNFI, los modelos de cualquier número de factores se aceptan con CFI, los modelos de 2 a 4 factores son aceptados por GFI y, finalmente, los modelos mal especificados de 2 factores son aceptados por AGFI.

-Por lo que respecta al número de categorías, con RMSEA y CFI se aceptan modelos falsos sea cual sea su número de categorías de respuesta, mientras que con NNFI se aceptan modelos con 3 categorías.

-En lo concerniente al grado de asimetría de la distribución de respuestas, con C3, C4, RMSEA y GFI se aceptan los modelos falsos con distribuciones de respuesta cuya asimetría es moderada o severa, con NNFI se aceptan únicamente los modelos con asimetría severa y con el

índice CFI se aceptan todos los modelos con independencia del grado de asimetría.

-Respecto al tamaño muestral, con los índices C3 y C4 se aceptan modelos mal especificados con muestras de 100 a 250 sujetos, con RMSEA y CFI se aceptan todos los modelos sea cual sea el tamaño muestral, con NNFI se aceptan los modelos que tengan 100 ó 150 sujetos y con GFI se aceptan los modelos falsos con tamaños muestrales entre 250 y 850 sujetos.

Por lo que se refiere a las condiciones genéricas por las que los índices de bondad de ajuste orientan al *rechazo de modelos correctos*, cabe señalar que el tamaño muestral es la única condición afectada. En este sentido, se observa que con RMR se rechazan modelos de 100 ó 150 sujetos y que con AGFI se rechazan modelos bien especificados de 100 sujetos.

4.2.2.3. Efectos de interacción de los modelos mal especificados al utilizar el método RML

Cuando se analizan en modelos mal especificados los efectos de interacción tras aplicar el método RML, estos efectos afectan a C3, C4, NNFI, CFI, RMR y GFI, mientras que RMR es el índice de bondad de ajuste que se ve afectado en las interacciones de segundo orden. A consecuencia de ello, los índices robustos de los modelos falsos que no alcanzan un tamaño del efecto suficientemente grande según el criterio de Cohen (1988) son C1, C2, RMSEA y AGFI.

Además, se pueden mencionar las condiciones genéricas por las cuales hay algunos índices de bondad de ajuste que favorecen la *aceptación de modelos falsos*:

-Para la interacción **factores*simetría**, con GFI (Figura 3.23) se aceptan los modelos mal especificados con distribución simétrica con 2 factores, los modelos de 2 a 4 factores con asimetría moderada. Además, se aceptan todos los modelos con asimetría severa, independientemente del número de factores.

Para esta misma interacción factores*simetría, con CFI (Figura 3.24) se aceptan todos los modelos falsos independientemente del número de factores y del grado de asimetría (excepto aquellos que tienen 3 factores y su distribución es simétrica).

-En cuanto a la interacción **factores*tamaño muestral**, con el índice C4 (Figura 3.25) se aceptan los modelos falsos con 2 factores cuyos tamaños muestrales se encuentran entre 100 y 650 sujetos. También se aceptan los modelos con 3 ó 4 factores que tengan de 100 a 250 sujetos, así como los modelos que tienen 5 factores y presentan un tamaño muestral de 250 sujetos. Además, se aceptan todos los modelos con 6 factores, con independencia de su tamaño muestral.

Respecto a esta interacción factores*tamaño muestral, por lo que concierne al índice GFI (Figura 3.26), se aceptan todos los modelos falsos con 2 factores de cualquier tamaño muestral y los

modelos que tienen 3 ó 4 factores de 250 a 850 sujetos. Cabe tener en cuenta que los modelos de 5 factores con tamaño muestral entre 450 y 850 sujetos son susceptibles de ser rechazados.

-En relación con la interacción **simetría*tamaño muestral**, con el índice C3 (Figura 3.27), se aceptan los modelos falsos con distribución simétrica que tienen 100 sujetos, los modelos con tamaños muestrales de 100 y 150 con asimetría moderada y los modelos que tienen hasta 450 sujetos con asimetría severa. Los modelos con 250 sujetos y asimetría moderada son susceptibles de ser rechazados.

Para esta misma interacción **simetría*tamaño muestral**, con el índice NNFI (Figura 3.28) se aceptan los modelos mal especificados con 100 sujetos si esta distribución tiene asimetría moderada. Además, se aceptan todos los modelos falsos que tiene distribución asimétrica severa de las respuestas, con independencia del número de sujetos. Cabe tener presente que los modelos con distribución asimétrica moderada que tienen 150 sujetos son susceptibles de ser rechazados.

-En el caso de la interacción **factores*categorías*tamaño muestral**, con el índice RMR (Figura 3.29) se aceptan los modelos falsos que tienen 2 factores y 3 categorías con un tamaño muestral entre 450 y 850 sujetos, así como aquellos que tienen 2 factores y 4 categorías con 850 sujetos.

4.2.2.4. Efectos de interacción de los modelos bien especificados al utilizar el método RML

En caso de que los modelos estén correctamente especificados, los efectos de interacción afectan casi a la totalidad de los índices: C4, RMSEA, NNFI, CFI, RMR, GFI y AGFI. Respecto a las interacciones de segundo orden, los índices de bondad de ajuste afectados son RMSEA, CFI y RMR. De esta forma, los índices de bondad de ajuste robustos son C1, C2 y C3, siendo este último de gran interés al tratarse del valor χ^2 de Satorra-Bentler.

Por lo que concierne a las condiciones genéricas por las que determinados índices de bondad de ajuste promueven el *rechazo de modelos correctos*, cabe señalar las siguientes:

-En la interacción **factores*categorías**, con RMR (Figura 3.30) se rechazan los modelos correctos con 2 factores y 4 categorías.

-Respecto a la interacción **factores*tamaño muestral**, se observa que con AGFI (Figura 3.35) se rechazan los modelos correctos que tienen 4 ó más factores y 100 sujetos, así como también los que tienen 5 ó 6 factores y 150 sujetos.

Para esta misma interacción factores*tamaño muestral, con C4 (Figura 3.36) se rechazan los modelos correctos que tienen 5 factores y 100 sujetos y los que tienen 6 factores y 150 sujetos

Además, para la mencionada interacción factores*tamaño muestral, con el índice RMR (Figura 3.37) se rechazan los modelos correctos con 100 sujetos y 3 ó más factores y los modelos que tienen 150 sujetos y 2 ó 5 factores. Los modelos susceptibles de ser rechazados son los que tienen 150 sujetos y 4 ó 6 factores.

-Cuando se trata de la interacción **categorías*tamaño muestral**, con RMR (Figura 3.39) se rechazan incorrectamente los modelos bien especificados con 100 sujetos, sea cual sea el número de categorías de respuesta. También se rechazan los modelos que tienen 4 categorías y presentan 150 ó 250 sujetos.

-Respecto a la interacción **factores*categorías*simetría**, cabe señalar que con el índice RMR (Figura 3.42) se rechazan modelos bien especificados con 2 factores y 4 categorías de respuesta que tienen asimetría moderada o severa.

-En relación con la interacción **factores*categoría*tamaño muestral**, con RMR (Figura 3.45) se rechazan modelos correctos con 100 sujetos a partir de 3 factores con independencia del número de categorías. También se rechazan los modelos que tengan 2 factores y 4 categorías cuyo tamaño muestral oscile entre los 150 y 450 sujetos. Para tamaños muestrales de 150 sujetos, los modelos con 4 ó 6 factores son susceptibles de ser rechazados para cualquier número de categorías.

Para la mencionada interacción factores*categoría*tamaño muestral, con el índice AGFI (Figura 3.48) se rechazan modelos bien especificados con 100 sujetos con 4 ó más factores, con independencia del número de categorías. También se rechazan modelos con 150 sujetos con 5 ó 6 factores (sea cual sea el número de categorías) y los modelos con 150 ó 250 sujetos que tienen 2 factores y 4 categorías. Los modelos con 100 sujetos y 3 factores son susceptibles de ser rechazados.

4.2.3. Método WLS

4.2.3.1. Efectos principales de los modelos mal especificados al utilizar el método RML

Número de factores: Según se desprende del MANOVA en relación con este factor, los elevados porcentajes de RMR y GFI los convierten en índices de bondad de ajuste muy sensibles en caso de que el modelo esté mal especificado. Así, la cantidad de variación explicada por el número de factores con tales índices alcanza el 71.2% y el 59.9%, respectivamente. Hay otros dos índices que también se ven afectados, aunque en menor medida: AGFI (35.3%) y CFI (28.5%). Por

tanto, los índices χ^2 , RMSEA y NNFI son robustos respecto a esta condición.

Número de categorías: El número de categorías no aparece en ningún tipo de interacción significativa. Consecuentemente, todos los índices de bondad de ajuste estudiados muestran robustez al número de categorías cuando el modelo está mal especificado.

Grado de asimetría: El grado de asimetría tampoco influye sobre los índices de bondad de ajuste de acuerdo con el MANOVA, por lo que todos ellos son robustos respecto a este factor en modelos mal especificados.

Tamaño muestral: El índice RMR contribuye de manera especial a la cantidad de variación explicada por el tamaño muestral. En este sentido, dicho índice presenta un porcentaje del 65.7%, lo que le hace sensible a este factor. El resto de índices muestra porcentajes que oscilan entre el 48.8% de AGFI y el 23.2% de NNFI. Únicamente el índice χ^2 es robusto al tamaño muestral de modelos mal especificados.

4.2.3.2. Efectos principales de los modelos bien especificados al utilizar el método WLS

Número de factores: Se observan varios índices de bondad de ajuste que contribuyen a la cantidad de variación explicada por el número de factores en modelos bien especificados. Los que presentan porcentajes más elevados son GFI (43.2%) y RMR (43.1%), mientras que los índices χ^2 y AGFI presentan menores porcentajes (22.6% y 16.5%, respectivamente). El resto de índices (es decir, RMSEA, NNFI y CFI) son robustos al número de factores.

Número de categorías: Los índices de bondad de ajuste analizados no se ven afectados por el número de categorías cuando los modelos están bien especificados en relación con los efectos principales del MANOVA, por lo que todos ellos son robustos respecto a este factor.

Grado de asimetría: De acuerdo con el MANOVA, solamente el índice RMR se ve afectado por el grado de asimetría y, además, de una manera leve, pues contribuye al 16.5% de variación explicada por esta condición.

Tamaño muestral: Hay tres índices que contribuyen de manera muy destacada a la cantidad de variación explicada por el tamaño muestral en modelos bien especificados. Se trata de RMR (76.2%), AGFI (62.3%) y GFI (61.9%). Otros dos índices (RMSEA y CFI) también están implicados, pero con porcentajes menores (50.8% y 19.6%, respectivamente). Así, los índices χ^2 y NNFI son robustos al tamaño muestral.

A partir de los resultados anteriores, sin dejar a un lado la posible influencia de la elección del método WLS, en caso de que los modelos estén mal especificados los índices que se muestran robustos al número de factores de tales modelos son los índices χ^2 , RMSEA y NNFI. Si se consideran las condiciones relativas al número de categorías o al grado de asimetría de la

distribución de respuestas, todos los índices de bondad de ajuste analizados son robustos a ellas, es decir, los índices χ^2 , RMSEA, NNFI, CFI, RMR, GFI y AGFI. Por último, χ^2 es el único índice robusto al tamaño muestral cuando los modelos están mal especificados. Por tanto, el índice χ^2 , representado al utilizar el método WLS por C1, es el índice robusto común a las cuatro condiciones experimentales estudiadas. No obstante, cabe tener en cuenta que los siete índices analizados en este trabajo son robustos en relación con el número de categorías y el grado de asimetría.

Al aplicar el método WLS, en caso de que se manejen modelos bien especificados, los índices RMSEA, NNFI y CFI son robustos al número de factores. Por otra parte, todos los índices de bondad de ajuste estudiados son robustos respecto al número de categorías. Además, a excepción de RMR, el resto de índices son robustos en relación con el grado de asimetría: χ^2 , RMSEA, NNFI, CFI, GFI y AGFI. Al considerar el tamaño muestral, χ^2 y NNFI son los índices robustos cuando los modelos están bien especificados. Consecuentemente, en este contexto NNFI es el índice robusto de manera simultánea a las cuatro condiciones estudiadas.

Atendiendo a los resultados obtenidos para modelos mal y bien especificados en relación con una serie de índices de bondad de ajuste influidos por los cuatro factores analizados, que fueron presentados mediante unas tablas en el capítulo 3 al abordar el método WLS, a continuación se indican las condiciones genéricas por las que tales índices llevan a *aceptar modelos falsos*:

-En lo que concierne al número de factores, los modelos falsos se aceptan con CFI cuando tienen 2 factores, así como también con los índices GFI y AGFI sea cual sea el número de factores.

-Respecto al tamaño muestral, con el índice RMSEA se aceptan erróneamente modelos falsos que tengan 650 u 850 sujetos y con el índice CFI aquellos con 100 sujetos. Con los índices GFI y AGFI se aceptan todos los modelos falsos con independencia de su tamaño muestral.

Por lo que respecta a las condiciones genéricas por las que los índices de bondad de ajuste analizados pueden conducir al *rechazo de modelos correctos*, con el índice RMR se rechaza todo modelo bien especificado sea cual sea el número de factores y sea cual sea el grado de asimetría de la distribución de respuestas. Además, este mismo índice RMR da lugar al rechazo de modelos correctos que tengan de 100 a 450 sujetos.

4.2.3.3. *Efectos de interacción de los modelos mal especificados al utilizar el método WLS*

En lo concerniente al método WLS y los efectos de interacción que se observan en modelos mal especificados, este tipo de efectos afectan a RMSEA, NNFI, CFI, RMR y GFI, mientras que en las interacciones de segundo orden están implicados NNFI y CFI. De esta manera, los índices χ^2 y AGFI son robustos al no alcanzar un tamaño del efecto que sea suficientemente grande, atendiendo al criterio de Cohen (1988).

A continuación se describen de manera general las condiciones en las que ciertos índices de bondad de ajuste encaminan a *aceptar modelos falsos*:

-En relación con la interacción **factores*categorías**, con CFI (Figura 3.50) se aceptan los modelos falsos de 2 factores y 3, 5 ó 6 categorías.

-En relación con la interacción **factores*tamaño muestral**, con RMSEA (Figura 3.52) se aceptan modelos falsos con 450 sujetos y 6 factores, así como también los modelos con 650 sujetos y 850 sujetos (excepto si tienen 3 factores).

Para esta misma interacción factores*tamaño muestral, con CFI (Figura 3.53) se aceptan modelos falsos con 100 sujetos y los modelos con 2 y 5 factores que tienen 150 sujetos, así como también los modelos con 2 factores y un tamaño muestral de 650 u 850 sujetos.

Por otra parte, para la mencionada interacción factores*tamaño muestral, con GFI (Figura 3.54) todos los modelos falsos se aceptan.

-Respecto a la interacción **factores*categorías*tamaño muestral**, cabe indicar que con el índice CFI (Figura 3.56) se aceptan todos los modelos falsos con 100 sujetos. Únicamente se aceptan los modelos falsos entre 150 y 450 sujetos con 2 factores, siempre que no tengan 4 categorías de respuesta. No obstante, también se aceptan los modelos con 150 sujetos con 5 factores y 3 ó 4 categorías de respuesta. Además, solamente se aceptan los modelos falsos de 650 u 850 sujetos con 2 factores, con independencia de su número de categorías. Finalmente, los modelos falsos con un tamaño muestral de 150 sujetos que tienen 3 ó 4 factores y 3 categorías de respuesta son susceptibles de ser aceptados.

4.2.3.4. Efectos de interacción de los modelos bien especificados al utilizar el método WLS

Cuando los modelos están correctamente especificados, los efectos de interacción y las interacciones de segundo orden afectan a los índices RMSEA, NNFI, CFI, RMR, GFI y AGFI. Así pues, en este contexto el índice de bondad de ajuste robusto es χ^2 .

A continuación se exponen las condiciones genéricas que dan lugar a que los índices de bondad de ajuste encaminen a *rechazar modelos correctos*:

-En relación con la interacción **factores*categorías**, con NNFI (Figura 3.57) los modelos bien especificados con 2 factores y 4 categorías son rechazados.

-En la interacción **factores*tamaño muestral** se observa que con el índice RMR (Figura 3.59) se rechazan los modelos correctos con tamaños muestrales entre 100 y 250 sujetos, así como también los modelos con 450 sujetos que tienen 2, 5 ó 6 factores. Se rechazan también los modelos

con 650 sujetos y 6 factores. Cabe señalar que los modelos que tienen 450 sujetos y 4 factores son susceptibles de ser rechazados.

Para la mencionada interacción factores*tamaño muestral, con RMSEA (Figura 3.60) se rechazan los modelos correctos que tienen 4 factores y 100 sujetos y los que tienen 5 factores y 150 sujetos.

-Por lo que concierne a la interacción **factores*categoría*simetría**, con NNFI (Figura 3.62) se rechazan modelos bien especificados con distribución simétrica que tienen 6 factores y 4 categorías y los modelos con 2 factores y 4 categorías que tienen distribución asimétrica, tanto moderada como severa.

En relación con esta interacción factores*categoría*simetría, con el índice CFI (Figura 3.63) se rechazan modelos correctos con 2 factores y 4 categorías con distribución asimétrica moderada o severa.

-En cuanto a la interacción **factores*categorías*tamaño muestral**, con NNFI (Figura 3.64) se rechazan erróneamente modelos de 150 a 450 sujetos que tengan 2 factores y 4 categorías. Cabe destacar que son susceptibles de ser rechazados los modelos que tienen 150 sujetos y 5 factores para cualquier número de categorías, los que tienen 250 sujetos y 6 factores para cualquier número de categorías, así como también los modelos con 450 sujetos que tienen 6 factores y 4 categorías.

Para esta misma interacción factores*categorías*tamaño muestral, con el índice CFI (Figura 3.65) se rechazan erróneamente modelos bien especificados con 2 factores y 4 categorías cuyo tamaño muestral oscila entre 150 y 450 sujetos.

4.2.4. Método ULS

Cabe recordar que el índice CFI quedó excluido para modelos mal especificados, dado que se trata de un índice que, al mostrar una media de 1 y una desviación típica de 0 en todas las condiciones experimentales, carece de sensibilidad.

4.2.4.1. Efectos principales de los modelos mal especificados al utilizar el método ULS

Número de factores: Según los resultados del MANOVA, la cantidad de variación explicada por el número de factores implica a cuatro índices de bondad de ajuste. El índice GFI es el que presenta el porcentaje más elevado (40.8%), mientras que el resto de índices muestran porcentajes menores: RMR (28.1%), RMSEA (25.4%) y NNFI (19.1%). Los índices restantes (es decir, χ^2 y AGFI) son robustos al número de factores en modelos mal especificados.

Número de categorías: El número de categorías influye sobre los índices de bondad de

ajuste de acuerdo con el MANOVA, por lo que los índices analizados son robustos al número de categorías.

Grado de asimetría: El MANOVA señala cuatro índices que se ven influidos por este factor, si bien sus porcentajes no son elevados. Se trata de RMR (25.9%), RMSEA (23.2%), GFI (19%) y AGFI (18.7%). Así, cuando los modelos están mal especificados, los índices robustos al grado de asimetría son χ^2 y NNFI.

Tamaño muestral: A excepción del índice χ^2 , que se muestra robusto a esta condición experimental, los demás índices de bondad de ajuste contribuyen a la cantidad de variación explicada por el tamaño muestral. NNFI es un índice muy sensible, pues contribuye con un porcentaje muy elevado (86.9%). El resto de índices implicados son RMR (49.8%), GFI (41.8%), AGFI (38.7%) y RMSEA (24.5%).

4.2.4.2. Efectos principales de los modelos bien especificados al utilizar el método ULS

Número de factores: Solamente el índice GFI se ve afectado por el número de factores, mostrando en el MANOVA un porcentaje poco elevado del 22.1%. El resto de índices analizados son robustos a esta condición experimental.

Número de categorías: El MANOVA indica que los índices influidos por el número de categorías presentan unos porcentajes poco elevados en relación con la cantidad de variación explicada por este factor. Concretamente, los índices RMR (26.8%), AGFI (24.5%), GFI (18.3%) y RMSEA (14.4%). Los demás índices (es decir, χ^2 , NNFI y CFI) son robustos al número de categorías en modelos bien especificados.

Grado de asimetría: Los índices RMR y RMSEA son los que se ven más afectados por este factor, pues los porcentajes que muestran son bastante elevados a la hora de determinar la cantidad de variación explicada por el grado de asimetría. De hecho, cada uno de ellos contribuye con el 62.7% y el 51.6 %, respectivamente. El resto de índices implicados son GFI (44.7%), AGFI (39.6%) y χ^2 (18.6%). Los índices que muestran robustez al grado de asimetría son NNFI y CFI.

Tamaño muestral: Cabe destacar tres índices que son muy sensibles al tamaño muestral de modelos bien especificados, ya que los porcentajes obtenidos a través del MANOVA relativos a la cantidad de variación explicada por esta condición experimental son muy elevados. Se trata de RMR (83.4%), NNFI (78.3%) y GFI (68.2%). Hay otros dos índices afectados por el tamaño muestral: AGFI (61.4%) y RMSEA (53.6%). Por su parte, los índices χ^2 y CFI se muestran robustos.

Teniendo presente la posible influencia del método de estimación ULS en los resultados cuando los modelos están mal especificados, los índices χ^2 y AGFI se muestran robustos al número de factores. Por otra parte, respecto al número de categorías los índices de bondad de ajuste

analizados son robustos. Los índices χ^2 y NNFI son robustos al grado de asimetría. Además, χ^2 se muestra robusto al tamaño muestral. Por tanto, el índice χ^2 es robusto para las cuatro condiciones experimentales estudiadas consideradas aisladamente.

Cuando se trata de modelos bien especificados, los índices robustos al número de factores son χ^2 , RMSEA, NNFI, CFI, RMR y AGFI. En cuanto al número de categorías, χ^2 , NNFI y CFI son robustos a este factor. Además, los índices NNFI y CFI son robustos al grado de asimetría. Respecto al tamaño muestral, los índices robustos son χ^2 y CFI. Consecuentemente, el índice de bondad de ajuste CFI es robusto a los cuatro factores cuando se consideran aisladamente en caso de que los modelos sean correctos.

Si se consultan las tablas relativas al método ULS mostradas en el capítulo 3 que presentaban el valor medio y la desviación estándar de los índices de bondad de ajuste afectados por el número de factores, el número de categorías, el grado de asimetría y el tamaño muestral, se pueden describir las condiciones genéricas por las que estos índices dan lugar a *aceptar modelos falsos*:

-En cuanto al número de factores, con los índices NNFI y GFI se aceptan incorrectamente los modelos mal especificados, independientemente del número de factores.

-En cuanto al grado de asimetría de la distribución de respuestas, los índices GFI y AGFI llevan a aceptar los modelos falsos sea cual sea el grado de asimetría.

-En cuanto al tamaño muestral, tanto NNFI como GFI dan lugar a aceptar modelos mal especificados con independencia del número de sujetos, mientras que con el índice AGFI se aceptan modelos falsos que tengan entre 150 y 850 sujetos.

Por otra parte, se pueden también describir las condiciones generales por las cuales los índices de las tablas mencionadas pueden encaminar a *rechazar modelos correctos*:

-En relación con el número de categorías de respuesta, con los índices RMSEA y RMR se rechazan modelos bien especificados con 3 ó 4 categorías de respuesta.

-En cuanto al grado de asimetría de la distribución de respuestas, el índice χ^2 hace rechazar incorrectamente los modelos con asimetría moderada o severa, mientras que los índices RMSEA y RMR llevan a rechazar modelos correctos con asimetría severa.

-Por lo que respecta al tamaño muestral, los modelos bien especificados con 100 ó 150 sujetos son rechazados con RMSEA, mientras que con RMR son rechazados incorrectamente los modelos con un tamaño muestral entre 100 y 250 sujetos.

4.2.4.3. Efectos de interacción de los modelos mal especificados al utilizar el método ULS

Los efectos de interacción en modelos mal especificados al utilizar ULS afectan a RMSEA, RMR y AGFI, mientras que en las interacciones de segundo orden se ven implicados los índices RMR y AGFI. Por consiguiente, en los modelos mal especificados los índices χ^2 , NNFI, CFI y GFI son robustos pues, según el criterio de Cohen (1988), no alcanzan un tamaño del efecto suficientemente grande.

A continuación se señalan las condiciones genéricas que dan lugar a que los índices de bondad de ajuste lleven a *aceptar modelos falsos*:

-En la interacción **factores*categorias**, con AGFI (Figura 3.68) se aceptan todos los modelos mal especificados, excepto los que tienen 2 factores y 4 categorías.

-Por lo que respecta a la interacción **factores*categorias*tamaño muestral** con el índice AGFI (Figura 3.71) solamente se aceptan los modelos falsos con 100 sujetos que tengan 2 factores con independencia del número de categorías. También se aceptan los modelos con 150 sujetos, aunque se rechazan aquellos con 2 factores y 4 categorías y los que tienen 3 o más factores con 3 categorías de respuesta. Además, se aceptan todos los modelos con 250 y 450 sujetos, a excepción de los que presentan 2 factores y 4 categorías. Cabe señalar que se aceptan todos los modelos de 650 y 850 sujetos. Por otra parte, los modelos con 150 sujetos que presentan 4 factores con 4 categorías de respuesta y los que tienen 5 factores con 5 categorías son susceptibles de ser rechazados.

4.2.4.4. Efectos de interacción de los modelos bien especificados al utilizar el método ULS

Cuando los modelos están correctamente especificados, los efectos de interacción y las interacciones de segundo orden afectan a RMSEA, CFI, RMR, GFI y AGFI. Por tanto, los índices robustos en este contexto son χ^2 y NNFI, ya que sus tamaños del efecto son inferiores a 0.14, siguiendo el criterio de Cohen (1988).

En las siguientes líneas se indican cuáles son las condiciones generales por las que los índices de bondad de ajuste dan lugar a *rechazar modelos correctos*:

-En cuanto a la interacción **factores*categorias**, con el índice AGFI (Figura 3.72) se rechazan modelos correctos con 2 factores y 4 categorías.

Para la misma interacción factores*categorias, con RMR (Figura 3.73) se rechazan los modelos correctos que tienen 2 factores y 4 categorías, los modelos que tienen 4 o más factores con 3 categorías y, además, los modelos que tienen 6 factores y 3 ó 4 categorías. Por su parte, los modelos

que tienen 5 factores y 4 categorías, así como también los que tienen 6 factores y 5 categorías son susceptibles de ser rechazados.

-Por lo que respecta a la interacción **factores*tamaño muestral**, con RMR (Figura 3.77) se rechazan modelos bien especificados con un tamaño muestral de 100 a 250 sujetos, excepto los que tienen 3 factores y 250 sujetos). Los modelos con 2 factores y 450 sujetos y los que tienen 4 factores y 250 sujetos son susceptibles de ser rechazados.

-En relación con la interacción **categorías*tamaño muestral** cabe señalar que con RMR (Figura 3.79) se rechazan los modelos con 100 y 150 sujetos, así como los que tienen 250 sujetos con 3 ó 4 categorías. También se rechazan los modelos bien especificados con 450 sujetos y 4 categorías.

-Respecto a la interacción **simetría*tamaño muestral** se observa que con el índice RMSEA (Figura 3.81) se rechazan los modelos bien especificados cuya distribución tiene asimetría moderada con un tamaño muestral de 100 ó 150 sujetos y los modelos con asimetría severa en la distribución de respuestas y un tamaño muestral de 100 a 250 sujetos.

Para la mencionada interacción **simetría*tamaño muestral**, con el índice RMR (Figura 3.84) se rechazan los modelos bien especificados con distribución simétrica de 100 sujetos, los que presentan una distribución con asimetría moderada con 100 ó 150 sujetos y los que tienen asimetría severa de 100 a 250 sujetos. Los modelos con distribución simétrica con 150 sujetos y aquellos que tienen asimetría moderada con 250 sujetos son susceptibles de ser rechazados.

-Cuando se trata de la interacción **factores*categoría*simetría**, con el índice AGFI (Figura 3.85) se rechazan los modelos bien especificados que tienen 2 factores y 4 categorías con una distribución asimétrica moderada o severa de respuestas.

Para dicha interacción **factores*categoría*simetría** cabe destacar que, con RMR (Figura 3.86), cuando la distribución de respuestas tiene asimetría moderada, se rechazan los modelos con 2 factores que tienen 4 categorías y los modelos con 4 factores que tienen 3 categorías. Se rechazan también los modelos con 5 factores que tienen 3 categorías y los modelos con 6 factores que tienen 3 ó 4 categorías. Cabe indicar que los modelos con 5 factores que tienen 4 categorías son susceptibles de ser rechazados. En caso de que la distribución tenga asimetría severa, se rechazan los modelos con 2 factores y 3 ó 4 categorías. Además, se rechazan los modelos de 3 o más factores, si bien los modelos con 3 factores y 6 categorías son susceptibles de ser aceptados.

-En relación con la interacción **factores*categorías*tamaño muestral**, con AGFI (Figura 3.88) se rechazan los modelos de 2 factores y 4 categorías que tengan de 150 a 450 sujetos.

Para esta misma interacción **factores*categorías*tamaño muestral**, con RMR (Figura 3.89) se rechazan los modelos bien especificados con 100 sujetos (excepto los que tienen 2 factores y 6 categorías). También se rechazan los modelos con 150 sujetos (excepto los que tienen 2 factores y 5 ó 6 categorías). En cuanto a los modelos con 250 sujetos, se rechazan aquellos que tienen 2 factores y 4 categorías. También se rechazan los modelos de 250 sujetos con 3 factores y 3 categorías, los que tienen 4 factores con 3 categorías (siendo susceptibles de ser rechazados los modelos con 4 categorías), aquellos con 5 factores con 3 ó 4 categorías (siendo susceptibles de ser rechazados los modelos con 5 categorías) y los modelos que tienen 6 factores (excepto si tienen 6 categorías). Por otra parte, se rechazan los modelos de 450 sujetos con 2 factores y 4 categorías, así como también los modelos con 850 sujetos con 6 factores y 5 categorías.

-En cuanto a la interacción **factores*simetría*tamaño muestral**, con AGFI (Figura 3.91) se rechazan los modelos con asimetría severa tanto de 6 factores con muestras de 100 sujetos como de 2 factores con muestras de 150 sujetos.

Además, para dicha interacción **factores*simetría*tamaño muestral**, cabe señalar que con RMR (Figura 3.92) se rechazan todos los modelos con 100 sujetos (excepto los que tienen 2 factores cuya distribución de respuestas a los ítems es simétrica). Se rechazan modelos con 150 sujetos que tienen 5 ó 6 factores y distribución simétrica (los que tienen 4 factores son susceptibles de ser rechazados), así como los modelos con distribución asimétrica moderada o severa. En el caso de los modelos de 250 sujetos, se rechazan todos los modelos con distribución asimétrica severa, mientras que se rechazan los modelos con asimetría moderada con 2 ó 6 factores (los modelos que tienen 5 factores son susceptibles de ser rechazados). Además, se rechazan los modelos de 450 sujetos que tienen 2 factores con distribución asimétrica moderada o severa. Cabe destacar que se rechazan los modelos con 850 sujetos que tienen 6 factores y una distribución de respuestas con asimetría severa.

4.2.5. Método RULS

4.2.5.1. Efectos principales de los modelos mal especificados al utilizar el método RULS

Número de factores: Hay cinco índices de bondad de ajuste que contribuyen a la cantidad de variación explicada por el número de factores si los modelos están mal especificados. Se trata de GFI (44%), RMR (31.7%), CFI (30.6%), RMSEA (24.9%) y NNFI (21.7%). Por tanto, los índices

robustos al número de factores en este contexto son χ^2 (formado por C2, C3 y C4) y AGFI.

Número de categorías: Los resultados del MANOVA indican que ninguno de los índices analizados se ve afectado por este factor, por lo que todos ellos son robustos al número de categorías en modelos mal especificados.

Grado de asimetría: A excepción del índice χ^2 (representado por C2, C3 y C4), el resto de índices de bondad de ajuste contribuyen a la cantidad de variación explicada por el tamaño muestral. Los que contribuyen en mayor medida son CFI (46.1%), NNFI (44.2%) y RMSEA (42%). Los demás índices afectados, que muestran menores porcentajes, son RMR (21.3%), AGFI (16%) y GFI (15.7%).

Tamaño muestral: De acuerdo con el MANOVA hay tres índices afectados por el tamaño muestral si el modelo está mal especificado. Se trata de RMR (41.4%), GFI (34.5%) y AGFI (32.4%). Así pues, los índices robustos a esta condición experimental son χ^2 , RMSEA, NNFI y CFI.

4.2.5.2. Efectos principales de los modelos bien especificados al utilizar el método RULS

Número de factores: Los tres índices influidos por el número de factores presentan, según el MANOVA, unos porcentajes poco elevados en relación con la cantidad de variación explicada por este factor. Se trata de C4 (20.3%), AGFI (20%) y GFI (15.8%). Consecuentemente, los índices robustos a este factor son C2, C3, RMSEA, NNFI, CFI y RMR.

Número de categorías: El MANOVA señala tres índices influidos por el número de categorías, aunque sus porcentajes no son elevados. Tales índices son AGFI (34.5%), RMR (33.5%) y GFI (27.1%). Por tanto, los índices χ^2 (representado por C2, C3 y C4), RMSEA, NNFI y CFI son robustos a esta condición experimental en caso de que los modelos estén bien especificados.

Grado de asimetría: Hay cinco índices de bondad de ajuste implicados en relación a la cantidad de variación explicada por el grado de asimetría. El índice que presenta el porcentaje más elevado es RMR (55.2%), mientras que el resto de índices muestran porcentajes menores: GFI (37.2%), AGFI (34.6%) y, sobretodo, C2 (18.2%). Los índices restantes (es decir, C3, C4, RMSEA, NNFI y CFI) son robustos al grado de asimetría para modelos correctamente especificados.

Tamaño muestral: El MANOVA señala RMR como el índice más sensible al tamaño muestral, pues presenta un porcentaje muy elevado (concretamente, del 81.1%). Además, los índices GFI y AGFI presentan porcentajes bastante elevados (64.2% y 57%, respectivamente). En este contexto, los índices robustos si los modelos están bien especificados son χ^2 , RMSEA, NNFI y CFI.

Sin descartar la posible influencia que ejerce sobre los resultados el método de estimación

RULS, cuando los modelos están mal especificados los índices robustos al número de factores del modelo son χ^2 (representado por C2, C3 y C4) y AGFI. Por otra parte, todos los índices analizados son robustos al número de categorías. Solamente el índice χ^2 es robusto al grado de asimetría. Por último, cabe señalar a χ^2 , RMSEA, NNFI y CFI como los índices que se muestran robustos con respecto al tamaño muestral. Así pues, solamente el índice χ^2 (que abarca a C2, C3 y C4) es robusto de manera común a las cuatro condiciones experimentales tomadas aisladamente. Cabe recordar que en el índice χ^2 se incluye el índice C3 ó χ^2 escalado de Satorra-Bentler.

Cuando los modelos están bien especificados, al aplicar el método RULS se observa que los índices C2, C3, RMSEA, NNFI, CFI y RMR son robustos al número de factores, mientras que los índices χ^2 (representado por C2, C3 y C4), RMSEA, NNFI y CFI son robustos al número de categorías. Por su parte, los índices de bondad de ajuste C3, C4, RMSEA, NNFI y CFI se muestran robustos al grado de asimetría de la distribución de respuestas. Finalmente, cabe mencionar los índices χ^2 , RMSEA, NNFI y CFI como los robustos al tamaño muestral. Por tanto, C3 (correspondiente con la corrección de Satorra-Bentler), RMSEA, NNFI y CFI son los índices robustos que aparecen de manera común a los factores analizados, es decir, número de factores, número de categorías, grado de asimetría y tamaño muestral.

En el capítulo 3 se presentaron unas tablas que mostraban el valor medio y la desviación estándar de los índices de bondad de ajuste que quedaban afectados por el impacto de las cuatro condiciones experimentales analizadas para modelos mal y bien especificados al aplicar el método RULS. Consecuentemente, se pueden mencionar algunas condiciones generales por las que los resultados obtenidos para tales índices pueden favorecer la *aceptación de modelos falsos*:

-Por lo que concierne al número de factores, tanto CFI como GFI dan lugar a que los modelos mal especificados sean incorrectamente aceptados con independencia del número de factores de tales modelos.

-En lo referente al grado de asimetría de la distribución de respuestas, con el índice RMSEA se aceptan modelos mal especificados cuando la asimetría es severa, mientras que los índices CFI, GFI y AGFI llevan a aceptar modelos incorrectos, sea cual sea el grado de asimetría.

-Por lo que respecta al tamaño muestral, con el índice GFI se aceptan modelos mal especificados independientemente del número de sujetos, mientras que los modelos falsos de 150 a 850 sujetos son incorrectamente aceptados con AGFI.

Por otra parte, también es posible observar condiciones genéricas por las cuales los índices de bondad de ajuste pueden llevar al *rechazo de modelos correctos*:

-En cuanto al grado de asimetría de la distribución de respuestas, los modelos bien especificados con asimetría moderada o severa son rechazados incorrectamente con C2.

-Por lo que respecta al tamaño muestral, el índice RMR da lugar al rechazo de modelos correctos que tengan entre 100 y 250 sujetos.

4.2.5.3. *Efectos de interacción de los modelos mal especificados al utilizar el método RULS*

En lo concerniente a los efectos de interacción sobre los índices de bondad de ajuste analizados cuando se aplica el método RULS, cabe señalar que tales efectos implican a los índices RMR, GFI y AGFI en modelos mal especificados. Así pues, en ese tipo de modelos, los índices que se consideran robustos al no alcanzar un tamaño del efecto suficientemente grande siguiendo el criterio de Cohen (1988) son χ^2 , RMSEA, NNFI y CFI. Cabe recordar que en el índice χ^2 se encuentra el índice C3 ó χ^2 escalado de Satorra-Bentler.

Por otra parte, se observan ciertas condiciones genéricas por las que estos índices encaminan a *aceptar modelos falsos*:

-En la interacción **factores*categorías** con AGFI (Figura 3.94) se aceptan los modelos mal especificados excepto aquellos con 2 factores y 4 categorías.

-En cuanto a la interacción **factores*categorías*tamaño muestral** cabe mencionar que con AGFI (Figura 3.97) se aceptan modelos falsos con un tamaño muestral de 100 sujetos que tienen 2 factores (con independencia de su número de categorías), así como los que tienen 4 factores y 5 categorías. Se aceptan, entre otros modelos, todos los modelos mal especificados que tienen tamaños muestrales entre 150 y 450 sujetos (excepto aquellos con 2 factores y 4 categorías). Además, también se aceptan los modelos falsos con 650 y 850 sujetos. Se aceptan también los modelos con 150 sujetos (excepto los que tienen entre 3 y 5 factores con 3 categorías de respuesta, así como los que tienen 5 factores con 4 categorías de respuesta). Dentro de los modelos con 150 sujetos, cabe señalar que los modelos con 4 factores y 4 categorías y los modelos con 5 factores y 5 categorías son susceptibles de ser rechazados.

4.2.5.4. *Efectos de interacción de los modelos bien especificados al utilizar el método RULS*

Si se trata de modelos bien especificados, los efectos de interacción afectan a los índices RMR, GFI y AGFI. Por tanto, los índices robustos son χ^2 , RMSEA, NNFI y CFI, ya que su tamaño del efecto, al ser inferior a 0.14, no se considera suficientemente grande de acuerdo con el criterio de Cohen (1988). Cabe recordar que en el índice χ^2 se incluye el índice C3 o corrección de Satorra-Bentler.

En cuanto a las condiciones genéricas que propician que los índices de bondad de ajuste den lugar a *rechazar modelos correctos* se pueden indicar las siguientes:

-En la interacción **factores*categorías**, con RMR (Figura 3.100) se rechazan los modelos bien especificados con 2 factores y 4 categorías, mientras que los modelos con 5 factores y 3 categorías son susceptibles de ser incorrectamente rechazados.

-Cuando se trata de la interacción **categorías*simetría**, con RMR (Figura 3.104) se rechazan los modelos correctos con 4 categorías con distribuciones asimétricas moderadas o severas.

-Respecto a la interacción **factores*tamaño muestral**, con RMR (Figura 3.108) se rechazan todos los modelos bien especificados que tienen un tamaño muestral de 100 y 150 sujetos, así como también los modelos con 250 sujetos que tienen 2 ó 5 factores.

-Para la interacción **categorías*tamaño muestral**, con RMR (Figura 3.110) se rechazan todos los modelos bien especificados con 100 ó 150 sujetos, así como también los modelos con 4 categorías de respuesta que tienen 250 ó 450 sujetos. Por otra parte, los modelos con 3 categorías y 250 sujetos son susceptibles de ser rechazados.

-En cuanto a la interacción **simetría*tamaño muestral**, con RMR (Figura 3.112) se rechazan los modelos correctos que tienen 100 sujetos, con independencia del grado de asimetría de su distribución de respuestas. También se rechazan los modelos que tienen 150 ó 250 sujetos cuya distribución tiene asimetría moderada o severa. Además, son susceptibles de ser rechazados los modelos con 450 sujetos con asimetría severa.

-Si se trata de la interacción **factores*categorías*simetría**, con AGFI (Figura 3.114) se rechazan los modelos correctos con 2 factores y 4 categorías que tienen asimetría (tanto moderada como severa).

Para esta misma interacción **factores*categorías*simetría**, con RMR (Figura 3.115) se rechazan los modelos bien especificados con asimetría moderada o severa que tienen 2 factores y 4 categorías y los modelos que tienen 5 factores y 3 categorías. Cabe señalar que los modelos que tienen 4 factores y 3 categorías cuya distribución de respuestas es asimétrica moderada y los que tienen 4 factores y 5 categorías con una distribución asimétrica severa son susceptibles de ser rechazados.

-Por lo que respecta a la interacción **factores*categorías*tamaño muestral**, con AGFI (Figura 3.117) se rechazan los modelos con 2 factores y 4 categorías que tienen entre 150 y 450 sujetos.

Para esta misma interacción **factores*categorías*tamaño muestral**, con RMR (Figura 3.118) se rechazan los modelos bien especificados con 100 sujetos (a excepción de los que tienen 2 factores y 5 ó 6 categorías). También se rechazan los modelos con 150 sujetos (excepto los que tienen 2 factores y 3, 5 ó 6 categorías y los que tienen 6 factores y 6 categorías). Por otra parte, se rechazan los modelos con 250 sujetos que tienen 4 ó 5 factores y 3 ó 4 categorías, además de los modelos con un tamaño muestral entre 150 y 450 sujetos que tienen 2 factores y 4 categorías. Cabe destacar que los modelos que tienen 150 sujetos con 6 factores y 5 categorías, así como también los que tienen 250 sujetos con 5 factores y 5 categorías son susceptibles de ser rechazados.

-Respecto a la interacción **factores*simetría*tamaño muestral**, cabe señalar que con RMR (Figura 3.122) se rechazan los modelos con 100 sujetos (excepto si tienen 2 factores y distribución simétrica), así como también los modelos con 150 sujetos (excepto si tienen de 2 a 4 factores y distribución simétrica). Además, se rechazan los modelos con 2 factores que tienen entre 250 y 450 sujetos y una distribución de respuestas con asimetría moderada o severa, si bien también se rechazan los modelos con 250 sujetos con asimetría severa (con independencia del número de factores).

-En cuanto a la interacción **categorías*simetría*tamaño muestral**, con RMR (Figura 3.124) se rechazan todos los modelos con 100 sujetos, sea cual sea su número de categorías y su grado de asimetría. Se rechazan los modelos de 150 sujetos, excepto los que tienen 4 o más categorías y una distribución simétrica de respuestas. También se rechazan los modelos con muestras de 250 sujetos con 3 categorías y asimetría severa, así como también los modelos de 250 a 450 sujetos que tienen 4 categorías y asimetría moderada o severa.

4.2.6. Decisiones correctas respecto a los efectos de interacción

En las próximas líneas se presentan, según los métodos de estimación de parámetros y el tipo de modelo (mal o bien especificado), los efectos de interacción que se caracterizan por el hecho de que con determinados índices de bondad de ajuste se rechazan todos los modelos mal especificados o se aceptan todos los modelos bien especificados. Por este motivo, tales efectos de interacción

se corresponden con las Figuras que no han aparecido en los apartados anteriores acerca de las condiciones por las cuales los índices de bondad de ajuste encaminan a la aceptación de modelos mal especificados o al rechazo de modelos bien especificados según los métodos de estimación utilizados. En el Apéndice M se encuentra una recopilación más exhaustiva de las decisiones correctas respecto a los efectos de interacción, de la cual se ha extraído la información que a continuación se facilita.

4.2.6.1. Resultados obtenidos con el método ML

4.2.6.1.1. Decisiones con ML para modelos mal especificados

Respecto a la interacción **factores*categorías**, con RMR (Figura 3.1) se rechazan los modelos erróneos.

4.2.6.1.2. Decisiones con ML para modelos bien especificados

Para la interacción **factores*categorías**, con CFI y con AGFI (Figura 3.7 y Figura 3.9, respectivamente) se aceptan todos los modelos correctamente especificados.

4.2.6.2. Resultados obtenidos con el método RML

4.2.6.2.1. Decisiones con RML para modelos mal especificados

En cuanto a la interacción **factores*categorías**, con RMR (Figura 3.22) se rechazan los modelos falsos.

4.2.6.2.2. Decisiones con RML para modelos bien especificados

-Por lo que concierne a la interacción **factores*categorías**, con CFI, con RMSEA y con AGFI (Figura 3.31, Figura 3.32 y Figura 3.33, respectivamente) se aceptan todos los modelos correctos.

-Para la interacción **factores*tamaño muestral**, con GFI (Figura 3.34) se aceptan todos los modelos bien especificados.

Respecto a esta misma interacción **factores*tamaño muestral**, con CFI (Figura 3.38) se aceptan todos los modelos correctos.

-Para la interacción **categorías*tamaño muestral**, con CFI (Figura 3.40) se aceptan todos los modelos correctamente especificados.

-Por lo que respecta a la interacción **simetría*tamaño muestral**, con el índice NNFI (Figura 3.41) se aceptan todos los modelos bien especificados.

-Para la interacción **factores*categorías*simetría**, con CFI y con RMSEA (Figura 3.43 y Figura 3.44, respectivamente) todos los modelos correctos se aceptan.

-Cuando se trata de la interacción **factores*categoría*tamaño muestral**, con el índice CFI y con RMSEA (Figura 3.46 y Figura 3.47, respectivamente) todos los modelos bien especificados se aceptan.

4.2.6.3. Resultados obtenidos con el método WLS

4.2.6.3.1. Decisiones con WLS para modelos mal especificados

-En cuanto a la interacción **factores*categorías**, con NNFI (Figura 3.49) todos los modelos falsos se rechazan.

-Por lo que respecta a la interacción **factores*tamaño muestral**, con el índice RMR (Figura 3.51) se rechazan todos los modelos mal especificados.

-En lo concerniente a la interacción **factores*categorías*tamaño muestral**, con NNFI (Figura 3.55) todos los modelos falsos se rechazan.

4.2.6.3.2. Decisiones con WLS para modelos bien especificados

-Por lo que se refiere a la interacción **factores*categorías**, con el índice CFI (Figura 3.58) se aceptan todos los modelos correctos.

-En cuanto a la interacción **factores*tamaño muestral**, con GFI (Figura 3.61) se aceptan todos los modelos correctos.

-En relación con la interacción **factores*categorías*tamaño muestral**, con AGFI (Figura 3.66) todos los modelos correctos se aceptan.

4.2.6.4. Resultados obtenidos con el método ULS

4.2.6.4.1. Decisiones con ULS para modelos mal especificados

-En lo concerniente a la interacción **factores*categorías** con el índice RMR (Figura 3.67) se rechazan todos los modelos falsos.

Por lo que respecta a la interacción **simetría*tamaño muestral**, con el índice RMSEA (Figura 3.69) todos los modelos mal especificados se rechazan.

-En cuanto a la interacción **factores*categorías*tamaño muestral**, con RMR (Figura 3.70) se rechazan todos los modelos falsos.

4.2.6.4.2. Decisiones con ULS para modelos bien especificados

-Para la interacción **factores*categorías**, con GFI (Figura 3.74) todos los modelos correctamente especificados se aceptan.

-Respecto a la interacción **factores*tamaño muestral**, con los índices AGFI y GFI (Figura 3.75 y Figura 3.76, respectivamente) se aceptan todos los modelos bien especificados.

-Cuando se trata de la interacción **categorías*tamaño muestral**, con AGFI y con GFI (Figura 3.78 y Figura 3.80, respectivamente) se aceptan todos los modelos bien especificados.

-En relación con la interacción **simetría*tamaño muestral**, con GFI y con AGFI (Figura 3.82 y Figura 3.83, respectivamente) se aceptan todos los modelos correctos.

-Con respecto a la interacción **factores*categorías*simetría**, con GFI (Figura 3.87) se aceptan todos los modelos correctamente especificados.

Por lo que respecta a la interacción **factores*categoría*tamaño muestral**, con GFI (Figura 3.90) todos los modelos bien especificados se aceptan.

4.2.6.5. Resultados obtenidos con el método RULS

4.2.6.5.1. Decisiones con RULS para modelos mal especificados

-Cuando se trata de la interacción **factores*categorías**, con RMR y con GFI (Figura 3.93 y Figura 3.95, respectivamente) se rechazan todos los modelos incorrectamente especificados.

-En cuanto a la interacción **factores*categorías*tamaño muestral**, con RMR y con GFI (Figura 3.96 y Figura 3.98, respectivamente) se rechazan todos los modelos mal especificados.

4.2.6.5.2. Decisiones con RULS para modelos bien especificados

-Por lo que respecta a la interacción **factores*categorías**, con los índices AGFI y GFI (Figura 3.99 y Figura 3.101) se aceptan todos los modelos bien especificados.

-Respecto a la interacción **factores*simetría**, con AGFI (Figura 3.102) se aceptan todos los modelos bien especificados.

-En cuanto a la interacción **categorías*simetría**, con los índices AGFI y GFI (Figura 3.103 y Figura 3.105, respectivamente) se aceptan todos los modelos correctos.

-Por lo que se refiere a la interacción **factores*tamaño muestral**, con AGFI y con GFI (Figura 3.106 y Figura 3.107, respectivamente) todos los modelos bien especificados se aceptan.

-En lo concerniente a la interacción **categorías*tamaño muestral** con los índices AGFI y GFI (Figura 3.109 y Figura 3.111, respectivamente) se aceptan todos los modelos correctos.

-En cuanto a la interacción **simetría*tamaño muestral**, con AGFI (Figura 3.113) se aceptan todos los modelos bien especificados.

-Respecto a la interacción **factores*categorías*simetría**, con GFI (Figura 3.116) se aceptan todos los modelos bien especificados.

-En relación con la interacción **factores*categorías*tamaño muestral**, con GFI (Figura 3.119) se aceptan todos los modelos bien especificados.

-En cuanto a la interacción **factores*simetría*tamaño muestral**, con los índices AGFI y GFI (Figura 3.120 y Figura 3.121, respectivamente) se aceptan todos los modelos correctamente especificados.

-Por lo que se refiere a la interacción **categorías*simetría*tamaño muestral**, con AGFI y GFI (Figura 3.123 y Figura 3.125, respectivamente) se aceptan todos los modelos bien especificados.

4.3. Recomendaciones prácticas

4.3.1. Capítulo 2: Recomendaciones a partir del error Tipo I y la potencia

A partir de los resultados obtenidos en el capítulo 2, se llega a la conclusión que el método RULS es el que más ventajas presenta frente a los métodos ML, RML, WLS y ULS. En este sentido, con el método RULS hay un menor probabilidad de rechazar los modelos teóricos propuestos correctamente y una mayor probabilidad de rechazar los modelos teóricos propuestos incorrectamente, tanto al considerar individualmente el número de factores, el número de categorías, el grado de asimetría y el número de sujetos de los modelos analizados en el estudio como al considerar todas estas condiciones experimentales de manera global.

4.3.2. Capítulo 3: Recomendaciones a partir de la interacción entre factores

Dado que el método RULS ha demostrado ser el más recomendable frente al resto de métodos de estimación analizados en este estudio, en relación con los **efectos principales** al utilizar dicho método cabe recordar que, para modelos mal especificados, el índice χ^2 (en el que se encuentran C2, C3 y C4) es el único índice robusto común a las cuatro condiciones experimentales. Por otra parte, para modelos bien especificados, los índices C3, RMSEA, NNFI y CFI son los índices robustos respecto a las condiciones experimentales (número de factores, número de categorías, grado de asimetría y tamaño muestral) consideradas simultáneamente. Cabe recordar que el índice C3 es el índice χ^2 escalado de Satorra-Bentler que sirve para corregir las consecuencias de que las variables observadas no sigan la distribución normal (Bryant y Satorra, 2012).

En relación con los **efectos de interacción** la superioridad del método RULS frente a los demás métodos estudiados en esta investigación da lugar a tener en cuenta, cuando los modelos están mal especificados, los índices de bondad de ajuste que se consideran robustos, porque no alcanzan un tamaño del efecto suficientemente grande según el criterio de Cohen (1988), son χ^2 , RMSEA, NNFI y CFI. En el caso de los modelos bien especificados, los índices robustos también son χ^2 , RMSEA, NNFI y CFI. Cabe recordar que en el índice χ^2 se incluye el índice C3 ó χ^2 escalado de Satorra-Bentler. En cuanto a los índices sensibles (RMR, GFI y AGFI), cabe señalar las siguientes recomendaciones:

-Respecto a las interacciones **factores*categorías** y **factores*categorías*tamaño muestral**, con RMR y con GFI se rechazan todos los modelos mal especificados, como se puede observar en las Figuras 3.93, 3.95, 3.96 y 3.98.

-Por lo que respecta a las interacciones **factores*categorías**, **categorías*simetría**, **factores*tamaño muestral** y **categorías*tamaño muestral**, con los índices GFI y AGFI se aceptan todos los modelos bien especificados, tal y como muestran las Figuras 3.99, 3.101, 3.103, 3.105, 3.106, 3.107, 3.109 y 3.111.

-Cuando se trata de las interacciones **factores*categorías*simetría** y **factores*categorías*tamaño muestral**, con el índice GFI se aceptan todos los modelos bien especificados, de acuerdo con las Figuras 3.116 y 3.119.

-Respecto a la interacción **factores*simetría** y **simetría*tamaño muestral**, con el índice AGFI se aceptan todos los modelos bien especificados, según muestran las Figuras 3.102 y 3.113.

-En relación con las interacciones de segundo orden **factores*simetría*tamaño muestral** y **categorías*simetría*tamaño muestral**, con GFI y AGFI se aceptan todos los modelos bien especificados, a partir de lo observado en las Figuras 3.123 y 3.125.

4.4. Limitaciones del estudio y líneas futuras de investigación

Los resultados obtenidos en este estudio son aplicables únicamente a modelos cuya mala especificación se corresponda con la que se ha determinado en la simulación. Sería interesante que en futuras investigaciones se ampliara la variedad de modelos mal especificados para analizar su influencia en la validación de instrumentos de medida como las escalas Likert. En este sentido, Sharma et al. (2005), teniendo presente las múltiples formas en las que puede presentarse una mala especificación de los modelos, establecieron en su estudio hasta 12 tipos de modelos según su menor o mayor grado de mala especificación.

Al establecer los niveles de no-normalidad de la distribución de respuestas, se debería haber tenido en cuenta, al igual que autores como Flora y Curran (2004), no solo la asimetría sino también la curtosis. En este sentido, Flora y Curran (2004) señalan que el cálculo de la función del método WLS implica momentos de orden 4, por lo que en sus resultados interviene la curtosis. Por otra parte, cabe recordar lo señalado acerca del método RML en cuanto a la relación entre la curtosis multivariable y Ji-cuadrado escalado, dado que Bentler (2006) advierte de la influencia en los resultados de una curtosis multivariable inferior a 5 que indica que no se debe utilizar el método RML (Yang y Liang, 2013).

Además, al haberse manejado modelos con un número de sujetos insuficiente para aplicar el método WLS, han aparecido matrices definidas no-positivas. En futuras investigaciones deberían incluirse condiciones experimentales con tamaños muestrales superiores a 850 sujetos.

Finalmente, a partir de los resultados obtenidos en el presente estudio de simulación, la revisión de los puntos de corte de los índices de bondad de ajuste permitiría la ampliación de los conocimientos en ese campo. En el caso concreto del índice RMSEA, se sabe que su alta sensibilidad a niveles muy altos y muy bajos de saturación factorial da lugar a altos errores Tipo I y Tipo II, respectivamente (Browne, MacCallum, Kim, Andersen y Glaser, 2002; Heene, Hilbert, Draxler, Ziegler y Bühner, 2011; Mahler, 2011). Este hecho se traduce en la práctica en el rechazo de modelos teóricos bien especificados o en la aceptación de modelos mal especificados. Así, una línea futura de investigación podría consistir en la revisión del punto de corte de RMSEA según el método de estimación aplicado en función de las condiciones experimentales mediante curvas COR tomando el índice RMSEA como variable a examinar y el tipo de modelo (bien o mal especificado) como variable criterio.

BIBLIOGRAFÍA

- American Educational Research Association, American Psychological Association, y National Council on Measurement in Education (AERA, APA, NCME) (2014). *Standards for educational and psychological testing*. Washington, DC: Autor.
- Amón, J. (1991). *Estadística para psicólogos I. Estadística descriptiva* (13ª ed.). Madrid: Pirámide.
- Atkinson, L. (1988). The measurement statistics controversy: Factor analysis and subinterval data. *Bulletin of the Psychonomic Society*, 26(4), 361-364. doi: 10.3758/BF03337683
- Babakus, E., Ferguson Jr. C. E., and Jöreskog, K. G. (1987). The sensitivity of confirmatory maximum likelihood factor analysis to violations of measurement scale and distributional assumptions. *Journal of Marketing Research*, 24(2), 222-228. doi: 10.2307/3151512
- Bandalos, D. L. (2014). Relative performance of Categorical Diagonally Weighted Least Squares and Robust Maximum Likelihood Estimation. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 21(1), 102-116. doi: 10.1080/10705511.2014.859510
- Barbero, M. I. (Coord.), Vila, E., y Holgado, F. P. (2015). *Psicometría*. Madrid: Sanz y Torres.
- Barbero, M. I., Vila, E., y Holgado, F. P. (2011). *Introducción básica al análisis factorial*. Madrid: UNED.
- Batista, J. M., y Coenders, G. (2000). *Modelos de ecuaciones estructurales*. Madrid: La Muralla.
- Beauducel, A., y Herzberg, P. Y. (2006). On the performance of maximum likelihood versus means and variance adjusted weighted least squares estimation in CFA. *Structural Equation Modeling*, 13(2), 186-203. doi: 10.1207/s15328007sem1302_2
- Beauducel, A., y Wittmann, W. W. (2005). Simulation study on fit indexes in CFA based on data with slightly distorted simple structure. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 12(1), 41-75. doi:10.1207/s15328007sem1201_3
- Bentler, P. M. (1990). Comparative fit indexes in structural models. *Psychological Bulletin*, 107(2), 238-246. doi:10.1037/0033-2909.107.2.238
- Bentler, P. M. (1992). On the fit of models to covariances and methodology to the *Bulletin*. *Psychological Bulletin*, 112(3), 400-404. doi: 10.1037/0033-2909.112.3.400
- Bentler, P. M. (2006). *EQS 6 Structural Equations Program Manual*. Encino, CA: Multivariate Software, Inc. Recuperado de

<http://www.econ.upf.edu/~satorra/CourseSEMVienna2010/EQSManual.pdf>

- Bentler, P. M., y Bonett, D. G. (1980). Significance tests and goodness of fit in the analysis of covariance structures. *Psychological Bulletin*, 88(3), 588-606. doi:10.1037/0033-2909.88.3.58
- Bernstein, I. H., y Teng, G. (1989). Factoring items and factoring scales are different: spurious evidence for multidimensionality due to item categorization. *Psychological Bulletin*, 105(3), 467-477. doi: 10.1037/0033-2909.105.3.467
- Bisquerra, R. (1989). *Introducción conceptual al análisis multivariable: un enfoque informático con los paquetes estadísticos con los paquetes SPSS-X, BMDP, LISREL y SPAD* (Vol. 2). Barcelona: PPU.
- Bollen, K. A. (1989). *Structural equations with latent variables*. New York: John Wiley & Sons.
- Bollen, K. A. (1990). Overall fit in covariance structure models: Two types of sample size effects. *Psychological Bulletin*, 107(2), 256-259. doi:10.1037/0033-2909.107.2.256
- Bollen, K. A., y Barb, K. H. (1981). Pearson's r and coarsely categorized measures. *American Sociological Review*, 46(2), 232-239. doi: 10.2307/2094981
- Bollen, K. A., y Stine, R. A. (1993). Bootstrapping goodness-of-fit measures in structural equation models. En K. A. Bollen y J. S. Long (eds.), *Testing Structural Equation models* (pp. 111-135). Newbury Park, CA: Sage.
- Boomsma, A., y Hoogland, J. J. (2001). The robustness of LISREL modeling revisited. En R. Cudeck, S. Du Toit, y D. Sörbom (Eds.), *Structural equation models: Present and future. A Festschrift in honor of Karl Jöreskog* (pp. 139-168). Chicago: Scientific Software International. Recuperado de www.gmw.rug.nl/~boomsma/ssi.pdf
- Borgatta, E. F., y Bohrnstedt, G. W. (1980). Level of measurement once over again. *Sociological Methods & Research*, 9(2), 147-160. doi: 10.1177/004912418000900202
- Breivik, E., y Olsson, U. H. (2001). Adding variables to improve fit: The effect of model size on fit assessment in LISREL. En R. Cudeck, S. Du Toit, y D. Sörbom (Eds.), *Structural Equation Modeling: Present and future. A Festschrift in honor of Karl Jöreskog* (pp. 169-194). Lincolnwood, IL: Scientific Software International.
- Brown, T. A. (2006). *Confirmatory factor analysis for applied research*. New York: The Guildford Press.

- Browne, M. W., y Cudeck, R. (1993). Alternative ways of assessing model fit. En K. A. Bollen y J. S. Long (Eds.), *Testing structural equation models* (pp. 136-162). Newbury Park, CA: Sage.
- Browne, M. W., MacCallum, R. C., Kim, C. T., Andersen, B. L., y Glaser, R. (2002). When fit indices and residuals are incompatible. *Psychological Methods*, 7(4), 403-421. doi: 10.1037/1082-989X.7.4.403
- Bryant, F. B., y Satorra, A. (2012). Principles and practice of scaled difference Chi-Square testing. *Structural equation modeling: A multidisciplinary journal*, 19(3), 372-398. doi: 10.1080/10705511.2012.687671. Recuperado de <http://84.89.132.1/~satorra/dades/BryantSatorraPaperInPressSEM.pdf>
- Byrne, B. M. (1998). *Structural equation modeling with LISREL, PRELIS, and SIMPLIS: Basic Concepts, applications and programming*. London: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- Cangur, S., y Erkan, I. (2015). Comparison of model fit indices used in Structural Equation Modeling under multivariate normality. *Journal of Modern Applied Statistical Methods*, 14(1), 152-167. Recuperado de <http://digitalcommons.wayne.edu/jmasm/vol14/iss1/14>
- Catena, A., Ramos, M. M., y Trujillo, H. M. (2003). *Análisis multivariado. Un manual para investigadores*. Madrid: Biblioteca Nueva.
- Cea, M. A. (2004). *Análisis multivariable. Teoría y práctica en la investigación social*. Madrid: Síntesis.
- Coenders, G., y Saris, W.E. (1995). Categorization and measurement quality. The choice between Pearson and Polychoric correlations. En W.E. Saris y Á. Münnich (Eds.), *The Multitrait-Multimethod approach to evaluate measurement instruments* (pp. 125-144). Budapest: Eötvös University Press.
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2^a ed.). New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates.
- Cole, D. A. (1987). Utility of confirmatory factor analysis in test validation research. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 55(4), 584-594. doi: 10.1037/0022-006X.55.4.584
- Curran, P. J., Bollen, K. A., Paxton, P., Kirby, J., y Chen, F. (2002). The noncentral Chi-square distribution in misspecified structural equation models: finite sample results from a Monte Carlo simulation. *Multivariate Behavioral Research*, 37(1), 1-36. doi:10.1207/S15327906M-BR3701_01

- Curran, P. J., West, S. G., y Finch, J. F. (1996). The robustness of test statistics to nonnormality and specification error in confirmatory factor analysis. *Psychological Methods*, 1(1), 16-29. doi: 10.1037/1082-989X.1.1.16
- Del Barrio, S., y Luque, T. (2000). Análisis de ecuaciones estructurales. En T. Luque (coord.), *Técnicas de análisis de datos en investigación de mercados* (pp. 489-557). Madrid: Pirámide.
- Diamantopoulos, A., y Siguaw, J. A. (2000). *Introducing LISREL*. London: SAGE Publications.
- Ding, L., Velicer, W. F., y Harlow, L. L. (1995). Effects of estimation methods, number of indicators per factor, and improper solutions on structural equation modeling fit indices. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 2(2), 119-143. doi: 10.1080/10705519509540000
- DiStefano, C. (2002). The impact of categorization with confirmatory factor analysis. *Structural Equation Modeling*, 9(3), 327-346. doi: 101207/S15328007SEM0903_2
- Dolan, C. V. (1994). Factor analysis of variables with 2, 3, 5 and 7 response categories: a comparison of categorical variable estimators using simulated data. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 47(2), 309-326. doi: 10.1111/j.2044-8317.1994.tb01039.x
- Fan, X., Wang, L., y Thompson, B. (1997). Effects of data nonnormality and other factors on fit indices and parameter estimates for true and misspecified SEM models. Ponencia presentada en la reunión anual de American Educational Research Association (sesión #12.10), Chicago. Recuperado de <http://files.eric.ed.gov/fulltext/ED408299.pdf>
- Fan, X., Thompson, B., y Wang, L. (1999). Effects of sample size, estimation methods and model specification on structural equation modeling fit indexes. *Structural Equation Modeling*, 6(1), 56-83. doi: 10.1080/10705519909540118
- Flora, D. B., y Curran, P. J. (2004). An empirical evaluation of alternative methods of estimation for confirmatory factor analysis with ordinal data. *Psychological Methods*, 9(4), 466-491 doi: 10.1037/1082-989X.9.4.466
- Flora, D. B., LaBrish, C., y Chalmers, R. P. (2012). Old and new ideas for data screening and assumption testing for exploratory and confirmatory factor analysis. *Frontiers in Psychology*, 3, 1-21. doi: 10.3389/fpsyg.2012.00055. Recuperado de <http://journal.frontiersin.org/article/10.3389/fpsyg.2012.00055/full>

- Frazier, T. W., y Youngstrom, E. A. (2007). Historical increase in the number of factors measured by commercial tests of cognitive ability: Are we overfactoring? *Intelligence*, 35(2), 169–182. doi: 10.1016/j.intell.2006.07.002
- Garnefski, N., y Kraaij, V. (2007). The Cognitive Emotion Regulation Questionnaire: Psychometric features and prospective relationships with depression and anxiety in adults. *European Journal of Psychological Assessment*, 23(3), 141-149. doi: 10.1027/1015-5759.23.3.141
- Gerbing, D. W., y Anderson, J. C. (1992). Monte Carlo evaluations of goodness of fit indices for structural equations models. *Sociological Methods and Research*, 21(2), 132-160. doi: 10.1177/0049124192021002002
- Gilley, W. F., y Uhlig, G. E. (1993). Factor Analysis and Ordinal Data. *Education*, 114(2), 258-264.
- Green, S. B., Akey, T. M., Fleming, K. K., Hershberger, S. L., y Marquis, J. G. (1997). Effect of the number of scale points on chi-square fit indices in confirmatory factor analysis. *Structural Equation Modeling*, 4(2), 108-120. doi: 10.1080/10705519709540064
- Hayduk, L. A. (1987). *Structural equation modeling with LISREL*. Baltimore: Johns Hopkins University Press.
- Hayduk, L. Cummings, G., Boadu, K., Pazderka-Robinson, H., y Boulianne, S. (2007). Testing! Testing! One, two, three-Testing the theory in structural equation models! *Personality and Individual Differences*, 42(5), 841-850. doi:10.1016/j.paid.2006.10.001
- Heene, M., Hilbert, S., Draxler, C., Ziegler, M., y Bühner, M. (2011). Masking misfit in Confirmatory Factory Analysis by increasing unique variances: A cautionary note on the usefulness of cutoff values of fit indices. *Psychological Methods*, 16(3), 319-336. doi:10.1037/a0024917
- Hernández, A., Muñoz, J., y García, E. (2000). Comportamiento del modelo de respuesta graduada en función del número de categorías de la escala. *Psicothema*, 12 (Suplem. 2), 288-291.

- Holgado-Tello, F. P., Chacón-Moscoso, S., Barbero-García, I., y Sanduvete-Chaves, S. (2006). Training satisfaction rating scale: Development of a measurement model using polychoric correlations. *European Journal of Psychological Assessment*, 23(4), 268-279. doi: 10.1027/1015-5759.22.4.268
- Holgado-Tello, F. P., Chacón-Moscoso, S., Barbero-García, I., y Vila-Abad, E. (2010). Polychoric versus Pearson correlations in exploratory and confirmatory factor analysis of ordinal variables. *Quality & Quantity*, 44(1), 153-166. doi: 10.1007/s11135-008-9190-y
- Holgado-Tello, F. P., Morata-Ramírez, M. A., y Barbero-García, M. I. (2016). Robust estimation methods in confirmatory factor analysis of Likert scales: A simulation study. *International Review of Social Sciences and Humanities*, 11(2), 80-96.
- Hoogland, J. J. (1999). *The robustness of estimation methods for covariance structure analysis* (Tesis doctoral). Universidad de Groningen, Países Bajos.
- Hoogland, J. J., y Boomsma, A. (1998). Robustness studies in covariance structure modeling: An overview and a meta-analysis. *Sociological Methods and Research*, 26(3), 329-367. doi: 10.1177/0049124198026003003
- Hooper, D., Coughlan, J., y Mullen, M. (2008). Structural equation modelling: Guidelines for determining model fit. *Electronical Journal of Business Research Methods*, 6(1), 53-60. Recuperado de file:///C:/Users/usuario/Downloads/ejbrm-volume6-issue1-article183%20(1).pdf
- Hu, L. T., y Bentler, P. M. (1995). Evaluating model fit. En R. H. Hoyle (Ed.), *Structural equation modeling. Concepts, issues, and applications* (pp. 76-99). London: Sage.
- Hu, L. T., y Bentler, P. M. (1998). Fit indices in covariance structure modeling: sensitivity to under parameterized model misspecification. *Psychological Methods*, 3(4), 424-453. doi: 10.1037/1082989X.3.4.424
- Hu, L., y Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling*, 6(1), 1-55. doi: 10.1080/10705519909540118

- Hu, L., Bentler, P. M., y Kano, Y. (1992). Can test statistics in covariance structure analysis be trusted? *Psychological Bulletin*, 112(2), 351-362. doi: 10.1037/0033-2909.112.2.351
- Johnson, D. R., y Creech, J. C. (1983). Ordinal measures in multiple indicator models: A simulation study of categorization error. *American Sociological Review*, 48(3), 398-407. doi: 10.2307/2095231
- Jöreskog, K.G. (1988). Analysis of covariance structures. En J. R. Nesselroade y R. B. Cattell (Eds.), *Handbook of multivariate experimental psychology* (2ª ed.) (pp. 207-230). New York: Plenum Press.
- Jöreskog, K. G. (2004). *On Chi-Squares for the Independence Model and Fit Measures in LISREL*. Recuperado de <http://www.ssicentral.com/lisrel/techdocs/ftb.pdf>
- Jöreskog, K. G., y Sörbom, D. (1981). *LISREL V: Analysis of linear structural relationships by maximum likelihood and least squares methods*. (Research Report 81-8). Uppsala, Suecia: Universidad de Uppsala.
- Jöreskog, K. G., y Sörbom, D. (1982). Recent developments in structural equation modeling. *Journal of Marketing Research*, 19(4), 404-416. doi: 10.2307/3151714
- Jöreskog, K. G., y Sörbom, D. (1984). *LISREL VI: Analysis of linear structural relationships by the method of Maximum Likelihood*. Mooresville, IN: Scientific Software Inc.
- Jöreskog, K. G, y Sörbom, D. (1989). *LISREL 7: A guide to the program and applications*. Chicago: SPSS Inc.
- Jöreskog, K. G., y Sörbom, D. (1993). *Structural equation modeling with the SIMPLIS command language*. Chicago: Scientific Software.
- Jöreskog, K.G., y Sörbom, D. (1996a). *LISREL 8: User's reference guide*. Chicago: Scientific Software International, Inc.
- Jöreskog, K.G., y Sörbom, D. (1996b). *PRELIS 2: User's reference guide*. Chicago: Scientific Software International, Inc.
- Jöreskog, K.G., y Sörbom, D. (2006). *LISREL 8.80 for Windows [Computer Software]*. Skokie, IL: Scientific Software International, Inc.

- Kampen, J., y Swyngedouw, M. (2000). The ordinal controversy revisited. *Quality & Quantity*, 34(1), 87-102. doi: 10.1023/A:1004785723554
- Kaplan, D. (2000). *Structural equation modeling: Foundation and extensions*. Thousand Oaks, CA: Sage Publications.
- Kaplan, D. (2009). *Structural Equation Modeling: Foundations and extensions* (2^a ed.). Thousand Oaks (CA): Sage.
- Kenny, D. A., y McCoach, D. B. (2003). Effect of the number of variables on measures of fit in structural equation modeling. *Structural Equation Modeling*, 10(3), 333-351. doi: 10.1207S15328007SEM1003_1
- Kline, R. B. (2005). *Principles and practice of structural equation modeling* (2^a ed.). New York, NY: The Guildford Press.
- Kline, R. B. (2011). *Principles and practice of structural equation modeling* (3^a ed). New York, NY: The Guilford Press.
- Lei, P.-W. (2009). Evaluating estimation methods for ordinal data in structural equation modeling. *Quality & Quantity*, 43(3), 495-507. doi: 10.1007/s11135-007-9133-z
- Li, C.H. (2016a). Confirmatory factor analysis with ordinal data: Comparing robust maximum likelihood and diagonally weighted least squares. *Behavioral Research Methods*, 48(3), 936-949. doi: 10.3758/s13428-015-0619-7
- Li, C. H. (2016b). The performance of ML, DWLS, and ULS estimation with robust corrections in structural equation models with ordinal variables. *Psychological Methods*, 21(3), 369-387. doi:10.1037/met0000093
- Li, Y. (2014). *Confirmatory factor analysis with continuous and ordinal data: An empirical study of stress level* (Tesis de maestría, Universidad de Uppsala, Suecia). Recuperado de <https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:743847/FULLTEXT01.pdf>
- Lubke, G. H., y Muthén, B. O. (2004). Applying multigroup confirmatory factor models for continuous outcomes to Likert scale data complicates meaningful group comparisons. *Structural Equation Modeling*, 11(4), 514-534. doi:10.1207/s15328007sem1104_2

- MacCallum, R. C. (1995). Model specification: procedures, strategies, and related issues. En R. H. Hoyle (Ed.), *Structural equation modeling: concepts, issues and applications* (pp. 16-36). Thousand Oaks, CA: Sage.
- MacCallum, R. C. (2003). 2001 Presidential Address: Working with imperfect models. *Multivariate Behavioral Research*, 38(1), 113-139. doi:10.1207/S15327906MBR3801_5
- MacCallum, R. C. (2009). Factor analysis. En R. E. Millsap y A. Maydeu-Olivares (Eds.), *The SAGE handbook of quantitative methods in Psychology* (pp. 123-147). Thousand Oaks, CA: Sage.
- MacCallum, R. C., Browne, M. W., y Sugawara, H. M. (1996). Power analysis and determination of sample size for covariance structure modeling. *Psychological Methods*, 1(2), 130-149. doi:10.1037/1082-989X.1.2.130
- MacCallum, R. C., y Hong, S. (1997). Power analysis in covariance structure modeling using GFI and AGFI. *Multivariate Behavioral Research*, 32(2), 193-210. doi: 10.1207/s15327906mbr3202_5
- MacCallum, R. C., Roznowski, M., y Necowitz, L. B. (1992). Model modifications in covariance structure analysis: The problem of capitalization on chance. *Psychological Bulletin*, 111(3), 490-504. doi: 10.1037/0033-2909.111.3.490
- Mahler, C. (2011). *The effects of misspecification type and nuisance variables on the behaviors of population fit indices used in Structural Equation Modeling* (Tesis doctoral, Universidad de Columbia Británica, Canadá). Recuperado de <http://hdl.handle.net/2429/36240>
- Marsh, H. W., Balla, J. R., y McDonald, R. P. (1988). Goodness-of-fit indices in confirmatory factor analysis: The effect of sample size. *Psychological Bulletin*, 103(3), 391-411. doi: 10.1037/0033-2909.103.3.391
- Marsh, H. W., Hau, K.-T., y Wen, Z. (2004). In search of golden rules. Comment on hypothesis-testing approaches to setting cut-off values for fit indices and dangers in overgeneralizing Hu & Bentler's (1999) findings. *Structural Equation Modeling*, 11(3), 320-341. doi: 10.1207/515328007sem1103i2

- Martínez-Arias, M. R. (1995). *Psicometría: Teoría de los tests psicológicos y educativos*. Madrid: Síntesis.
- Mascaray, J. L. (2012). *Modelización mediante ecuaciones estructurales de la influencia del estilo de liderazgo en los ingenieros* (Tesis doctoral, Universidad Nacional de Educación a Distancia (UNED), España). Recuperado de <http://e-spacio.uned.es/fez/eserv/tesisuned:CiencEcoEmp-Jlmascaray/Documento.pdf>
- Matsueda, R. L., y Bielby, W. T. (1986). Power in covariance structure models. *Sociological Methodology*, 16, 120-158. Recuperado de <http://faculty.washington.edu/matsueda/Papers/Matsueda%20and%20Bielby%201986.pdf>
- McCutcheon, A. (1996). Multiple group association models with latent variables: An analysis of secular trends in abortion, 1972-1988. *Social Methodology*, 26, 79-111. doi: 10.2307/271019
- McIntosh, C. (2006). Rethinking fit assessment in structural equation modeling: A commentary and elaboration on Barrett (2007). *Personality and Individual Differences*, 42(5), 859-867. doi: 10.1016/j.paid.2006.09.020
- Mels, G. (2006). *LISREL for Windows. Getting started guide*. Lincolnwood, IL: Scientific Software, Inc. Recuperado de <http://www.ssicentral.com/lisrel/techdocs/GSWLISREL.pdf>
- Miles, J., y Shevlin, M. (2007). A time and a place for incremental fit indices. *Personality and Individual Differences*, 42(5), 869-874. doi: 10.1016/j.paid.2006.09.022
- Morata-Ramírez, M. A., y Holgado-Tello, F. P. (2013). Construct validity of Likert scales through confirmatory factor analysis: A simulation study comparing different methods of estimation based on Pearson and polychoric correlations. *International Journal of Social Science Studies*, 1(1), 54-61. doi: 10.11114/ijsss.v1i1.27.
- Morata-Ramírez, M. A., Holgado-Tello, F. P., Barbero-García, I., y Méndez, G. (2015). Análisis Factorial Confirmatorio. Recomendaciones sobre Mínimos Cuadrados No Ponderados en

función del error Tipo I de Ji-cuadrado y RMSEA. *Acción Psicológica*, 12(1), 79-90. doi: <http://dx.doi.org/10.5944/ap.12.1.14362>.

Mulaik, S. A. (2009). *Linear causal modeling with structural equations*. New York: CRC Press.

Muñiz, J., García-Cueto, E., y Lozano, L. M. (2005). Item format and the psychometric properties of the Eysenck Personality Questionnaire. *Personality and Individual Differences*, 38(1), 61-69. doi: 10.1016/j.paid.2004.03.021

Muraki, E. (1990). Fitting a polytomous item response model to Likert-type data. *Applied Psychological Measurement*, 14(1), 59-71. doi: 10.1177/014662169001400106

Muthén, B. (1978). Contributions to factor analysis of dichotomous variables. *Psychometrika*, 43(4), 551-560. doi:10.1007/BF02293813

Muthén, B., y Kaplan, D. (1985). A comparison of some methodologies for the factor analysis of non-normal Likert scales. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 38(2), 171-189. doi: 10.1111/j.2044-8317.1985.tb00832.x

Muthén, B. O., y Kaplan, D. (1992). A comparison of some methodologies for the factor-analysis of non-normal Likert variables: A note on the size of the model. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 45(1), 19-30. doi: 10.1111/j.2044-8317.1992.tb00975.x

Muthén, L. K., y Muthén, B. O. (2002). How to use a Monte Carlo study to decide on sample size and determine power. *Structural Equation Modeling*, 9(4), 599-620. doi: 10.1207/S15328007SEM0904_8

Newsom, J. T. (2015). *Minimum sample size recommendations*. Recuperado de web.pdx.edu/~newsomj/semclass/ho_sample%20size.pdf

O'Brien, R. M. (1985). The relationship between ordinal measures and their underlying values: Why all the disagreement? *Quality and Quantity*, 19(3), 265-277. doi: 10.1007/BF00170998

- Olsson, U. H., Foss, T., Troye, S. V., y Howell, R. D. (2000). The performance of ML, GLS, and WLS estimation in structural equation modeling under conditions of misspecification and nonnormality. *Structural Equation Modeling*, 7(4), 557-595. doi: 10.1207/S15328007SEM0704_3
- Prudon, (s.f). *Confirmatory factor analysis: A brief introduction and critique*. pp. 1-18. Recuperado de <http://www.fzp-cursussen.nl/gof.pdf>
- R Development Core Team (2010). *R: A language and environment for statistical computing 2.12.0*. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing.
- Rodgers, J. L. (2010). The epistemology of mathematical and statistical modeling: a quiet methodological revolution. *American Psychologist*, 65(1), 1-12. doi:10.1037/a0018326
- Samejima, F. (1969). *Estimation of latent ability using a response pattern of graded scores*. (Psychometric Monograph No. 17). Richmond, VA: Psychometric Society. Recuperado de <https://www.psychometricsociety.org/sites/default/files/pdf/MN17.pdf>
- Saris, W. E., y Stronkhorst, H. (1984). *Causal modelling in non-experimental research: an introduction to the LISREL approach*. Amsterdam: Sociometric Research Foundation.
- Sass, D. A., Schmitt, T. A., y Marsh, H. W. (2014). Evaluating model fit with ordered categorical data within a measurement invariance framework: A comparison of estimators. *Structural Equation Modeling*, 21(2), 167-180. doi: 10.1080/10705511.2014.882658
- Satorra, A., y Bentler, P.M. (1988). Scaling corrections for Chi-square statistics in covariance structure analysis. *Proceedings of the Business and Economic Statistics Section of the American Statistical Association*, 308-313. Alexandria, VA: American Statistical Association.
- Satorra, A., y Bentler, P. M. (1994). Corrections for test statistics and standard errors in covariance structure analysis. En A. Von Eye y C. C. Clogg (Eds.), *Latent variables analysis: applications to developmental research* (pp. 399-419). Thousand Oaks, CA: Sage.

- Savalei, V., y Rhemtulla, M. (2013). The performance of robust test statistics with categorical data. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 66(2), 201-233. doi: 10.1111/j.2044-8317.2012.02049.x
- Schermelleh-Engel, K., Moosbrugger, H., y Müller, H. (2003). Evaluating the fit of structural equation models: tests of significance and descriptive goodness-of-fit measures. *Methods of Psychological Research Online*, 8(2), 23-74. Recuperado de http://www.dgps.de/fachgruppen/methoden/mpr-online/issue20/art2/mpr130_13.pdf
- Schumacker, R. E., y Lomax, R. G. (1996). *A beginner's guide to structural equation modeling*. New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates.
- Sharma, S., Mukherjee, S., Kumar, A., y Dillon, W. R. (2005). A simulation study to investigate the cut-off values for assessing model fit in covariance structure models. *Journal of Business Research*, 58(1), 935-943. doi: 10.1016/j.jbusres.2003.10.007
- Shevlin, M., y Miles, J. (1998). Effects of sample size, model specification and factor loadings on the GFI in confirmatory factor analysis. *Personality and Individual Differences*, 25(1), 85-90. doi: 10.1016/S0191-8869(98)00055-5.
- Sierra, R. (1992). *Técnicas de investigación social. Teoría y ejercicios* (8ª ed.). Madrid: Paraninfo.
- Steiger, J. H. (2007). Understanding the limitations of global fit assessment in structural equation modeling. *Personality and Individual Differences*, 42(5), 893-898. doi: 10.1016/j.paid.2006.09.01
- Stevens, S. S. (1951). *Handbook on Experimental Psychology*. New York: Wiley.
- Tabachnik, B. G., y Fidell, L. S. (2007). *Using multivariate statistics* (5ª ed.). New York: Allyn and Bacon.
- Tanaka, J. S. (1987). How big is big?: Sample size and goodness-of-fit in structural equation models with latent variables. *Child Development*, 58(1), 134-146. doi:10.2307/1130296
- Thompson, B. (1996). AERA editorial policies regarding statistical significance testing: Three suggested reforms. *Educational Researcher*, 25(2), 26-30. doi: 10.2307/1176337

- Tucker, L. R., y Lewis, C. (1973). A reliability coefficient for maximum likelihood factor analysis. *Psychometrika*, 38(1), 1-10. doi: 10.1007/BF02291170
- Valdivieso, C. E. (2013). Comparación de los modelos formativo, reflexivo y de antecedentes de evaluación estudiantil del servicio de docencia. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, 16, 95-120. Recuperado de <https://www.upo.es/revistas/index.php/RevMetCuant/article/view/2182/1750>
- Velicer, W. F., DiClemente, C. C., y Corriveau, D. P. (1984). Item format and the structure of the Personal Orientation Inventory. *Applied Psychological Measurement*, 8(4), 409-419. doi: 10.1177/014662168400800405
- Waldman, I. D., Rhee, S. H., Levy, F., y Hay, D. A. (2001). Causes of overlap among symptoms of disorders, oppositional defiant disorder, and conduct disorder. En F. Levy y D. A. Hay (Eds.), *Attention, genes and ADHD* (pp. 115-138). East Sussex, England: Brunner-Routledge.
- West, S. G., Finch, J. F., y Curran, P. J. (1995). Structural equation models with non-normal variables: Problems and remedies. En R. H. Hoyle (Ed.), *Structural equation modeling: Concepts, issues, and applications* (pp. 56-75). Thousand Oaks, CA: Sage.
- Yang, Y., y Liang, X. (2013). Confirmatory factor analysis under violations of distributional and structural assumptions. *International Journal of Quantitative Research in Education*, 1(1), 61-84. doi: 10.1504/IJQRE.2013.055642. Recuperado de https://www.researchgate.net/profile/Xinya_Liang/publication/259999859_Confirmatory_factor_analysis_under_violations_of_distributional_and_structural_assumptions/links/5432f7ac0cf22395f29e026b.pdf
- Yang-Wallentin, F., y Jöreskog, K. G. (2001). Robust standard errors and chi-squares for interaction models. En G. A. Marcoulides y R. E. Schumacker (Eds.), *New developments and techniques in structural equation modeling* (pp. 159-171). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum.
- Yang-Wallentin, F., Jöreskog, K.G., y Luo, H. (2010). Confirmatory factor analysis of ordinal variables with misspecified models. *Structural Equation Modeling*, 17(3), 392-423. doi: 10.1080/10705511.2010.489003

APÉNDICE DOCUMENTAL

APÉNDICE A

Umbrales utilizados para obtener las variables ordinales

Grado de asimetría	Categorías de respuesta	Umbrales				
		1	2	3	4	5
0	3	-1.00	1.00			
	4	-1.50	0	1.50		
	5	-1.80	-0.60	0.60	1.80	
	6	-2	-1	0	1	2
1	3	0.32	0.99			
	4	0.17	0.69	1.25		
	5	0.05	0.51	0.94	1.45	
	6	-0.06	0.38	0.76	1.14	1.61
2	3	0.85	1.38			
	4	0.75	1.13	1.60		
	5	0.68	1	1.34	1.77	
	6	0.62	0.91	1.20	1.51	1.9

Nota. Al cambiar el signo y el orden de los umbrales se obtiene la asimetría inversa negativa.

0= Distribución de respuestas simétrica; 1=Distribución de respuestas con asimetría moderada; 2=Distribución de respuestas con asimetría severa.

APÉNDICE B

Sintaxis para simular datos

B1. Modelos de 5 factores, 4 categorías de respuesta, 100 sujetos y distribución simétrica de las respuestas a los ítems.

B1.1. Sintaxis para la generación de datos

GENERA DATOS 5 FACTORES 4 CATEGORIAS DONDE ITEMS SIMETRICOS PRIMER ORDEN

DA NO=100

NE N1=NRAND

NE N2=0.9*N1+NRAND

NE N3=0.9*N1+NRAND

NE N4=0.9*N1+NRAND

NE N5=0.9*N1+NRAND

NE Y11=0.9*N1+NRAND*0.19

NE Y21=0.8*N1+NRAND*0.36

NE Y31=0.7*N1+NRAND*0.51

NE Y42=0.9*N2+NRAND*0.19

NE Y52=0.8*N2+NRAND*0.36

NE Y62=0.7*N2+NRAND*0.51

NE Y73=0.9*N3+NRAND*0.19

NE Y83=0.8*N3+NRAND*0.36

NE Y93=0.7*N3+NRAND*0.51

NE Y104=0.9*N4+NRAND*0.19

NE Y114=0.8*N4+NRAND*0.36

NE Y124=0.7*N4+NRAND*0.51

NE Y135=0.9*N5+NRAND*0.19

NE Y145=0.8*N5+NRAND*0.36

NE Y155=0.7*N5+NRAND*0.51

RE Y11 OLD=-.99--1.50, -1.50-0, 0-1.50, 1.50-99 NEW=1,2,3,4

RE Y21 OLD=-.99--1.50, -1.50-0, 0-1.50, 1.50-99 NEW=1,2,3,4

RE Y31 OLD=-.99--1.50, -1.50-0, 0-1.50, 1.50-99 NEW=1,2,3,4

RE Y42 OLD=-.99--1.50, -1.50-0, 0-1.50, 1.50-99 NEW=1,2,3,4

RE Y52 OLD=-.99--1.50, -1.50-0, 0-1.50, 1.50-99 NEW=1,2,3,4

RE Y62 OLD=-.99--1.50, -1.50-0, 0-1.50, 1.50-99 NEW=1,2,3,4

RE Y73 OLD=-.99--1.50, -1.50-0, 0-1.50, 1.50-99 NEW=1,2,3,4

RE Y83 OLD=-.99--1.50, -1.50-0, 0-1.50, 1.50-99 NEW=1,2,3,4

RE Y93 OLD=-.99--1.50, -1.50-0, 0-1.50, 1.50-99 NEW=1,2,3,4

RE Y104 OLD=-.99--1.50, -1.50-0, 0-1.50, 1.50-99 NEW=1,2,3,4

RE Y114 OLD=-.99--1.50, -1.50-0, 0-1.50, 1.50-99 NEW=1,2,3,4

RE Y124 OLD=-.99--1.50, -1.50-0, 0-1.50, 1.50-99 NEW=1,2,3,4

RE Y135 OLD=-.99--1.50, -1.50-0, 0-1.50, 1.50-99 NEW=1,2,3,4

RE Y145 OLD=-.99--1.50, -1.50-0, 0-1.50, 1.50-99 NEW=1,2,3,4

RE Y155 OLD=-.99--1.50, -1.50-0, 0-1.50, 1.50-99 NEW=1,2,3,4

SD N1-N5

B1.2. Sintaxis PRELIS para variables continuas y obtención de la matriz de correlaciones de Pearson

DA NI=15 NO=100

LA; VAR1 VAR2 VAR3 VAR4 VAR5 VAR6 VAR7 VAR8 VAR9 VAR10 VAR11 VAR12 VAR13 VAR14 VAR15

RA FI=c:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/gendata5F.DAT FO;(15F1.0)

CO VAR1 VAR2 VAR3 VAR4 VAR5 VAR6 VAR7 VAR8 VAR9 VAR10 VAR11 VAR12 VAR13 VAR14 VAR15

OU MA=KM SM=c:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/5Fsim_100.KM

B1.3. Sintaxis PRELIS para variables ordinales y la obtención de la matriz de correlaciones policóricas y la matriz de covarianzas asintótica

DA NI=15 NO=100

LA; VAR1 VAR2 VAR3 VAR4 VAR5 VAR6 VAR7 VAR8 VAR9 VAR10 VAR11 VAR12 VAR13 VAR14 VAR15

RA FI=c:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/gendata5F.DAT FO;(15F1.0)

OR VAR1 VAR2 VAR3 VAR4 VAR5 VAR6 VAR7 VAR8 VAR9 VAR10 VAR11 VAR12 VAR13 VAR14 VAR15

OU MA=PM SM=c:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/5Fsim_100.PM

SA=c:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/5Fsim_100.AC

B1.4. Sintaxis LISREL para la ejecución de Análisis Factoriales Confirmatorios

B1.4.1. Método ML

B1.4.1.1. Modelo bien especificado

```
TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=KM

KM=c:/tesisomorata/5F4CATsime_100_1orden/5Fsim_100.KM
!AC=c:/tesisomorata/5F4CATsime_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=5 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3 F4 F5

FR LX(2,1) LX(3,1)
FR LX(5,2) LX(6,2)
FR LX(8,3) LX(9,3)
FR LX(11,4) LX(12,4)
FR LX(14,5) LX(15,5)

VA 1.00 LX(1,1) LX(4,2) LX(7,3) LX(10,4) LX(13,5)

PD

OU ME=ML
```

B1.4.1.2. Modelo mal especificado

```
TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=KM

KM=c:/tesisomorata/5F4CATsime_100_1orden/5Fsim_100.KM
!AC=c:/tesisomorata/5F4CATsime_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=3 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3

FR LX(2,1) LX(3,1) LX(4,1) LX(5,1)
FR LX(7,2) LX(8,2) LX(9,2) LX(10,2)
FR LX(12,3) LX(13,3) LX(14,3) LX(15,3)

VA 1.00 LX(1,1) LX(6,2) LX(11,3)

PD

OU ME=ML
```

B1.4.2. Método RML

B1.4.2.1. Modelo bien especificado

TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=KM

KM=c:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/5Fsim_100.KM
AC=c:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=5 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3 F4 F5

FR LX(2,1) LX(3,1)
FR LX(5,2) LX(6,2)
FR LX(8,3) LX(9,3)
FR LX(11,4) LX(12,4)
FR LX(14,5) LX(15,5)

VA 1.00 LX(1,1) LX(4,2) LX(7,3) LX(10,4) LX(13,5)

PD

OU ME=ML

B1.4.2.2. Modelo mal especificado

TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=KM

KM=c:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/5Fsim_100.KM
AC=c:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=3 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3

FR LX(2,1) LX(3,1) LX(4,1) LX(5,1)
FR LX(7,2) LX(8,2) LX(9,2) LX(10,2)
FR LX(12,3) LX(13,3) LX(14,3) LX(15,3)

VA 1.00 LX(1,1) LX(6,2) LX(11,3)

PD

OU ME=ML

B1.4.3. Método WLS

B1.4.3.1. Modelo bien especificado

TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=PM

PM=c:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/5Fsim_100.PM
AC=c:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=5 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3 F4 F5

FR LX(2,1) LX(3,1)
FR LX(5,2) LX(6,2)
FR LX(8,3) LX(9,3)
FR LX(11,4) LX(12,4)
FR LX(14,5) LX(15,5)

VA 1.00 LX(1,1) LX(4,2) LX(7,3) LX(10,4) LX(13,5)

PD

OU ME=WL AD=OFF

B1.4.3.2. Modelo mal especificado

TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=PM

PM=c:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/5Fsim_100.PM
AC=c:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=3 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3

FR LX(2,1) LX(3,1) LX(4,1) LX(5,1)
FR LX(7,2) LX(8,2) LX(9,2) LX(10,2)
FR LX(12,3) LX(13,3) LX(14,3) LX(15,3)

VA 1.00 LX(1,1) LX(6,2) LX(11,3)

PD

OU ME=WL

B1.4.4. Método ULS

B1.4.4.1. Modelo bien especificado

TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=PM

PM=c:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/5Fsim_100.PM
!AC=c:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=5 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3 F4 F5

FR LX(2,1) LX(3,1)
FR LX(5,2) LX(6,2)
FR LX(8,3) LX(9,3)
FR LX(11,4) LX(12,4)
FR LX(14,5) LX(15,5)

VA 1.00 LX(1,1) LX(4,2) LX(7,3) LX(10,4) LX(13,5)

PD

OU ME=UL

B1.4.4.2. Modelo mal especificado

TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=PM

PM=c:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/5Fsim_100.PM
!AC=c:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=3 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3

FR LX(2,1) LX(3,1) LX(4,1) LX(5,1)
FR LX(7,2) LX(8,2) LX(9,2) LX(10,2)
FR LX(12,3) LX(13,3) LX(14,3) LX(15,3)

VA 1.00 LX(1,1) LX(6,2) LX(11,3)

PD

OU ME=UL

B1.4.5. Método RULS

B1.4.5.1. Modelo bien especificado

TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=PM

PM=c:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/5Fsim_100.PM
AC=c:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=5 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3 F4 F5

FR LX(2,1) LX(3,1)
FR LX(5,2) LX(6,2)
FR LX(8,3) LX(9,3)
FR LX(11,4) LX(12,4)
FR LX(14,5) LX(15,5)

VA 1.00 LX(1,1) LX(4,2) LX(7,3) LX(10,4) LX(13,5)

PD

OU ME=UL

B1.4.5.2. Modelo mal especificado

TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=PM

PM=c:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/5Fsim_100.PM
AC=c:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=3 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3

FR LX(2,1) LX(3,1) LX(4,1) LX(5,1)
FR LX(7,2) LX(8,2) LX(9,2) LX(10,2)
FR LX(12,3) LX(13,3) LX(14,3) LX(15,3)

VA 1.00 LX(1,1) LX(6,2) LX(11,3)

PD

OU ME=UL

B1.5. Sintaxis R para la replicación de las condiciones para modelos con distribución simétrica de las respuestas a los ítems

```
simulata<-function(n){
  system ("C:/lisrel87/prelis27.exe c:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/5F4CATsime_100_1orden.txt 100")
  system ("C:/lisrel87/prelis27.exe C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/prelisordinal.txt 100")
  system ("C:/lisrel87/prelis27.exe C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/preliscontinua.txt 100")

  system ("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/ML.txt 100")
  file.append
  ("C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/MLfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/ML.FIT")

  system("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/RML.txt 100")
  file.append
  ("C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/RMLfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/RML.FIT")

  system("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/UL.txt 100")
  file.append ("C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/ULfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/UL.FIT")

  system("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/RUL.txt 100")
  file.append
  ("C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/RULfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/RUL.FIT")

  system("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/WL.txt 100")

  file.append("C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/WLfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/WL.FIT")

  system ("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/malespecf_ML.txt 100")

  file.append("C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/malespecf_MLfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden
/malespecf_ML.FIT")

  system("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/malespecf_RML.txt 100")
  file.append
  ("C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/malespecf_RMLfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/malespec
f_RML.FIT")

  system("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/malespecf_UL.txt 100")
  file.append
  ("C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/malespecf_ULfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/malespecf_
UL.FIT")

  system("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/malespecf_RUL.txt 100")
  file.append
  ("C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/malespecf_RULfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/malespec
f_RUL.FIT")

  system("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/malespecf_WL.txt 100")

  file.append("C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden/malespecf_WLfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATsime_100_1orden
/malespecf_WL.FIT")
}
repe<-for (i in 1:500){
nr<-simulata(100)
}
```

B2. Modelos de 5 factores, 4 categorías de respuesta, tamaño muestral de 100 sujetos y distribución asimétrica moderada de las respuestas a los ítems.

B2.1. Sintaxis para la generación de datos

GENERA DATOS 5 FACTORES 4 CATEGORIAS DONDE SKEWNESS=1 PRIMER ORDEN

DA NO=100

NE N1=NRAND
NE N2=0.9*N1+NRAND
NE N3=0.9*N1+NRAND
NE N4=0.9*N1+NRAND
NE N5=0.9*N1+NRAND

NE Y11=0.9*N1+NRAND*0.19
NE Y21=0.8*N1+NRAND*0.36
NE Y31=0.7*N1+NRAND*0.51

NE Y42=0.9*N2+NRAND*0.19
NE Y52=0.8*N2+NRAND*0.36
NE Y62=0.7*N2+NRAND*0.51

NE Y73=0.9*N3+NRAND*0.19
NE Y83=0.8*N3+NRAND*0.36
NE Y93=0.7*N3+NRAND*0.51

NE Y104=0.9*N4+NRAND*0.19
NE Y114=0.8*N4+NRAND*0.36
NE Y124=0.7*N4+NRAND*0.51

NE Y135=0.9*N5+NRAND*0.19
NE Y145=0.8*N5+NRAND*0.36
NE Y155=0.7*N5+NRAND*0.51

RE Y11 OLD=-.99-0.17, 0.17-0.69, 0.69-1.25, 1.25-99 NEW=1,2,3,4
RE Y21 OLD=-.99--1.25, -1.25--0.69, -0.69--0.17, -0.17-99 NEW=1,2,3,4
RE Y31 OLD=-.99-0.17, 0.17-0.69, 0.69-1.25, 1.25-99 NEW=1,2,3,4

RE Y42 OLD=-.99--1.25, -1.25--0.69, -0.69--0.17, -0.17-99 NEW=1,2,3,4
RE Y52 OLD=-.99-0.17, 0.17-0.69, 0.69-1.25, 1.25-99 NEW=1,2,3,4
RE Y62 OLD=-.99--1.25, -1.25--0.69, -0.69--0.17, -0.17-99 NEW=1,2,3,4

RE Y73 OLD=-.99-0.17, 0.17-0.69, 0.69-1.25, 1.25-99 NEW=1,2,3,4
RE Y83 OLD=-.99--1.25, -1.25--0.69, -0.69--0.17, -0.17-99 NEW=1,2,3,4
RE Y93 OLD=-.99-0.17, 0.17-0.69, 0.69-1.25, 1.25-99 NEW=1,2,3,4

RE Y104 OLD=-.99--1.25, -1.25--0.69, -0.69--0.17, -0.17-99 NEW=1,2,3,4
RE Y114 OLD=-.99-0.17, 0.17-0.69, 0.69-1.25, 1.25-99 NEW=1,2,3,4
RE Y124 OLD=-.99--1.25, -1.25--0.69, -0.69--0.17, -0.17-99 NEW=1,2,3,4

RE Y135 OLD=-.99-0.17, 0.17-0.69, 0.69-1.25, 1.25-99 NEW=1,2,3,4
RE Y145 OLD=-.99--1.25, -1.25--0.69, -0.69--0.17, -0.17-99 NEW=1,2,3,4
RE Y155 OLD=-.99-0.17, 0.17-0.69, 0.69-1.25, 1.25-99 NEW=1,2,3,4

SD N1-N5

OU RA=c:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/gendata5F.dat WI=1 ND=0

B2.2. Sintaxis PRELIS para variables continuas y obtención de la matriz de correlaciones de Pearson

DA NI=15 NO=100

LA; VAR1 VAR2 VAR3 VAR4 VAR5 VAR6 VAR7 VAR8 VAR9 VAR10 VAR11 VAR12 VAR13 VAR14 VAR15

RA FI=c:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/gendata5F.DAT FO;(15F1.0)

CO VAR1 VAR2 VAR3 VAR4 VAR5 VAR6 VAR7 VAR8 VAR9 VAR10 VAR11 VAR12 VAR13 VAR14 VAR15

OU MA=KM SM=c:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/5Fsim_100.KM

B2.3. Sintaxis PRELIS para variables ordinales y la obtención de la matriz de correlaciones policóricas y la matriz de covarianzas asintótica

DA NI=15 NO=100

LA; VAR1 VAR2 VAR3 VAR4 VAR5 VAR6 VAR7 VAR8 VAR9 VAR10 VAR11 VAR12 VAR13 VAR14 VAR15

RA FI=c:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/gendata5F.DAT FO;(15F1.0)

OR VAR1 VAR2 VAR3 VAR4 VAR5 VAR6 VAR7 VAR8 VAR9 VAR10 VAR11 VAR12 VAR13 VAR14 VAR15

OU MA=PM SM=c:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/5Fsim_100.PM

SA=c:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/5Fsim_100.AC

B2.4. Sintaxis LISREL para la ejecución de Análisis Factoriales Confirmatorios

B2.4.1. Método ML

B2.4.1.1. Modelo bien especificado

```
TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=KM

KM=c:/tesisomorata/5F4CATskew1_100_1orden/5Fsim_100.KM
!AC=c:/tesisomorata/5F4CATskew1_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=5 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3 F4 F5

FR LX(2,1) LX(3,1)
FR LX(5,2) LX(6,2)
FR LX(8,3) LX(9,3)
FR LX(11,4) LX(12,4)
FR LX(14,5) LX(15,5)

VA 1.00 LX(1,1) LX(4,2) LX(7,3) LX(10,4) LX(13,5)

PD

OU ME=ML
```

B1.4.1.2. Modelo mal especificado

```
TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=KM

KM=c:/tesisomorata/5F4CATskew1_100_1orden/5Fsim_100.KM
!AC=c:/tesisomorata/5F4CATskew1_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=3 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3

FR LX(2,1) LX(3,1) LX(4,1) LX(5,1)
FR LX(7,2) LX(8,2) LX(9,2) LX(10,2)
FR LX(12,3) LX(13,3) LX(14,3) LX(15,3)

VA 1.00 LX(1,1) LX(6,2) LX(11,3)

PD

OU ME=ML
```

B2.4.2. Método RML

B2.4.2.1. Modelo bien especificado

TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=KM

KM=c:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/5Fsim_100.KM
AC=c:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=5 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3 F4 F5

FR LX(2,1) LX(3,1)
FR LX(5,2) LX(6,2)
FR LX(8,3) LX(9,3)
FR LX(11,4) LX(12,4)
FR LX(14,5) LX(15,5)

VA 1.00 LX(1,1) LX(4,2) LX(7,3) LX(10,4) LX(13,5)

PD

OU ME=ML

B2.4.2.2. Modelo mal especificado

TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=KM

KM=c:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/5Fsim_100.KM
AC=c:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=3 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3

FR LX(2,1) LX(3,1) LX(4,1) LX(5,1)
FR LX(7,2) LX(8,2) LX(9,2) LX(10,2)
FR LX(12,3) LX(13,3) LX(14,3) LX(15,3)

VA 1.00 LX(1,1) LX(6,2) LX(11,3)

PD

OU ME=ML

B2.4.3. Método WLS

B2.4.3.1. Modelo bien especificado

TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=PM

PM=c:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/5Fsim_100.PM
AC=c:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=5 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3 F4 F5

FR LX(2,1) LX(3,1)
FR LX(5,2) LX(6,2)
FR LX(8,3) LX(9,3)
FR LX(11,4) LX(12,4)
FR LX(14,5) LX(15,5)

VA 1.00 LX(1,1) LX(4,2) LX(7,3) LX(10,4) LX(13,5)

PD

OU ME=WL AD=OFF

B2.4.3.2. Modelo mal especificado

TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=PM

PM=c:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/5Fsim_100.PM
AC=c:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=3 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3

FR LX(2,1) LX(3,1) LX(4,1) LX(5,1)
FR LX(7,2) LX(8,2) LX(9,2) LX(10,2)
FR LX(12,3) LX(13,3) LX(14,3) LX(15,3)

VA 1.00 LX(1,1) LX(6,2) LX(11,3)

PD

OU ME=WL

B2.4.4. Método ULS

B2.4.4.1. Modelo bien especificado

TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=PM

PM=c:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/5Fsim_100.PM
!AC=c:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=5 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3 F4 F5

FR LX(2,1) LX(3,1)
FR LX(5,2) LX(6,2)
FR LX(8,3) LX(9,3)
FR LX(11,4) LX(12,4)
FR LX(14,5) LX(15,5)

VA 1.00 LX(1,1) LX(4,2) LX(7,3) LX(10,4) LX(13,5)

PD

OU ME=UL

B2.4.4.2. Modelo mal especificado

TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=PM

PM=c:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/5Fsim_100.PM
!AC=c:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=3 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3

FR LX(2,1) LX(3,1) LX(4,1) LX(5,1)
FR LX(7,2) LX(8,2) LX(9,2) LX(10,2)
FR LX(12,3) LX(13,3) LX(14,3) LX(15,3)

VA 1.00 LX(1,1) LX(6,2) LX(11,3)

PD

OU ME=UL

B2.4.5. Método RULS

B2.4.5.1. Modelo bien especificado

TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=PM

PM=c:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/5Fsim_100.PM
AC=c:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=5 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3 F4 F5

FR LX(2,1) LX(3,1)
FR LX(5,2) LX(6,2)
FR LX(8,3) LX(9,3)
FR LX(11,4) LX(12,4)
FR LX(14,5) LX(15,5)

VA 1.00 LX(1,1) LX(4,2) LX(7,3) LX(10,4) LX(13,5)

PD

OU ME=UL

B2.4.5.2. Modelo mal especificado

TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=PM

PM=c:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/5Fsim_100.PM
AC=c:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=3 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3

FR LX(2,1) LX(3,1) LX(4,1) LX(5,1)
FR LX(7,2) LX(8,2) LX(9,2) LX(10,2)
FR LX(12,3) LX(13,3) LX(14,3) LX(15,3)

VA 1.00 LX(1,1) LX(6,2) LX(11,3)

PD

OU ME=UL

B2.5. Sintaxis R para la replicación de las condiciones para modelos con distribución asimétrica moderada de las respuestas a los ítems

```
simulata<-function(n){
  system ("C:/lisrel87/prelis27.exe c:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/5F4CATskew1_100_1orden.txt 100")
  system ("C:/lisrel87/prelis27.exe C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/prelisordinal.txt 100")
  system ("C:/lisrel87/prelis27.exe C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/preliscontinua.txt 100")

  system ("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/ML.txt 100")
  file.append
  ("C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/MLfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/ML.FIT")

  system("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/RML.txt 100")
  file.append
  ("C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/RMLfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/RML.FIT")

  system("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/UL.txt 100")
  file.append
  ("C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/ULfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/UL.FIT")

  system("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/RUL.txt 100")
  file.append
  ("C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/RULfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/RUL.FIT")

  system("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/WL.txt 100")
  file.append("C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/WLfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/WL.FIT")

  system ("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/malespecf_ML.txt 100")
  file.append("C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/malespecf_MLfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/malespecf_ML.FIT")

  system("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/malespecf_RML.txt 100")
  file.append
  ("C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/malespecf_RMLfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/malespecf_RML.FIT")

  system("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/malespecf_UL.txt 100")
  file.append
  ("C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/malespecf_ULfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/malespecf_UL.FIT")

  system("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/malespecf_RUL.txt 100")
  file.append
  ("C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/malespecf_RULfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/malespecf_RUL.FIT")

  system("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/malespecf_WL.txt 100")
  file.append("C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/malespecf_WLfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATskew1_100_1orden/malespecf_WL.FIT")
}
repe<-for (i in 1:500){
nr<-simulata(100)
}
```

B3. Modelos de 5 factores, 4 categorías de respuesta, tamaño muestral de 100 sujetos y distribución asimétrica severa de las respuestas a los ítems

B3.1. Sintaxis para la generación de datos

GENERA DATOS 5 FACTORES 4 CATEGORIAS DONDE SKEWNESS=2 PRIMER ORDEN

DA NO=100

NE N1=NRAND

NE N2=0.9*N1+NRAND

NE N3=0.9*N1+NRAND

NE N4=0.9*N1+NRAND

NE N5=0.9*N1+NRAND

NE Y11=0.9*N1+NRAND*0.19

NE Y21=0.8*N1+NRAND*0.36

NE Y31=0.7*N1+NRAND*0.51

NE Y42=0.9*N2+NRAND*0.19

NE Y52=0.8*N2+NRAND*0.36

NE Y62=0.7*N2+NRAND*0.51

NE Y73=0.9*N3+NRAND*0.19

NE Y83=0.8*N3+NRAND*0.36

NE Y93=0.7*N3+NRAND*0.51

NE Y104=0.9*N4+NRAND*0.19

NE Y114=0.8*N4+NRAND*0.36

NE Y124=0.7*N4+NRAND*0.51

NE Y135=0.9*N5+NRAND*0.19

NE Y145=0.8*N5+NRAND*0.36

NE Y155=0.7*N5+NRAND*0.51

RE Y11 OLD=-.99-0.75, 0.75-1.13, 1.13-1.60, 1.60-99 NEW=1,2,3,4

RE Y21 OLD=-.99--1.60, -1.60--1.13, -1.13--0.75, -0.75-99 NEW=1,2,3,4

RE Y31 OLD=-.99-0.75, 0.75-1.13, 1.13-1.60, 1.60-99 NEW=1,2,3,4

RE Y42 OLD=-.99--1.60, -1.60--1.13, -1.13--0.75, -0.75-99 NEW=1,2,3,4

RE Y52 OLD=-.99-0.75, 0.75-1.13, 1.13-1.60, 1.60-99 NEW=1,2,3,4

RE Y62 OLD=-.99--1.60, -1.60--1.13, -1.13--0.75, -0.75-99 NEW=1,2,3,4

RE Y73 OLD=-.99-0.75, 0.75-1.13, 1.13-1.60, 1.60-99 NEW=1,2,3,4

RE Y83 OLD=-.99--1.60, -1.60--1.13, -1.13--0.75, -0.75-99 NEW=1,2,3,4

RE Y93 OLD=-.99-0.75, 0.75-1.13, 1.13-1.60, 1.60-99 NEW=1,2,3,4

RE Y104 OLD=-.99--1.60, -1.60--1.13, -1.13--0.75, -0.75-99 NEW=1,2,3,4

RE Y114 OLD=-.99-0.75, 0.75-1.13, 1.13-1.60, 1.60-99 NEW=1,2,3,4

RE Y124 OLD=-.99--1.60, -1.60--1.13, -1.13--0.75, -0.75-99 NEW=1,2,3,4

RE Y135 OLD=-.99-0.75, 0.75-1.13, 1.13-1.60, 1.60-99 NEW=1,2,3,4

RE Y145 OLD=-.99--1.60, -1.60--1.13, -1.13--0.75, -0.75-99 NEW=1,2,3,4

RE Y155 OLD=-.99-0.75, 0.75-1.13, 1.13-1.60, 1.60-99 NEW=1,2,3,4

SD N1-N5

OU RA=c:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/gendata5F.dat WI=1 ND=0

B3.2. Sintaxis PRELIS para variables continuas y obtención de la matriz de correlaciones de Pearson

DA NI=15 NO=100

LA; VAR1 VAR2 VAR3 VAR4 VAR5 VAR6 VAR7 VAR8 VAR9 VAR10 VAR11 VAR12 VAR13 VAR14 VAR15

RA FI=c:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/gendata5F.DAT FO;(15F1.0)

CO VAR1 VAR2 VAR3 VAR4 VAR5 VAR6 VAR7 VAR8 VAR9 VAR10 VAR11 VAR12 VAR13 VAR14 VAR15

OU MA=KM SM=c:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/5Fsim_100.KM

B3.3. Sintaxis PRELIS para variables ordinales y la obtención de la matriz de correlaciones policóricas y la matriz de covarianzas asintótica

DA NI=15 NO=100

LA; VAR1 VAR2 VAR3 VAR4 VAR5 VAR6 VAR7 VAR8 VAR9 VAR10 VAR11 VAR12 VAR13 VAR14 VAR15

RA FI=c:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/gendata5F.DAT FO;(15F1.0)

OR VAR1 VAR2 VAR3 VAR4 VAR5 VAR6 VAR7 VAR8 VAR9 VAR10 VAR11 VAR12 VAR13 VAR14 VAR15

OU MA=PM SM=c:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/5Fsim_100.PM

SA=c:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/5Fsim_100.AC

B3.4. Sintaxis LISREL para la ejecución de Análisis Factoriales Confirmatorios

B3.4.1. Método ML

B3.4.1.1. Modelo bien especificado

```
TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=KM

KM=c:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/5Fsim_100.KM
!AC=c:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=5 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3 F4 F5

FR LX(2,1) LX(3,1)
FR LX(5,2) LX(6,2)
FR LX(8,3) LX(9,3)
FR LX(11,4) LX(12,4)
FR LX(14,5) LX(15,5)

VA 1.00 LX(1,1) LX(4,2) LX(7,3) LX(10,4) LX(13,5)

PD

OU ME=ML
```

B3.4.1.2. Modelo mal especificado

```
TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=KM

KM=c:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/5Fsim_100.KM
!AC=c:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=3 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3

FR LX(2,1) LX(3,1) LX(4,1) LX(5,1)
FR LX(7,2) LX(8,2) LX(9,2) LX(10,2)
FR LX(12,3) LX(13,3) LX(14,3) LX(15,3)

VA 1.00 LX(1,1) LX(6,2) LX(11,3)

PD

OU ME=ML
```

B3.4.2. Método RML

B3.4.2.1. Modelo bien especificado

TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=KM

KM=c:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/5Fsim_100.KM
AC=c:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=5 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3 F4 F5

FR LX(2,1) LX(3,1)
FR LX(5,2) LX(6,2)
FR LX(8,3) LX(9,3)
FR LX(11,4) LX(12,4)
FR LX(14,5) LX(15,5)

VA 1.00 LX(1,1) LX(4,2) LX(7,3) LX(10,4) LX(13,5)

PD

OU ME=ML

B3.4.2.2. Modelo mal especificado

TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=KM

KM=c:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/5Fsim_100.KM
AC=c:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=3 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3

FR LX(2,1) LX(3,1) LX(4,1) LX(5,1)
FR LX(7,2) LX(8,2) LX(9,2) LX(10,2)
FR LX(12,3) LX(13,3) LX(14,3) LX(15,3)

VA 1.00 LX(1,1) LX(6,2) LX(11,3)

PD

OU ME=ML

B3.4.3. Método WLS

B3.4.3.1. Modelo bien especificado

TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=PM

PM=c:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/5Fsim_100.PM
AC=c:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=5 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3 F4 F5

FR LX(2,1) LX(3,1)
FR LX(5,2) LX(6,2)
FR LX(8,3) LX(9,3)
FR LX(11,4) LX(12,4)
FR LX(14,5) LX(15,5)

VA 1.00 LX(1,1) LX(4,2) LX(7,3) LX(10,4) LX(13,5)

PD

OU ME=WL AD=OFF

B3.4.3.2. Modelo mal especificado

TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=PM

PM=c:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/5Fsim_100.PM
AC=c:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=3 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3

FR LX(2,1) LX(3,1) LX(4,1) LX(5,1)
FR LX(7,2) LX(8,2) LX(9,2) LX(10,2)
FR LX(12,3) LX(13,3) LX(14,3) LX(15,3)

VA 1.00 LX(1,1) LX(6,2) LX(11,3)

PD

OU ME=WL

B3.4.4. Método ULS

B3.4.4.1. Modelo bien especificado

TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=PM

PM=c:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/5Fsim_100.PM
!AC=c:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=5 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3 F4 F5

FR LX(2,1) LX(3,1)
FR LX(5,2) LX(6,2)
FR LX(8,3) LX(9,3)
FR LX(11,4) LX(12,4)
FR LX(14,5) LX(15,5)

VA 1.00 LX(1,1) LX(4,2) LX(7,3) LX(10,4) LX(13,5)

PD

OU ME=UL

B3.4.4.2. Modelo mal especificado

TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=PM

PM=c:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/5Fsim_100.PM
!AC=c:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=3 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3

FR LX(2,1) LX(3,1) LX(4,1) LX(5,1)
FR LX(7,2) LX(8,2) LX(9,2) LX(10,2)
FR LX(12,3) LX(13,3) LX(14,3) LX(15,3)

VA 1.00 LX(1,1) LX(6,2) LX(11,3)

PD

OU ME=UL

B3.4.5. Método RULS

B3.4.5.1. Modelo bien especificado

TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=PM

PM=c:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/5Fsim_100.PM
AC=c:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=5 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3 F4 F5

FR LX(2,1) LX(3,1)
FR LX(5,2) LX(6,2)
FR LX(8,3) LX(9,3)
FR LX(11,4) LX(12,4)
FR LX(14,5) LX(15,5)

VA 1.00 LX(1,1) LX(4,2) LX(7,3) LX(10,4) LX(13,5)

PD

OU ME=UL

B3.4.5.2. Modelo mal especificado

TI 5 FACTORES SIM+TRICOS
DA NI=15 NO=100 MA=PM

PM=c:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/5Fsim_100.PM
AC=c:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/5Fsim_100.AC

MO NX=15 NK=3 LX=FU,FI PH=SY,FR TD=DI,FR

LK
F1 F2 F3

FR LX(2,1) LX(3,1) LX(4,1) LX(5,1)
FR LX(7,2) LX(8,2) LX(9,2) LX(10,2)
FR LX(12,3) LX(13,3) LX(14,3) LX(15,3)

VA 1.00 LX(1,1) LX(6,2) LX(11,3)

PD

OU ME=UL

B3.5. Sintaxis R para la replicación de las condiciones para modelos con distribución asimétrica severa de las respuestas a los ítems

```
simulata<-function(n){
  system ("C:/lisrel87/prelis27.exe c:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/5F4CATskew2_100_1orden.txt 100")
  system ("C:/lisrel87/prelis27.exe C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/prelisordinal.txt 100")
  system ("C:/lisrel87/prelis27.exe C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/preliscontinua.txt 100")

  system ("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/ML.txt 100")
  file.append
("C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/MLfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/ML.FIT")

  system("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/RML.txt 100")
  file.append
("C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/RMLfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/RML.FIT")

  system("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/UL.txt 100")
  file.append
("C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/ULfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/UL.FIT")

  system("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/RUL.txt 100")
  file.append
("C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/RULfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/RUL.FIT")

  system("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/WL.txt 100")
  file.append("C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/WLfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/WL.FIT")

  system ("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/malespecf_ML.txt 100")
  file.append("C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/malespecf_MLfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/malespecf_ML.FIT")

  system("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/malespecf_RML.txt 100")
  file.append
("C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/malespecf_RMLfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/malespecf_RML.FIT")

  system("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/malespecf_UL.txt 100")
  file.append
("C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/malespecf_ULfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/malespecf_UL.FIT")

  system("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/malespecf_RUL.txt 100")
  file.append
("C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/malespecf_RULfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/malespecf_RUL.FIT")

  system("C:/lisrel87/lisrel87.exe C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/malespecf_WL.txt 100")
  file.append("C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/malespecf_WLfit.txt","C:/tesismorata/5F4CATskew2_100_1orden/malespecf_WL.FIT")
}
repe<-for (i in 1:500){
nr<-simulata(100)
}
```

APÉNDICE C
Media y desviación típica
de los índices de bondad de ajuste para ML

Tabla C1

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Factores al aplicar el Método ML

Índice	Número de factores	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
C1	2	0.057	0.354	0.148	0.311
	3	0.010	0.355	0.055	0.302
	4	0.006	0.337	0.040	0.297
	5	0.003	0.311	0.025	0.289
	6	0.002	0.283	0.020	0.280
	Total	0.015	0.328	0.077	0.297
C2	2	0.055	0.357	0.148	0.312
	3	0.009	0.367	0.054	0.305
	4	0.007	0.360	0.044	0.304
	5	0.004	0.347	0.032	0.302
	6	0.003	0.338	0.026	0.302
	Total	0.016	0.354	0.078	0.305
RMSEA	2	0.094	0.035	0.038	0.043
	3	0.112	0.021	0.031	0.021
	4	0.091	0.018	0.022	0.018
	5	0.086	0.016	0.019	0.015
	6	0.080	0.017	0.018	0.017
	Total	0.093	0.021	0.029	0.026
NNFI	2	0.879	0.961	0.094	0.114
	3	0.833	0.989	0.061	0.035
	4	0.863	0.989	0.044	0.027
	5	0.868	0.989	0.038	0.023
	6	0.884	0.982	0.052	0.048
	Total	0.866	0.982	0.064	0.061

Tabla C1 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Factores al aplicar el Método ML

Índice	Número de factores	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
CFI	2	0.924	0.974	0.059	0.057
	3	0.875	0.989	0.046	0.018
	4	0.894	0.990	0.034	0.016
	5	0.891	0.990	0.032	0.015
	6	0.900	0.984	0.044	0.038
	Total	0.897	0.985	0.047	0.034
RMR	2	0.062	0.038	0.026	0.031
	3	0.075	0.036	0.014	0.014
	4	0.077	0.039	0.014	0.015
	5	0.078	0.040	0.016	0.015
	6	0.070	0.043	0.014	0.016
	Total	0.073	0.039	0.018	0.019
GFI	2	0.958	0.983	0.022	0.019
	3	0.905	0.975	0.036	0.018
	4	0.901	0.964	0.033	0.025
	5	0.878	0.955	0.041	0.031
	6	0.864	0.940	0.044	0.039
	Total	0.901	0.963	0.049	0.031
AGFI	2	0.904	0.955	0.049	0.049
	3	0.841	0.954	0.060	0.033
	4	0.849	0.941	0.051	0.041
	5	0.832	0.932	0.056	0.046
	6	0.823	0.916	0.057	0.055
	Total	0.850	0.940	0.062	0.048

Tabla C2

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Categorías al aplicar el Método ML

Índice	Número de categorías	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
C1	3	0.021	0.341	0.090	0.297
	4	0.012	0.312	0.068	0.298
	5	0.015	0.331	0.074	0.295
	6	0.014	0.327	0.072	0.297
	Total	0.015	0.328	0.077	0.297
C2	3	0.021	0.369	0.091	0.305
	4	0.012	0.337	0.070	0.307
	5	0.015	0.356	0.075	0.303
	6	0.014	0.351	0.072	0.305
	Total	0.016	0.354	0.078	0.305
RMSEA	3	0.084	0.019	0.025	0.021
	4	0.095	0.027	0.030	0.037
	5	0.095	0.020	0.029	0.020
	6	0.097	0.020	0.030	0.020
	Total	0.093	0.021	0.029	0.026
NNFI	3	0.868	0.984	0.068	0.054
	4	0.857	0.967	0.074	0.098
	5	0.869	0.989	0.055	0.033
	6	0.868	0.989	0.055	0.031
	Total	0.866	0.982	0.064	0.061
CFI	3	0.898	0.984	0.053	0.036
	4	0.891	0.978	0.051	0.051
	5	0.899	0.990	0.041	0.017
	6	0.899	0.990	0.041	0.016
	Total	0.897	0.985	0.047	0.034

Tabla C2 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Categorías al aplicar el Método ML

Índice	Número de categorías	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
RMR	3	0.068	0.039	0.016	0.016
	4	0.076	0.044	0.022	0.028
	5	0.073	0.038	0.017	0.015
	6	0.074	0.037	0.017	0.015
	Total	0.073	0.039	0.018	0.019
GFI	3	0.910	0.962	0.044	0.034
	4	0.901	0.961	0.046	0.031
	5	0.898	0.965	0.050	0.030
	6	0.894	0.965	0.052	0.030
	Total	0.901	0.963	0.049	0.031
AGFI	3	0.865	0.940	0.055	0.048
	4	0.848	0.933	0.058	0.054
	5	0.845	0.942	0.064	0.045
	6	0.840	0.943	0.066	0.044
	Total	0.850	0.940	0.062	0.048

Tabla C3

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Grado de Asimetría al aplicar el Método ML

Índice	Grado asimetría	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
C1	0	0.006	0.449	0.044	0.290
	1	0.013	0.342	0.068	0.286
	2	0.028	0.188	0.105	0.254
	Total	0.015	0.328	0.077	0.297
C2	0	0.005	0.484	0.043	0.287
	1	0.012	0.370	0.068	0.292
	2	0.029	0.202	0.107	0.267
	Total	0.016	0.354	0.078	0.305
RMSEA	0	0.114	0.012	0.025	0.017
	1	0.091	0.020	0.023	0.028
	2	0.073	0.032	0.022	0.028
	Total	0.093	0.021	0.029	0.026
NNFI	0	0.865	0.997	0.049	0.019
	1	0.869	0.986	0.059	0.056
	2	0.863	0.962	0.079	0.084
	Total	0.866	0.982	0.064	0.061
CFI	0	0.897	0.996	0.038	0.010
	1	0.900	0.988	0.043	0.029
	2	0.895	0.972	0.057	0.047
	Total	0.897	0.985	0.047	0.034
RMR	0	0.080	0.034	0.016	0.015
	1	0.072	0.039	0.018	0.022
	2	0.065	0.046	0.017	0.019
	Total	0.073	0.039	0.018	0.019

Nota. 0=Distribución de respuestas simétrica; 1=Distribución de respuestas con asimetría moderada; 2=Distribución de respuestas con asimetría severa.

Tabla C3 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Grado de Asimetría al aplicar el Método ML

Índice	Grado asimetría	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
GFI	0	0.874	0.966	0.050	0.032
	1	0.905	0.965	0.042	0.031
	2	0.925	0.959	0.038	0.031
	Total	0.901	0.963	0.049	0.032
AGFI	0	0.809	0.945	0.059	0.046
	1	0.855	0.941	0.051	0.049
	2	0.886	0.933	0.048	0.048
	Total	0.850	0.940	0.062	0.048

Nota. 0=Distribución de respuestas simétrica; 1=Distribución de respuestas con asimetría moderada; 2=Distribución de respuestas con asimetría severa.

Tabla C4

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Tamaño Muestral al aplicar el Método ML

Índice	Tamaño muestral	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
C1	100	0.060	0.387	0.147	0.288
	150	0.025	0.370	0.094	0.296
	250	0.008	0.358	0.049	0.295
	450	0.001	0.309	0.017	0.294
	650	0.000	0.286	0.006	0.295
	850	0.000	0.255	0.002	0.292
	Total	0.015	0.328	0.077	0.297
C2	100	0.062	0.461	0.150	0.288
	150	0.024	0.413	0.093	0.301
	250	0.007	0.379	0.048	0.299
	450	0.001	0.317	0.016	0.299
	650	0.000	0.290	0.006	0.298
	850	0.000	0.257	0.002	0.295
	Total	0.016	0.354	0.078	0.305
RMSEA	100	0.086	0.022	0.037	0.027
	150	0.092	0.025	0.033	0.033
	250	0.094	0.023	0.029	0.031
	450	0.095	0.021	0.025	0.025
	650	0.094	0.018	0.024	0.016
	850	0.095	0.019	0.023	0.018
	Total	0.093	0.021	0.029	0.026
NNFI	100	0.861	0.985	0.089	0.061
	150	0.856	0.973	0.082	0.088
	250	0.864	0.977	0.064	0.077
	450	0.870	0.983	0.042	0.044
	650	0.874	0.990	0.035	0.016
	850	0.868	0.984	0.051	0.046
	Total	0.866	0.982	0.064	0.061

Tabla C4 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Tamaño Muestral al aplicar el Método ML

Índice	Tamaño muestral	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
CFI	100	0.892	0.980	0.063	0.029
	150	0.890	0.978	0.059	0.047
	250	0.896	0.984	0.045	0.040
	450	0.901	0.989	0.031	0.024
	650	0.903	0.993	0.028	0.010
	850	0.898	0.989	0.044	0.036
	Total	0.897	0.985	0.047	0.034
RMR	100	0.085	0.059	0.017	0.012
	150	0.081	0.052	0.019	0.019
	250	0.074	0.042	0.018	0.019
	450	0.068	0.033	0.016	0.017
	650	0.064	0.026	0.013	0.007
	850	0.064	0.024	0.014	0.009
	Total	0.073	0.039	0.018	0.019
GFI	100	0.866	0.924	0.057	0.036
	150	0.886	0.944	0.048	0.026
	250	0.901	0.964	0.042	0.018
	450	0.913	0.977	0.038	0.015
	650	0.919	0.985	0.038	0.008
	850	0.919	0.986	0.040	0.014
	Total	0.901	0.963	0.049	0.031
AGFI	100	0.798	0.876	0.067	0.044
	150	0.826	0.908	0.058	0.039
	250	0.850	0.940	0.052	0.032
	450	0.869	0.963	0.048	0.021
	650	0.877	0.975	0.048	0.011
	850	0.877	0.977	0.051	0.020
	Total	0.850	0.940	0.062	0.048

APÉNDICE D
Media y desviación típica
de los índices de bondad de ajuste para RML

Tabla D1

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Factores al aplicar el Método RML

Índice	Número de factores	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
C1	2	0.057	0.354	0.148	0.311
	3	0.010	0.355	0.055	0.302
	4	0.006	0.336	0.040	0.297
	5	0.003	0.311	0.025	0.289
	6	0.000	0.405	0.000	0.294
	Total	0.018	0.343	0.083	0.300
C2	2	0.055	0.357	0.001	0.312
	3	0.009	0.366	0.000	0.305
	4	0.007	0.358	0.000	0.304
	5	0.004	0.347	0.000	0.302
	6	0.000	0.452	0.000	0.297
	Total	0.018	0.364	0.000	0.306
C3	2	0.178	0.596	0.287	0.316
	3	0.124	0.776	0.269	0.252
	4	0.168	0.865	0.324	0.204
	5	0.194	0.915	0.351	0.166
	6	0.001	0.859	0.020	0.198
	Total	0.155	0.793	0.303	0.267
C4	2	0.184	0.564	0.277	0.320
	3	0.105	0.664	0.225	0.301
	4	0.044	0.608	0.147	0.355
	5	0.009	0.474	0.061	0.412
	6	0.000	0.306	0.000	0.361
	Total	0.080	0.559	0.201	0.363

Tabla D1 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Factores al aplicar el Método RML

Índice	Número de factores	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
RMSEA	2	0.062	0.014	0.042	0.029
	3	0.075	0.003	0.046	0.008
	4	0.057	0.001	0.037	0.005
	5	0.051	0.001	0.036	0.004
	6	0.083	0.001	0.019	0.004
	Total	0.063	0.004	0.041	0.016
NNFI	2	0.951	1.012	0.076	0.067
	3	0.910	1.030	0.088	0.047
	4	0.946	1.033	0.071	0.048
	5	0.954	1.037	0.071	0.050
	6	0.900	1.009	0.034	0.011
	Total	0.937	1.027	0.078	0.053
CFI	2	0.963	0.993	0.033	0.021
	3	0.927	0.999	0.056	0.003
	4	0.950	1	0.039	0.002
	5	0.952	1	0.040	0.001
	6	0.913	1	0.029	0.001
	Total	0.946	0.998	0.045	0.010
RMR	2	0.062	0.038	0.026	0.031
	3	0.075	0.036	0.014	0.014
	4	0.077	0.039	0.014	0.015
	5	0.079	0.041	0.015	0.015
	6	0.073	0.033	0.010	0.011
	Total	0.073	0.038	0.019	0.020

Tabla D1 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Factores al aplicar el Método RML

Índice	Número de factores	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
GFI	2	0.958	0.983	0.022	0.019
	3	0.905	0.975	0.036	0.018
	4	0.902	0.965	0.033	0.025
	5	0.878	0.954	0.040	0.032
	6	0.842	0.960	0.033	0.025
	Total	0.906	0.969	0.047	0.026
AGFI	2	0.904	0.955	0.049	0.049
	3	0.841	0.954	0.061	0.033
	4	0.850	0.942	0.051	0.040
	5	0.832	0.931	0.055	0.047
	6	0.795	0.944	0.042	0.036
	Total	0.852	0.945	0.062	0.043

Tabla D2

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Categorías al aplicar el Método RML

Índice	Número de categorías	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
C1	3	0.025	0.361	0.098	0.299
	4	0.013	0.325	0.073	0.302
	5	0.017	0.346	0.080	0.299
	6	0.016	0.341	0.077	0.301
	Total	0.018	0.343	0.083	0.300
C2	3	0.025	0.382	0.099	0.304
	4	0.014	0.346	0.074	0.309
	5	0.017	0.366	0.081	0.305
	6	0.016	0.360	0.078	0.307
	Total	0.018	0.364	0.084	0.306
C3	3	0.234	0.904	0.355	0.169
	4	0.144	0.777	0.298	0.304
	5	0.133	0.768	0.280	0.260
	6	0.108	0.723	0.254	0.278
	Total	0.155	0.793	0.303	0.267
C4	3	0.136	0.714	0.257	0.334
	4	0.063	0.547	0.177	0.374
	5	0.067	0.517	0.182	0.350
	6	0.054	0.459	0.162	0.344
	Total	0.080	0.559	0.201	0.363
RMSEA	3	0.044	0.001	0.033	0.005
	4	0.064	0.009	0.039	0.027
	5	0.069	0.003	0.042	0.010
	6	0.074	0.004	0.042	0.012
	Total	0.063	0.004	0.041	0.016

Tabla D2 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Categorías al aplicar el Método RML

Índice	Número de categorías	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
NNFI	3	0.970	1.043	0.073	0.057
	4	0.936	1.019	0.075	0.064
	5	0.927	1.025	0.076	0.043
	6	0.917	1.020	0.076	0.040
	Total	0.937	1.027	0.078	0.053
CFI	3	0.965	1	0.033	0.002
	4	0.945	0.995	0.042	0.020
	5	0.939	0.999	0.047	0.004
	6	0.933	0.999	0.049	0.004
	Total	0.946	0.998	0.045	0.010
RMR	3	0.068	0.037	0.016	0.015
	4	0.077	0.044	0.023	0.029
	5	0.073	0.036	0.017	0.015
	6	0.074	0.036	0.017	0.015
	Total	0.073	0.038	0.019	0.020
GFI	3	0.917	0.970	0.042	0.026
	4	0.905	0.966	0.044	0.027
	5	0.902	0.969	0.050	0.026
	6	0.900	0.969	0.050	0.026
	Total	0.906	0.969	0.047	0.026
AGFI	3	0.870	0.949	0.055	0.040
	4	0.850	0.938	0.058	0.052
	5	0.847	0.948	0.065	0.040
	6	0.843	0.948	0.065	0.040
	Total	0.852	0.945	0.062	0.043

Tabla D3

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Grado de Asimetría al aplicar el Método RML

Índice	Grado asimetría	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
C1	0	0.006	0.456	0.045	0.290
	1	0.016	0.352	0.076	0.289
	2	0.034	0.201	0.115	0.262
	Total	0.018	0.343	0.083	0.300
C2	0	0.006	0.484	0.044	0.287
	1	0.015	0.372	0.076	0.294
	2	0.035	0.211	0.118	0.272
	Total	0.018	0.364	0.084	0.306
C3	0	0.016	0.750	0.081	0.254
	1	0.111	0.813	0.234	0.263
	2	0.363	0.825	0.402	0.277
	Total	0.155	0.793	0.303	0.267
C4	0	0.015	0.458	0.075	0.358
	1	0.062	0.603	0.167	0.355
	2	0.175	0.636	0.282	0.350
	Total	0.080	0.559	0.201	0.363
RMSEA	0	0.098	0.004	0.028	0.011
	1	0.059	0.005	0.029	0.020
	2	0.024	0.004	0.023	0.015
	Total	0.063	0.004	0.041	0.016
NNFI	0	0.883	1.010	0.055	0.018
	1	0.938	1.022	0.051	0.045
	2	1.003	1.051	0.071	0.074
	Total	0.937	1.027	0.078	0.053

Nota. 0= Distribución de respuestas simétrica; 1=Distribución de respuestas con asimetría moderada; 2=Distribución de respuestas con asimetría severa.

Tabla D3 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Grado de Asimetría al aplicar el Método RML

Índice	Grado asimetría	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
CFI	0	0.910	0.999	0.042	0.004
	1	0.951	0.997	0.033	0.014
	2	0.982	0.998	0.020	0.011
	Total	0.946	0.998	0.045	0.010
RMR	0	0.080	0.032	0.016	0.014
	1	0.073	0.039	0.019	0.023
	2	0.065	0.045	0.018	0.020
	Total	0.073	0.038	0.019	0.020
GFI	0	0.877	0.970	0.048	0.026
	1	0.913	0.970	0.039	0.027
	2	0.933	0.965	0.033	0.026
	Total	0.906	0.969	0.047	0.026
AGFI	0	0.812	0.951	0.057	0.040
	1	0.861	0.946	0.051	0.046
	2	0.893	0.939	0.045	0.044
	Total	0.852	0.945	0.062	0.043

Nota. 0= Distribución de respuestas simétrica; 1=Distribución de respuestas con asimetría moderada; 2=Distribución de respuestas con asimetría severa.

Tabla D4

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Tamaño Muestral al aplicar el Método RML

Índice	Tamaño muestral	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
C1	100	0.073	0.410	0.162	0.291
	150	0.028	0.386	0.099	0.296
	250	0.009	0.371	0.053	0.297
	450	0.001	0.327	0.018	0.297
	650	0.000	0.301	0.007	0.298
	850	0.000	0.272	0.003	0.298
	Total	0.018	0.343	0.083	0.300
C2	100	0.076	0.463	0.166	0.289
	150	0.027	0.424	0.098	0.299
	250	0.008	0.390	0.051	0.301
	450	0.001	0.334	0.017	0.302
	650	0.000	0.305	0.006	0.302
	850	0.000	0.275	0.004	0.301
	Total	0.018	0.364	0.084	0.306
C3	100	0.450	0.853	0.404	0.217
	150	0.293	0.820	0.373	0.261
	250	0.157	0.808	0.283	0.270
	450	0.039	0.784	0.125	0.278
	650	0.011	0.779	0.055	0.256
	850	0.010	0.718	0.066	0.289
	Total	0.155	0.793	0.303	0.267
C4	100	0.185	0.377	0.295	0.381
	150	0.145	0.427	0.262	0.385
	250	0.101	0.568	0.211	0.367
	450	0.038	0.647	0.120	0.329
	650	0.015	0.677	0.067	0.296
	850	0.006	0.642	0.038	0.306
	Total	0.080	0.559	0.201	0.363

Tabla D4 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Tamaño Muestral al aplicar el Método RML

Índice	Tamaño muestral	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
RMSEA	100	0.042	0.003	0.048	0.013
	150	0.054	0.006	0.046	0.021
	250	0.063	0.006	0.041	0.021
	450	0.070	0.005	0.034	0.017
	650	0.072	0.002	0.032	0.007
	850	0.074	0.003	0.031	0.008
	Total	0.063	0.004	0.041	0.016
NNFI	100	0.994	1.084	0.117	0.080
	150	0.953	1.042	0.086	0.058
	250	0.932	1.020	0.065	0.042
	450	0.920	1.008	0.052	0.024
	650	0.917	1.007	0.048	0.009
	850	0.915	1.003	0.047	0.007
	Total	0.937	1.027	0.078	0.053
CFI	100	0.964	0.999	0.052	0.006
	150	0.953	0.997	0.050	0.016
	250	0.946	0.997	0.045	0.016
	450	0.939	0.998	0.040	0.010
	650	0.938	1	0.037	0.002
	850	0.935	1	0.037	0.002
	Total	0.946	0.998	0.045	0.010
RMR	100	0.084	0.057	0.019	0.012
	150	0.081	0.051	0.020	0.020
	250	0.075	0.041	0.019	0.021
	450	0.070	0.033	0.017	0.018
	650	0.065	0.025	0.014	0.007
	850	0.065	0.023	0.014	0.007
	Total	0.073	0.038	0.019	0.020

Tabla D4 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Tamaño Muestral al aplicar el Método RML

Índice	Tamaño muestral	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
GFI	100	0.882	0.936	0.053	0.031
	150	0.890	0.950	0.050	0.024
	250	0.905	0.968	0.044	0.017
	450	0.916	0.980	0.040	0.011
	650	0.921	0.986	0.039	0.008
	850	0.921	0.989	0.041	0.007
	Total	0.906	0.969	0.047	0.026
AGFI	100	0.811	0.889	0.068	0.040
	150	0.827	0.914	0.061	0.038
	250	0.851	0.943	0.055	0.033
	450	0.868	0.965	0.051	0.022
	650	0.877	0.976	0.050	0.010
	850	0.877	0.980	0.052	0.009
	Total	0.852	0.945	0.062	0.043

APÉNDICE E
Media y desviación típica
de los índices de bondad de ajuste para WLS

Tabla E1

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Factores al aplicar el Método WLS

Índice	Número de factores	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
C1	2	0.050	0.425	0.132	0.310
	3	0.003	0.353	0.025	0.299
	4	0.000	0.229	0.002	0.276
	5	0.000	0.149	0.000	0.228
	6	0.000	0.077	0.000	0.162
	Total	0.012	0.264	0.067	0.295
RMSEA	2	0.086	0.031	0.036	0.048
	3	0.094	0.026	0.026	0.030
	4	0.099	0.039	0.037	0.039
	5	0.093	0.037	0.030	0.033
	6	0.077	0.034	0.020	0.023
	Total	0.091	0.033	0.032	0.037
NNFI	2	0.867	0.959	0.117	0.146
	3	0.835	0.986	0.051	0.032
	4	0.832	0.978	0.058	0.029
	5	0.811	0.975	0.050	0.026
	6	0.847	0.965	0.030	0.039
	Total	0.839	0.973	0.074	0.074
CFI	2	0.917	0.972	0.077	0.075
	3	0.876	0.988	0.038	0.019
	4	0.870	0.983	0.045	0.020
	5	0.844	0.980	0.042	0.019
	6	0.868	0.972	0.026	0.033
	Total	0.877	0.980	0.056	0.041

Tabla E1 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Factores al aplicar el Método WLS

Índice	Número de factores	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
RMR	2	0.097	0.053	0.040	0.047
	3	0.159	0.063	0.047	0.041
	4	0.190	0.085	0.066	0.062
	5	0.205	0.083	0.062	0.055
	6	0.184	0.082	0.050	0.044
	Total	0.164	0.072	0.067	0.052
GFI	2	0.984	0.993	0.011	0.011
	3	0.969	0.990	0.013	0.010
	4	0.961	0.984	0.017	0.013
	5	0.954	0.983	0.017	0.012
	6	0.957	0.981	0.015	0.011
	Total	0.966	0.987	0.018	0.012
AGFI	2	0.963	0.980	0.024	0.027
	3	0.949	0.980	0.021	0.017
	4	0.940	0.974	0.026	0.021
	5	0.937	0.975	0.023	0.018
	6	0.944	0.975	0.019	0.016
	Total	0.947	0.977	0.025	0.021

Tabla E2

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Categorías al aplicar el Método WLS

Índice	Número de categorías	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
C1	3	0.018	0.286	0.082	0.298
	4	0.008	0.229	0.057	0.286
	5	0.012	0.276	0.066	0.297
	6	0.011	0.269	0.063	0.297
	Total	0.012	0.264	0.067	0.295
RMSEA	3	0.085	0.030	0.032	0.033
	4	0.094	0.041	0.034	0.045
	5	0.091	0.031	0.032	0.032
	6	0.093	0.031	0.029	0.032
	Total	0.091	0.033	0.032	0.037
NNFI	3	0.849	0.983	0.065	0.036
	4	0.821	0.946	0.102	0.129
	5	0.844	0.983	0.057	0.032
	6	0.843	0.983	0.056	0.032
	Total	0.839	0.973	0.074	0.074
CFI	3	0.885	0.985	0.053	0.020
	4	0.865	0.964	0.070	0.070
	5	0.880	0.985	0.048	0.019
	6	0.879	0.985	0.047	0.019
	Total	0.877	0.980	0.056	0.041
RMR	3	0.161	0.074	0.070	0.053
	4	0.171	0.082	0.066	0.058
	5	0.160	0.067	0.066	0.048
	6	0.162	0.066	0.065	0.047
	Total	0.164	0.072	0.067	0.052

Tabla E2 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Categorías al aplicar el Método WLS

Índice	Número de categorías	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
GFI	3	0.970	0.988	0.018	0.012
	4	0.965	0.984	0.018	0.014
	5	0.966	0.988	0.018	0.012
	6	0.965	0.987	0.018	0.012
	Total	0.966	0.987	0.018	0.012
AGFI	3	0.953	0.980	0.024	0.018
	4	0.945	0.973	0.027	0.026
	5	0.947	0.978	0.024	0.018
	6	0.945	0.978	0.024	0.018
	Total	0.947	0.977	0.025	0.021

Tabla E3

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Grado de Asimetría al aplicar el Método WLS

Índice	Grado asimetría	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
C1	0	0.007	0.269	0.048	0.296
	1	0.012	0.278	0.067	0.299
	2	0.017	0.246	0.081	0.290
	Total	0.012	0.264	0.067	0.295
RMSEA	0	0.101	0.031	0.027	0.032
	1	0.089	0.032	0.028	0.038
	2	0.083	0.036	0.037	0.040
	Total	0.091	0.033	0.032	0.037
NNFI	0	0.843	0.982	0.052	0.035
	1	0.835	0.971	0.079	0.089
	2	0.838	0.966	0.085	0.086
	Total	0.839	0.973	0.074	0.074
CFI	0	0.881	0.985	0.045	0.025
	1	0.875	0.979	0.058	0.047
	2	0.876	0.975	0.063	0.046
	Total	0.877	0.980	0.056	0.041
RMR	0	0.165	0.061	0.066	0.046
	1	0.165	0.072	0.067	0.052
	2	0.161	0.083	0.068	0.056
	Total	0.164	0.072	0.067	0.052

Nota. 0= Distribución de respuestas simétrica; 1=Distribución de respuestas con asimetría moderada; 2=Distribución de respuestas con asimetría severa.

Tabla E3 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Grado de Asimetría al aplicar el Método WLS

Índice	Grado asimetría	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
GFI	0	0.962	0.987	0.018	0.000
	1	0.967	0.987	0.167	0.000
	2	0.970	0.986	0.019	0.000
	Total	0.966	0.987	0.018	0.000
AGFI	0	0.941	0.979	0.023	0.017
	1	0.947	0.976	0.023	0.022
	2	0.953	0.976	0.027	0.022
	Total	0.947	0.977	0.025	0.021

Nota. 0= Distribución de respuestas simétrica; 1=Distribución de respuestas con asimetría moderada; 2=Distribución de respuestas con asimetría severa.

Tabla E4

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Tamaño Muestral al aplicar el Método WLS

Índice	Tamaño muestral	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
C1	100	0.056	0.211	0.144	0.280
	150	0.026	0.188	0.094	0.272
	250	0.008	0.196	0.049	0.276
	450	0.002	0.262	0.021	0.291
	650	0.001	0.328	0.008	0.299
	850	0.000	0.364	0.002	0.300
	Total	0.012	0.264	0.067	0.295
RMSEA	100	0.120	0.068	0.055	0.048
	150	0.111	0.060	0.038	0.042
	250	0.095	0.041	0.023	0.032
	450	0.082	0.024	0.019	0.028
	650	0.077	0.014	0.014	0.014
	850	0.076	0.011	0.013	0.012
	Total	0.091	0.033	0.032	0.037
NNFI	100	0.901	0.970	0.072	0.056
	150	0.862	0.952	0.095	0.104
	250	0.840	0.958	0.076	0.092
	450	0.820	0.971	0.070	0.090
	650	0.822	0.990	0.045	0.024
	850	0.816	0.993	0.045	0.023
	Total	0.839	0.973	0.074	0.074
CFI	100	0.928	0.975	0.049	0.027
	150	0.898	0.966	0.066	0.054
	250	0.877	0.970	0.054	0.049
	450	0.862	0.979	0.052	0.049
	650	0.863	0.991	0.042	0.018
	850	0.858	0.993	0.043	0.019
	Total	0.877	0.980	0.056	0.041

Tabla E4 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Tamaño Muestral al aplicar el Método WLS

Índice	Tamaño muestral	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
RMR	100	0.215	0.131	0.089	0.062
	150	0.205	0.115	0.081	0.055
	250	0.184	0.088	0.063	0.041
	450	0.148	0.057	0.041	0.033
	650	0.131	0.040	0.036	0.020
	850	0.127	0.034	0.033	0.019
	Total	0.164	0.072	0.067	0.052
GFI	100	0.960	0.977	0.024	0.014
	150	0.956	0.977	0.023	0.014
	250	0.959	0.982	0.019	0.011
	450	0.969	0.990	0.012	0.009
	650	0.974	0.994	0.011	0.006
	850	0.976	0.995	0.010	0.006
	Total	0.966	0.987	0.018	0.012
AGFI	100	0.930	0.957	0.034	0.023
	150	0.929	0.959	0.030	0.023
	250	0.938	0.970	0.022	0.018
	450	0.953	0.983	0.015	0.015
	650	0.960	0.990	0.012	0.007
	850	0.963	0.992	0.011	0.007
	Total	0.947	0.977	0.025	0.021

APÉNDICE F
Media y desviación típica
de los índices de bondad de ajuste para ULS

Tabla F1

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Factores al aplicar el Método ULS

Índice	Número de factores	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
C2	2	0.004	0.145	0.035	0.233
	3	0.000	0.069	0.000	0.164
	4	0.000	0.039	0.000	0.122
	5	0.000	0.023	0.000	0.090
	6	0.000	0.014	0.000	0.067
	Total	0.001	0.058	0.016	0.155
RMSEA	2	0.162	0.078	0.049	0.071
	3	0.188	0.075	0.034	0.058
	4	0.159	0.077	0.030	0.056
	5	0.151	0.079	0.027	0.056
	6	0.141	0.078	0.028	0.056
	Total	0.160	0.077	0.038	0.060
NNFI	2	1.031	1.031	0.025	0.025
	3	1.035	1.036	0.029	0.029
	4	1.040	1.039	0.032	0.032
	5	1.043	1.043	0.034	0.034
	6	1.045	1.042	0.036	0.044
	Total	1.039	1.038	0.032	0.034
CFI	2	1	1	0.000	0.000
	3	1	1	0.000	0.000
	4	1	1	0.000	0.000
	5	1	1	0.000	0.000
	6	1	0.998	0.000	0.018
	Total	1	1	0.000	0.008

Tabla F1 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Factores al aplicar el Método ULS

Índice	Número de factores	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
RMR	2	0.080	0.046	0.033	0.041
	3	0.101	0.044	0.018	0.021
	4	0.097	0.048	0.016	0.023
	5	0.098	0.050	0.017	0.024
	6	0.090	0.052	0.018	0.026
	Total	0.093	0.048	0.023	0.028
GFI	2	0.970	0.986	0.030	0.031
	3	0.948	0.989	0.020	0.013
	4	0.944	0.984	0.020	0.016
	5	0.936	0.981	0.023	0.019
	6	0.940	0.978	0.026	0.021
	Total	0.948	0.984	0.027	0.021
AGFI	2	0.932	0.961	0.064	0.080
	3	0.913	0.978	0.033	0.023
	4	0.914	0.974	0.031	0.025
	5	0.912	0.971	0.032	0.027
	6	0.922	0.968	0.033	0.029
	Total	0.919	0.971	0.041	0.043

Tabla F2

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Categorías al aplicar el Método ULS

Índice	Número de categorías	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
C2	3	0.001	0.021	0.013	0.091
	4	0.001	0.041	0.016	0.128
	5	0.001	0.072	0.017	0.169
	6	0.001	0.099	0.017	0.198
	Total	0.001	0.058	0.016	0.155
RMSEA	3	0.168	0.095	0.044	0.069
	4	0.161	0.084	0.038	0.062
	5	0.156	0.069	0.034	0.052
	6	0.153	0.061	0.032	0.048
	Total	0.160	0.077	0.038	0.060
NNFI	3	1.038	1.038	0.031	0.031
	4	1.039	1.039	0.032	0.032
	5	1.039	1,037	0.032	0.039
	6	1.039	1.039	0.032	0.032
	Total	1.039	1.038	0.032	0.034
CFI	3	1	1	0.000	0.000
	4	1	1	0.000	0.000
	5	1	0.998	0.000	0.016
	6	1	1	0.000	0.000
	Total	1	1	0.000	0.008
RMR	3	0.095	0.051	0.023	0.025
	4	0.098	0.054	0.029	0.037
	5	0.090	0.045	0.019	0.024
	6	0.089	0.041	0.018	0.020
	Total	0.093	0.048	0.023	0.028

Tabla F2 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Categorías al aplicar el Método ULS

Índice	Número de categorías	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
GFI	3	0.945	0.982	0.029	0.020
	4	0.942	0.978	0.031	0.029
	5	0.951	0.986	0.024	0.015
	6	0.952	0.988	0.023	0.014
	Total	0.948	0.984	0.027	0.021
AGFI	3	0.916	0.969	0.039	0.030
	4	0.908	0.957	0.057	0.072
	5	0.924	0.977	0.032	0.023
	6	0.926	0.979	0.030	0.021
	Total	0.919	0.971	0.041	0.043

Tabla F3

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Grado de Asimetría al aplicar el Método ULS

Índice	Grado asimetría	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
C2	0	0.002	0.140	0.020	0.220
	1	0.001	0.028	0.017	0.105
	2	0.000	0.006	0.009	0.046
	Total	0.001	0.058	0.016	0.155
RMSEA	0	0.143	0.041	0.025	0.029
	1	0.156	0.074	0.030	0.042
	2	0.178	0.117	0.046	0.072
	Total	0.160	0.077	0.038	0.060
NNFI	0	1.040	1.040	0.033	0.033
	1	1.039	1.039	0.032	0.032
	2	1.037	1.036	0.029	0.035
	Total	1.039	1.038	0.032	0.034
CFI	0	1	1	0.000	0.000
	1	1	1	0.000	0.000
	2	1	0.999	0.000	0.014
	Total	1	1	0.000	0.008
RMR	0	0.085	0.036	0.015	0.016
	1	0.092	0.047	0.022	0.027
	2	1.101	0.061	0.026	0.032
	Total	0.093	0.048	0.023	0.028

Nota. 0= Distribución de respuestas simétrica; 1=Distribución de respuestas con asimetría moderada; 2=Distribución de respuestas con asimetría severa.

Tabla F3 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Grado de Asimetría al aplicar el Método ULS

Índice	Grado asimetría	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
GFI	0	0.956	0.992	0.019	0.010
	1	0.949	0.984	0.025	0.021
	2	0.939	0.975	0.032	0.026
	Total	0.948	0.984	0.027	0.021
AGFI	0	0.932	0.985	0.025	0.014
	1	0.920	0.970	0.041	0.047
	2	0.905	0.956	0.049	0.052
	Total	0.919	0.971	0.041	0.043

Nota. 0=Distribución de respuestas simétrica; 1=Distribución de respuestas con asimetría moderada; 2=Distribución de respuestas con asimetría severa.

Tabla F4

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Tamaño Muestral al aplicar el Método ULS

Índice	Tamaño muestral	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
C2	100	0.004	0.056	0.034	0.151
	150	0.001	0.056	0.018	0.152
	250	0.000	0.057	0.007	0.155
	450	0.000	0.058	0.001	0.156
	650	0.000	0.061	0.000	0.156
	850	0.000	0.060	0.000	0.158
	Total	0.001	0.058	0.016	0.155
RMSEA	100	0.187	0.133	0.058	0.087
	150	0.171	0.106	0.040	0.058
	250	0.158	0.079	0.030	0.042
	450	0.151	0.059	0.025	0.035
	650	0.147	0.046	0.022	0.023
	850	0.145	0.043	0.021	0.029
	Total	0.160	0.077	0.038	0.060
NNFI	100	1.091	1.091	0.026	0.026
	150	1.061	1.061	0.015	0.015
	250	1.037	1.037	0.008	0.008
	450	1.020	1.020	0.005	0.005
	650	1.014	1.014	0.005	0.005
	850	1.011	1.010	0.008	0.027
	Total	1.039	1.038	0.032	0.034
CFI	100	1	1	0.000	0.000
	150	1	1	0.000	0.000
	250	1	1	0.000	0.000
	450	1	1	0.000	0.000
	650	1	1	0.000	0.000
	850	1	0.998	0.000	0.019
	Total	1	1	0.000	0.008

Tabla F4 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Tamaño Muestral al aplicar el Método ULS

Índice	Tamaño muestral	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
RMR	100	0.112	0.075	0.025	0.022
	150	0.104	0.065	0.024	0.026
	250	0.094	0.051	0.021	0.025
	450	0.087	0.039	0.020	0.025
	650	0.082	0.029	0.012	0.008
	850	0.080	0.029	0.012	0.019
	Total	0.093	0.048	0.023	0.028
GFI	100	0.927	0.965	0.036	0.023
	150	0.937	0.973	0.030	0.023
	250	0.947	0.982	0.023	0.020
	450	0.954	0.989	0.020	0.019
	650	0.960	0.995	0.014	0.005
	850	0.961	0.995	0.014	0.011
	Total	0.948	0.984	0.027	0.021
AGFI	100	0.888	0.942	0.048	0.034
	150	0.901	0.952	0.048	0.053
	250	0.917	0.968	0.040	0.050
	450	0.928	0.978	0.037	0.048
	650	0.938	0.991	0.017	0.006
	850	0.940	0.991	0.016	0.014
	Total	0.919	0.971	0.041	0.043

APÉNDICE G
Media y desviación típica
de los índices de bondad de ajuste para RULS

Tabla G1

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Factores al aplicar el Método RULS

Índice	Número de factores	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
C2	2	0.004	0.156	0.034	0.238
	3	0.000	0.075	0.000	0.170
	4	0.000	0.042	0.000	0.127
	5	0.000	0.026	0.000	0.095
	6	0.000	0.044	0.000	0.112
	Total	0.001	0.073	0.017	0.171
C3	2	0.047	0.459	0.135	0.306
	3	0.004	0.494	0.033	0.291
	4	0.003	0.489	0.024	0.293
	5	0.001	0.481	0.017	0.295
	6	0.000	0.485	0.000	0.288
	Total	0.013	0.481	0.071	0.296
C4	2	0.046	0.435	0.126	0.308
	3	0.003	0.383	0.023	0.298
	4	0.000	0.251	0.002	0.281
	5	0.000	0.143	0.000	0.227
	6	0.000	0.072	0.000	0.159
	Total	0.011	0.288	0.065	0.301
RMSEA	2	0.094	0.022	0.036	0.033
	3	0.117	0.013	0.029	0.018
	4	0.096	0.011	0.023	0.015
	5	0.091	0.010	0.020	0.014
	6	0.100	0.008	0.011	0.010
	Total	0.100	0.014	0.029	0.021

Tabla G1 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Factores al aplicar el Método RULS

Índice	Número de factores	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
NNFI	2	0.929	0.994	0.052	0.028
	3	0.879	1	0.062	0.013
	4	0.908	0.999	0.045	0.010
	5	0.911	0.999	0.042	0.010
	6	0.889	1	0.028	0.006
	Total	0.906	0.998	0.053	0.017
CFI	2	0.956	0.994	0.031	0.013
	3	0.909	0.998	0.047	0.006
	4	0.929	0.998	0.035	0.005
	5	0.927	0.998	0.035	0.006
	6	0.904	0.999	0.024	0.003
	Total	0.929	0.997	0.040	0.008
RMR	2	0.080	0.042	0.033	0.038
	3	0.099	0.040	0.016	0.017
	4	0.095	0.043	0.014	0.018
	5	0.097	0.044	0.016	0.018
	6	0.079	0.035	0.008	0.012
	Total	0.092	0.042	0.022	0.024
GFI	2	0.970	0.988	0.030	0.029
	3	0.949	0.991	0.019	0.009
	4	0.946	0.988	0.017	0.011
	5	0.937	0.985	0.022	0.013
	6	0.953	0.991	0.012	0.008
	Total	0.951	0.988	0.025	0.017

Tabla G1 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Factores al aplicar el Método RULS

Índice	Número de factores	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
AGFI	2	0.933	0.967	0.063	0.075
	3	0.916	0.982	0.031	0.016
	4	0.918	0.979	0.026	0.017
	5	0.913	0.977	0.031	0.018
	6	0.940	0.985	0.015	0.010
	Total	0.921	0.977	0.040	0.039

Tabla G2

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Categorías al aplicar el Método RULS

Índice	Número de categorías	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
C2	3	0.001	0.027	0.014	0.103
	4	0.001	0.052	0.017	0.143
	5	0.001	0.089	0.017	0.184
	6	0.001	0.120	0.018	0.213
	Total	0.001	0.073	0.017	0.171
C3	3	0.017	0.484	0.080	0.295
	4	0.011	0.458	0.066	0.306
	5	0.012	0.488	0.068	0.292
	6	0.013	0.493	0.070	0.290
	Total	0.013	0.481	0.071	0.296
C4	3	0.015	0.296	0.075	0.301
	4	0.009	0.264	0.058	0.296
	5	0.010	0.294	0.061	0.301
	6	0.012	0.297	0.065	0.303
	Total	0.011	0.288	0.065	0.301
RMSEA	3	0.089	0.012	0.025	0.018
	4	0.099	0.018	0.027	0.029
	5	0.103	0.012	0.029	0.018
	6	0.106	0.012	0.030	0.018
	Total	0.100	0.014	0.029	0.021
NNFI	3	0.926	0.999	0.040	0.013
	4	0.907	0.994	0.048	0.024
	5	0.899	0.999	0.055	0.013
	6	0.891	1	0.059	0.013
	Total	0.906	0.998	0.053	0.017

Tabla G2 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Número de Categorías al aplicar el Método RULS

Índice	Número de categorías	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
CFI	3	0.944	0.998	0.031	0.007
	4	0.930	0.995	0.037	0.012
	5	0.923	0.998	0.043	0.006
	6	0.918	0.998	0.045	0.006
	Total	0.929	0.997	0.040	0.008
RMR	3	0.092	0.044	0.020	0.019
	4	0.098	0.049	0.029	0.036
	5	0.089	0.038	0.019	0.017
	6	0.089	0.037	0.019	0.016
	Total	0.092	0.042	0.022	0.024
GFI	3	0.951	0.988	0.024	0.013
	4	0.945	0.983	0.030	0.028
	5	0.954	0.991	0.023	0.010
	6	0.954	0.992	0.022	0.009
	Total	0.951	0.988	0.025	0.017
AGFI	3	0.922	0.978	0.033	0.019
	4	0.909	0.963	0.058	0.072
	5	0.926	0.983	0.031	0.016
	6	0.927	0.984	0.031	0.014
	Total	0.921	0.977	0.040	0.039

Tabla G3

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Grado de Asimetría al aplicar el Método RULS

Índice	Grado asimetría	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
C2	0	0.002	0.143	0.020	0.222
	1	0.001	0.035	0.017	0.116
	2	0	0.008	0.009	0.053
	Total	0.001	0.073	0.017	0.171
C3	0	0.006	0.490	0.044	0.289
	1	0.012	0.475	0.069	0.300
	2	0.023	0.474	0.096	0.302
	Total	0.013	0.481	0.071	0.296
C4	0	0.007	0.260	0.046	0.296
	1	0.012	0.295	0.066	0.303
	2	0.017	0.323	0.082	0.302
	Total	0.011	0.288	0.065	0.301
RMSEA	0	0.117	0.012	0.025	0.018
	1	0.098	0.016	0.023	0.026
	2	0.079	0.013	0.022	0.020
	Total	0.100	0.014	0.029	0.021
NNFI	0	0.870	1	0.053	0.013
	1	0.912	0.997	0.040	0.022
	2	0.945	0.998	0.028	0.013
	Total	0.906	0.998	0.053	0.017
CFI	0	0.901	0.998	0.041	0.006
	1	0.934	0.996	0.030	0.011
	2	0.958	0.998	0.021	0.006
	Total	0.929	0.997	0.040	0.008

Nota. 0= Distribución de respuestas simétrica; 1=Distribución de respuestas con asimetría moderada; 2=Distribución de respuestas con asimetría severa.

Tabla G3 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Grado de Asimetría al aplicar el Método RULS

Índice	Grado asimetría	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
RMR	0	0.085	0.034	0.015	0.015
	1	0.093	0.047	0.023	0.029
	2	0.100	0.047	0.026	0.025
	Total	0.092	0.042	0.022	0.024
GFI	0	0.957	0.992	0.018	0.009
	1	0.950	0.985	0.026	0.021
	2	0.944	0.985	0.030	0.019
	Total	0.951	0.988	0.025	0.017
AGFI	0	0.933	0.986	0.024	0.013
	1	0.919	0.970	0.044	0.051
	2	0.908	0.972	0.049	0.047
	Total	0.921	0.977	0.040	0.039

Nota. 0= Distribución de respuestas simétrica; 1=Distribución de respuestas con asimetría moderada; 2=Distribución de respuestas con asimetría severa.

Tabla G4

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Tamaño Muestral al aplicar el Método RULS

Índice	Tamaño muestral	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
C2	100	0.005	0.093	0.038	0.187
	150	0.002	0.076	0.019	0.174
	250	0.000	0.067	0.007	0.166
	450	0.000	0.067	0.001	0.165
	650	0.000	0.070	0.000	0.167
	850	0.000	0.072	0.000	0.170
	Total	0.001	0.073	0.017	0.171
	C3	100	0.051	0.482	0.140
150		0.025	0.465	0.094	0.301
250		0.008	0.469	0.051	0.301
450		0.002	0.474	0.019	0.299
650		0.000	0.494	0.007	0.290
850		0.000	0.499	0.002	0.291
Total		0.013	0.481	0.071	0.296
C4		100	0.039	0.170	0.123
	150	0.023	0.191	0.089	0.274
	250	0.009	0.231	0.052	0.287
	450	0.002	0.306	0.021	0.297
	650	0.001	0.368	0.008	0.299
	850	0.000	0.398	0.002	0.298
	Total	0.011	0.288	0.065	0.301
	RMSEA	100	0.100	0.022	0.038
150		0.098	0.020	0.032	0.027
250		0.099	0.016	0.028	0.024
450		0.100	0.013	0.025	0.022
650		0.100	0.008	0.024	0.011
850		0.100	0.007	0.024	0.009
Total		0.100	0.014	0.029	0.021

Tabla G4 (cont.)

Tamaño muestral sobre índices de bondad de ajuste. Método RULS

Índice	Tamaño muestral	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
NNFI	100	0.902	0.999	0.069	0.027
	150	0.905	0.997	0.059	0.023
	250	0.906	0.997	0.051	0.018
	450	0.906	0.997	0.046	0.016
	650	0.907	1	0.045	0.004
	850	0.907	1	0.044	0.003
	Total	0.906	0.998	0.053	0.017
CFI	100	0.926	0.993	0.051	0.012
	150	0.928	0.994	0.045	0.011
	250	0.929	0.996	0.040	0.009
	450	0.929	0.998	0.036	0.008
	650	0.929	1	0.036	0.002
	850	0.929	1	0.035	0.001
	Total	0.929	0.997	0.040	0.008
RMR	100	0.106	0.064	0.024	0.016
	150	0.103	0.058	0.025	0.022
	250	0.094	0.050	0.023	0.027
	450	0.088	0.039	0.021	0.026
	650	0.082	0.028	0.013	0.008
	850	0.081	0.024	0.012	0.007
	Total	0.092	0.042	0.022	0.024
GFI	100	0.937	0.977	0.033	0.014
	150	0.939	0.980	0.029	0.018
	250	0.949	0.984	0.024	0.021
	450	0.955	0.989	0.021	0.020
	650	0.961	0.996	0.015	0.005
	850	0.962	0.998	0.014	0.004
	Total	0.951	0.998	0.025	0.017

Tabla G4 (cont.)

Media y Desviación Típica de los Índices de Bondad de Ajuste respecto al Tamaño Muestral al aplicar el Método RULS

Índice	Tamaño muestral	Media		Desviación típica	
		Modelos mal especificados	Modelos bien especificados	Modelos mal especificados	Modelos bien especificados
AGFI	100	0.898	0.959	0.045	0.021
	150	0.903	0.963	0.050	0.044
	250	0.917	0.968	0.043	0.054
	450	0.927	0.978	0.039	0.052
	650	0.938	0.991	0.018	0.006
	850	0.940	0.994	0.016	0.005
	Total	0.921	0.977	0.040	0.039

APÉNDICE H
Resultados del MANOVA para ML. Efectos principales y de interacción

Tabla H1

MANOVA para Modelos Mal Especificados. Método ML

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
Modelo corregido	C1	379.339 ^a	358	1.060	276.651	.000	.353
	C2	377.783 ^b	358	1.055	266.262	.000	.345
	RMSEA	93.569 ^c	358	.261	821.151	.000	.619
	NNFI	259.017 ^d	358	.724	275.295	.000	.352
	CFI	161.225 ^e	358	.450	345.552	.000	.406
	RMR	46.396 ^f	358	.130	1652.360	.000	.766
	GFI	381.641 ^g	358	1.066	4256.304	.000	.894
	AGFI	564.720 ^h	358	1.577	2260.408	.000	.817
factores	C1	77.502	4	19.376	5058.732	.000	.100
	C2	71.132	4	17.783	4486.971	.000	.090
	RMSEA	21.034	4	5.258	16520.848	.000	.267*
	NNFI	56.204	4	14.051	5346.404	.000	.106
	CFI	46.928	4	11.732	9001.869	.000	.166*
	RMR	6.421	4	1.605	20465.522	.000	.311*
	GFI	190.345	4	47.586	189995.098	.000	.808*
	AGFI	146.830	4	36.707	52600.594	.000	.537*
categorías	C1	2.313	3	.771	201.302	.000	.003
	C2	2.328	3	.776	195.811	.000	.003
	RMSEA	4.637	3	1.546	4855.752	.000	.074
	NNFI	4.076	3	1.359	517.029	.000	.008
	CFI	1.896	3	.632	484.888	.000	.008
	RMR	1.287	3	.429	5469.776	.000	.083
	GFI	6.587	3	2.196	8766.121	.000	.127
	AGFI	16.341	3	5.447	7805.189	.000	.114

Nota. ^aR cuadrado = .353 (R cuadrado corregida = .352). ^bR cuadrado = .345 (R cuadrado corregida = .344). ^cR cuadrado = .619 (R cuadrado corregida = .618). ^dR cuadrado = .352 (R cuadrado corregida = .351). ^eR cuadrado = .406 (R cuadrado corregida = .405). ^fR cuadrado = .766 (R cuadrado corregida = .765). ^gR cuadrado = .894 (R cuadrado corregida = .894). ^hR cuadrado = .817 (R cuadrado corregida = .817).

*Tamaño del efecto igual o superior a 0.14, suficientemente grande según Cohen (1988).

Tabla H1 (cont.)

MANOVA para Modelos Mal Especificados. Método ML

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
simetría	C1	15.999	2	8.000	2088.642	.000	.023
	C2	18.125	2	9.063	2286.699	.000	.025
	RMSEA	51.927	2	25.963	81570.791	.000	.474*
	NNFI	1.139	2	.570	216.718	.000	.002
	CFI	.859	2	.430	329.657	.000	.004
	RMR	7.406	2	3.703	47214.308	.000	.343*
	GFI	79.908	2	39.954	159521.408	.000	.638*
	AGFI	187.276	2	93.638	134180.495	.000	.597*
muestra	C1	82.902	5	16.580	4328.959	.000	.107
	C2	89.658	5	17.932	4524.479	.000	.111
	RMSEA	1.549	5	.310	973.230	.000	.026
	NNFI	5.628	5	1.126	428.292	.000	.012
	CFI	3.831	5	.766	587.979	.000	.016
	RMR	11.643	5	2.329	29688.305	.000	.450*
	GFI	69.341	5	13.868	55370.608	.000	.604*
	AGFI	155.745	5	31.149	44635.670	.000	.552*
factores * categorías	C1	5.256	12	.438	114.354	.000	.008
	C2	4.955	12	.413	104.184	.000	.007
	RMSEA	2.598	12	.216	680.156	.000	.043
	NNFI	32.119	12	2.677	1018.442	.000	.063
	CFI	16.919	12	1.410	1081.815	.000	.067
	RMR	3.993	12	.333	4242.992	.000	.219*
	GFI	1.945	12	.162	647.302	.000	.041
	AGFI	5.285	12	.440	631.059	.000	.040
factores * simetría	C1	12.637	8	1.580	412.419	.000	.018
	C2	11.729	8	1.466	369.942	.000	.016
	RMSEA	2.265	8	.283	889.321	.000	.038
	NNFI	8.325	8	1.041	395.954	.000	.017
	CFI	5.392	8	.674	517.147	.000	.022
	RMR	1.979	8	.247	3154.793	.000	.122
	GFI	9.964	8	1.246	4973.082	.000	.180*
	AGFI	14.023	8	1.753	2511.856	.000	.100
categorías * simetría	C1	.925	6	.154	40.273	.000	.001
	C2	.910	6	.152	38.285	.000	.001
	RMSEA	1.314	6	.219	688.032	.000	.022
	NNFI	4.021	6	.670	255.027	.000	.008
	CFI	2.396	6	.399	306.380	.000	.010
	RMR	.756	6	.126	1606.786	.000	.051
	GFI	3.392	6	.565	2257.455	.000	.070
	AGFI	7.893	6	1.316	1885.100	.000	.059

Tabla H1 (cont.)

MANOVA para Modelos Mal Especificados. Método ML

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
factores * categorías * simetría	C1	2.762	24	.115	30.048	.000	.004
	C2	2.594	24	.108	27.273	.000	.004
	RMSEA	1.299	24	.054	170.017	.000	.022
	NNFI	21.669	24	.903	343.544	.000	.044
	CFI	12.460	24	.519	398.356	.000	.050
	RMR	1.977	24	.082	1050.057	.000	.122
	GFI	1.355	24	.056	225.407	.000	.029
	AGFI	2.941	24	.123	175.624	.000	.023
factores * muestra	C1	117.849	20	5.892	1538.450	.000	.145*
	C2	110.065	20	5.503	1388.575	.000	.133
	RMSEA	1.006	20	.050	157.983	.000	.017
	NNFI	14.418	20	.721	274.304	.000	.029
	CFI	7.344	20	.367	281.735	.000	.030
	RMR	1.813	20	.091	1155.669	.000	.113
	GFI	12.817	20	.641	2558.766	.000	.220*
	AGFI	13.153	20	.658	942.428	.000	.094
categorías * muestra	C1	3.546	15	.236	61.715	.000	.005
	C2	3.830	15	.255	64.423	.000	.005
	RMSEA	.708	15	.047	148.274	.000	.012
	NNFI	9.990	15	.666	253.422	.000	.021
	CFI	5.387	15	.359	275.561	.000	.022
	RMR	1.062	15	.071	902.398	.000	.070
	GFI	.584	15	.039	155.456	.000	.013
	AGFI	1.696	15	.113	161.995	.000	.013
factores * categorías * muestra	C1	10.049	60	.167	43.727	.000	.014
	C2	9.405	60	.157	39.551	.000	.013
	RMSEA	2.798	60	.047	146.512	.000	.046
	NNFI	41.199	60	.687	261.267	.000	.080
	CFI	22.421	60	.374	286.722	.000	.087
	RMR	3.991	60	.067	848.098	.000	.219*
	GFI	2.188	60	.036	145.580	.000	.046
	AGFI	6.047	60	.101	144.425	.000	.046
simetría * muestra	C1	27.543	10	2.754	719.104	.000	.038
	C2	34.505	10	3.450	870.626	.000	.046
	RMSEA	.194	10	.019	60.942	.000	.003
	NNFI	3.065	10	.307	116.634	.000	.006
	CFI	1.612	10	.161	123.676	.000	.007
	RMR	.474	10	.047	604.763	.000	.032
	GFI	.515	10	.051	205.497	.000	.011
	AGFI	1.137	10	.114	162.889	.000	.009

Tabla H1 (cont.)

MANOVA para Modelos Mal Especificados. Método ML

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
factores * simetría * muestra	C1	13.665	40	.342	89.195	.000	.019
	C2	12.396	40	.310	78.192	.000	.017
	RMSEA	.532	40	.013	41.790	.000	.009
	NNFI	12.845	40	.321	122.183	.000	.026
	CFI	7.370	40	.184	141.377	.000	.030
	RMR	.809	40	.020	257.981	.000	.054
	GFI	.946	40	.024	94.463	.000	.020
	AGFI	2.064	40	.052	73.957	.000	.016
categorías * simetría * muestra	C1	1.226	30	.041	10.668	.000	.002
	C2	1.261	30	.042	10.602	.000	.002
	RMSEA	.405	30	.013	42.380	.000	.007
	NNFI	9.575	30	.319	121.447	.000	.020
	CFI	5.875	30	.196	150.266	.000	.024
	RMR	.577	30	.019	245.234	.000	.039
	GFI	.770	30	.026	102.480	.000	.017
	AGFI	1.587	30	.053	75.806	.000	.012
factores * categorías * simetría * muestra	C1	5.198	119	.044	11.404	.000	.007
	C2	4.960	119	.042	10.516	.000	.007
	RMSEA	1.510	119	.013	39.876	.000	.026
	NNFI	34.762	119	.292	111.150	.000	.068
	CFI	21.698	119	.182	139.906	.000	.084
	RMR	2.203	119	.019	236.056	.000	.134
	GFI	2.508	119	.021	84.132	.000	.052
	AGFI	5.300	119	.045	63.826	.000	.040
Error	C1	693.772	181136	.004			
	C2	717.885	181136	.004			
	RMSEA	57.654	181136	.000			
	NNFI	476.049	181136	.003			
	CFI	236.070	181136	.001			
	RMR	14.207	181136	7.84E-005			
	GFI	45.367	181136	.000			
	AGFI	126.406	181136	.001			
Total	C1	1116.600	181495				
	C2	1139.658	181495				
	RMSEA	1708.603	181495				
	NNFI	136733.955	181495				
	CFI	146389.147	181495				
	RMR	1018.094	181495				
	GFI	147719.956	181495				
	AGFI	131714.729	181495				

Tabla H2

MANOVA para Modelos Bien Especificados. Método ML

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
Modelo corregido	C1	3837.437 ^a	357	10.749	159.797	.000	.240
	C2	4515.269 ^b	357	12.648	185.110	.000	.268
	RMSEA	63.092 ^c	357	.177	541.606	.000	.517
	NNFI	447.052 ^d	357	1.252	1036.026	.000	.672
	CFI	155.032 ^e	357	.434	1508.251	.000	.749
	RMR	61.392 ^f	357	.172	4410.349	.000	.897
	GFI	164.637 ^g	357	.461	6076.538	.000	.923
	AGFI	368.363 ^h	357	1.032	4107.501	.000	.890
factores	C1	141.252	4	35.313	524.964	.000	.011
	C2	21.130	4	5.283	77.313	.000	.002
	RMSEA	8.347	4	2.087	6395.344	.000	.124
	NNFI	21.650	4	5.412	4477.926	.000	.090
	CFI	6.345	4	1.586	5508.815	.000	.109
	RMR	.749	4	.187	4801.495	.000	.096
	GFI	38.947	4	9.737	128295.338	.000	.740*
	AGFI	34.813	4	8.703	34645.574	.000	.434*
categorías	C1	21.055	3	7.018	104.334	.000	.002
	C2	20.761	3	6.920	101.284	.000	.002
	RMSEA	1.602	3	.534	1636.090	.000	.026
	NNFI	13.277	3	4.426	3661.561	.000	.057
	CFI	3.790	3	1.263	4387.332	.000	.068
	RMR	1.225	3	.408	10476.432	.000	.148*
	GFI	.253	3	.084	1111.453	.000	.018
	AGFI	2.008	3	.669	2664.498	.000	.042
simetría	C1	2072.911	2	1036.456	15407.955	.000	.146*
	C2	2380.563	2	1190.282	17420.604	.000	.162*
	RMSEA	12.120	2	6.060	18571.357	.000	.171*
	NNFI	38.131	2	19.065	15773.418	.000	.149*
	CFI	18.860	2	9.430	32751.018	.000	.266*
	RMR	5.055	2	2.527	64817.841	.000	.418*
	GFI	2.311	2	1.155	15222.342	.000	.144*
	AGFI	6.566	2	3.283	13069.486	.000	.126

Nota. ^aR cuadrado = .240 (R cuadrado corregida = .239). ^bR cuadrado = .268 (R cuadrado corregida = .266). ^cR cuadrado = .517 (R cuadrado corregida = .516). ^dR cuadrado = .672 (R cuadrado corregida = .671). ^eR cuadrado = .749 (R cuadrado corregida = .748). ^fR cuadrado = .897 (R cuadrado corregida = .897). ^gR cuadrado = .923 (R cuadrado corregida = .923). ^hR cuadrado = .890 (R cuadrado corregida = .890).

*Tamaño del efecto igual o superior a 0.14, suficientemente grande según Cohen (1988).

Tabla H2 (cont.)

MANOVA para Modelos Bien Especificados. Método ML

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
muestra	C1	395.861	5	79.172	1176.974	.000	.032
	C2	879.016	5	175.803	2573.002	.000	.066
	RMSEA	1.065	5	.213	652.514	.000	.018
	NNFI	5.858	5	1.172	969.266	.000	.026
	CFI	5.352	5	1.070	3717.837	.000	.093
	RMR	30.053	5	6.011	154150.436	.000	.810*
	GFI	89.814	5	17.963	236685.099	.000	.868*
	AGFI	242.916	5	48.583	193399.667	.000	.843*
factores * categorías	C1	84.694	12	7.058	104.922	.000	.007
	C2	86.943	12	7.245	106.039	.000	.007
	RMSEA	8.467	12	.706	2162.293	.000	.126
	NNFI	72.834	12	6.070	5021.536	.000	.250*
	CFI	21.509	12	1.792	6225.222	.000	.293*
	RMR	5.447	12	.454	11641.939	.000	.436*
	GFI	2.192	12	.183	2407.070	.000	.138
	AGFI	11.292	12	.941	3746.025	.000	.199*
factores * simetría	C1	9.743	8	1.218	18.105	.000	.001
	C2	19.543	8	2.443	35.753	.000	.002
	RMSEA	1.963	8	.245	752.024	.000	.032
	NNFI	14.227	8	1.778	1471.310	.000	.061
	CFI	4.277	8	.535	1856.877	.000	.076
	RMR	.951	8	.119	3047.141	.000	.119
	GFI	.656	8	.082	1081.182	.000	.046
	AGFI	2.095	8	.262	1042.524	.000	.044
categorías * simetría	C1	17.164	6	2.861	42.527	.000	.001
	C2	17.837	6	2.973	43.510	.000	.001
	RMSEA	.912	6	.152	465.876	.000	.015
	NNFI	7.512	6	1.252	1035.819	.000	.033
	CFI	2.368	6	.395	1370.822	.000	.044
	RMR	.630	6	.105	2692.810	.000	.082
	GFI	.259	6	.043	568.775	.000	.019
	AGFI	1.115	6	.186	739.571	.000	.024

Tabla H2 (cont.)

MANOVA para Modelos Bien Especificados. Método ML

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
factores * categorías * simetría	C1	55.045	24	2.294	34.096	.000	.005
	C2	57.375	24	2.391	34.988	.000	.005
	RMSEA	4.668	24	.194	596.037	.000	.073
	NNFI	44.028	24	1.835	1517.748	.000	.168*
	CFI	15.087	24	.629	2183.336	.000	.225*
	RMR	2.902	24	.121	3101.349	.000	.292*
	GFI	1.849	24	.077	1015.165	.000	.119
	AGFI	6.375	24	.266	1057.428	.000	.123
factores * muestra	C1	105.407	20	5.270	78.349	.000	.009
	C2	57.004	20	2.850	41.715	.000	.005
	RMSEA	2.923	20	.146	447.866	.000	.047
	NNFI	28.828	20	1.441	1192.500	.000	.117
	CFI	8.170	20	.408	1418.756	.000	.136
	RMR	2.207	20	.110	2830.171	.000	.239*
	GFI	17.534	20	.877	11551.940	.000	.561*
	AGFI	24.237	20	1.212	4824.183	.000	.348*
categorías * muestra	C1	22.225	15	1.482	22.027	.000	.002
	C2	23.214	15	1.548	22.650	.000	.002
	RMSEA	2.254	15	.150	460.466	.000	.037
	NNFI	21.758	15	1.451	1200.094	.000	.091
	CFI	6.783	15	.452	1570.455	.000	.115
	RMR	1.445	15	.096	2470.551	.000	.170*
	GFI	.626	15	.042	549.503	.000	.044
	AGFI	3.370	15	.225	894.419	.000	.069
factores * categorías * muestra	C1	102.970	60	1.716	25.513	.000	.008
	C2	107.718	60	1.795	26.275	.000	.009
	RMSEA	8.718	60	.145	445.294	.000	.129
	NNFI	82.942	60	1.382	1143.683	.000	.275*
	CFI	25.864	60	.431	1497.134	.000	.332*
	RMR	5.441	60	.091	2325.765	.000	.436*
	GFI	2.334	60	.039	512.594	.000	.145*
	AGFI	12.322	60	.205	817.496	.000	.214*
simetría * muestra	C1	630.310	10	63.031	937.019	.000	.049
	C2	618.948	10	61.895	905.874	.000	.048
	RMSEA	1.907	10	.191	584.497	.000	.031
	NNFI	5.529	10	.553	457.426	.000	.025
	CFI	1.908	10	.191	662.707	.000	.035
	RMR	.265	10	.027	679.714	.000	.036
	GFI	.348	10	.035	458.590	.000	.025
	AGFI	1.020	10	.102	405.865	.000	.022

Tabla H2 (cont.)

MANOVA para Modelos Bien Especificados. Método ML

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
factores * simetría * muestra	C1	49.212	40	1.230	18.290	.000	.004
	C2	55.412	40	1.385	20.275	.000	.004
	RMSEA	1.698	40	.042	130.100	.000	.028
	NNFI	19.900	40	.498	411.603	.000	.084
	CFI	7.578	40	.189	657.952	.000	.127
	RMR	1.007	40	.025	645.533	.000	.125
	GFI	.712	40	.018	234.604	.000	.049
	AGFI	2.854	40	.071	284.011	.000	.059
categorías * simetría * muestra	C1	21.097	30	.703	10.454	.000	.002
	C2	23.140	30	.771	11.289	.000	.002
	RMSEA	1.362	30	.045	139.152	.000	.023
	NNFI	15.088	30	.503	416.095	.000	.065
	CFI	5.918	30	.197	685.081	.000	.102
	RMR	.810	30	.027	692.409	.000	.103
	GFI	.609	30	.020	267.358	.000	.043
	AGFI	2.211	30	.074	293.375	.000	.046
factores * categorías * simetría * muestra	C1	74.843	118	.634	9.429	.000	.006
	C2	83.074	118	.704	10.304	.000	.007
	RMSEA	5.081	118	.043	131.967	.000	.079
	NNFI	56.974	118	.483	399.462	.000	.207*
	CFI	22.434	118	.190	660.311	.000	.301*
	RMR	3.031	118	.026	658.666	.000	.301*
	GFI	2.237	118	.019	249.776	.000	.140*
	AGFI	8.176	118	.069	275.811	.000	.153*
Error	C1	12151.010	180637	.067			
	C2	12342.218	180637	.068			
	RMSEA	58.942	180637	.000			
	NNFI	218.336	180637	.001			
	CFI	52.010	180637	.000			
	RMR	7.043	180637	3.90E-005			
	GFI	13.709	180637	7.59E-005			
	AGFI	45.377	180637	.000			
Total	C1	35436.204	180995				
	C2	39475.699	180995				
	RMSEA	204.413	180995				
	NNFI	175219.227	180995				
	CFI	175959.978	180995				
	RMR	350.513	180995				
	GFI	168158.424	180995				
	AGFI	160201.550	180995				

APÉNDICE I

Resultados del MANOVA para RML. Efectos principales y de interacción

Tabla II

MANOVA para Modelos Mal Especificados. Método RML

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
Modelo corregido	C1	372.674 ^a	307	1.214	274.635	.000	.354
	C2	371.840 ^b	307	1.211	262.170	.000	.344
	C3	11546.606 ^c	307	37.611	2257.544	.000	.819
	C4	3835.576 ^d	307	12.494	811.978	.000	.619
	RMSEA	213.851 ^e	307	.697	2582.498	.000	.838
	NNFI	699.491 ^f	307	2.278	1552.747	.000	.756
	CFI	233.039 ^g	307	.759	1504.890	.000	.750
	RMR	40.577 ^h	307	.132	1526.739	.000	.753
	GFI	302.169 ⁱ	307	.984	3789.599	.000	.883
AGFI	467.739 ^j	307	1.524	1995.339	.000	.799	
factores	C1	68.824	4	17.206	3892.655	.000	.092
	C2	63.017	4	15.754	3410.071	.000	.082
	C3	97.743	4	24.436	1466.718	.000	.037
	C4	633.697	4	158.424	10296.128	.000	.211*
	RMSEA	12.809	4	3.202	11871.722	.000	.236*
	NNFI	47.577	4	11.894	8105.838	.000	.174*
	CFI	25.575	4	6.394	12675.731	.000	.248*
	RMR	6.395	4	1.599	18467.549	.000	.325*
	GFI	133.612	4	33.403	128608.005	.000	.770*
AGFI	117.222	4	29.306	38379.648	.000	.500*	
categorías	C1	2.515	3	.838	189.669	.000	.004
	C2	2.469	3	.823	178.156	.000	.003
	C3	322.340	3	107.447	6449.299	.000	.112
	C4	153.837	3	51.279	3332.662	.000	.061
	RMSEA	17.324	3	5.775	21409.063	.000	.295*
	NNFI	54.045	3	18.015	12277.050	.000	.193*
	CFI	19.845	3	6.615	13114.469	.000	.204*
	RMR	1.484	3	.495	5715.417	.000	.100
	GFI	6.373	3	2.124	8179.341	.000	.138
AGFI	15.124	3	5.041	6602.311	.000	.114	

Nota. ^aR cuadrado = .354 (R cuadrado corregida = .353). ^bR cuadrado = .344 (R cuadrado corregida = .342). ^cR cuadrado = .819 (R cuadrado corregida = .818). ^dR cuadrado = .619 (R cuadrado corregida = .618). ^eR cuadrado = .838 (R cuadrado corregida = .837). ^fR cuadrado = .756 (R cuadrado corregida = .756). ^gR cuadrado = .750 (R cuadrado corregida = .750). ^hR cuadrado = .753 (R cuadrado corregida = .753). ⁱR cuadrado = .883 (R cuadrado corregida = .883). ^jR cuadrado = .799 (R cuadrado corregida = .799)

*Tamaño del efecto igual o superior a 0.14, suficientemente grande según Cohen (1988).

Tabla II (cont.)

MANOVA para Modelos Mal Especificados. Método RML

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
simetría	C1	11.950	2	5.975	1351.819	.000	.017
	C2	13.316	2	6.658	1441.180	.000	.018
	C3	2103.512	2	1051.756	63129.927	.000	.451*
	C4	432.197	2	216.098	14044.413	.000	.155*
	RMSEA	93.772	2	46.886	173825.391	.000	.693*
	NNFI	246.153	2	123.077	83875.117	.000	.522*
	CFI	87.031	2	43.515	86269.442	.000	.529*
	RMR	4.234	2	2.117	24453.136	.000	.241*
	GFI	40.554	2	20.277	78070.435	.000	.504*
	AGFI	100.042	2	50.021	65509.321	.000	.460*
muestra	C1	91.531	5	18.306	4141.577	.000	.119
	C2	98.008	5	19.602	4242.831	.000	.121
	C3	3771.109	5	754.222	45270.911	.000	.596*
	C4	620.475	5	124.095	8065.036	.000	.208*
	RMSEA	17.766	5	3.553	13173.090	.000	.300*
	NNFI	104.155	5	20.831	14196.020	.000	.316*
	CFI	12.993	5	2.599	5151.561	.000	.144*
	RMR	8.204	5	1.641	18953.186	.000	.381*
	GFI	42.662	5	8.532	32851.235	.000	.517*
	AGFI	105.149	5	21.030	27541.373	.000	.473*
factores * categorías	C1	4.663	12	.389	87.904	.000	.007
	C2	4.424	12	.369	79.805	.000	.006
	C3	56.030	12	4.669	280.257	.000	.021
	C4	98.951	12	8.246	535.906	.000	.040
	RMSEA	1.791	12	.149	553.429	.000	.041
	NNFI	6.308	12	.526	358.232	.000	.027
	CFI	3.186	12	.265	526.282	.000	.039
	RMR	3.605	12	.300	3470.526	.000	.213*
	GFI	1.906	12	.159	611.416	.000	.046
	AGFI	4.766	12	.397	520.111	.000	.039
factores * simetría	C1	10.527	7	1.504	340.231	.000	.015
	C2	9.828	7	1.404	303.913	.000	.014
	C3	99.977	7	14.282	857.282	.000	.038
	C4	219.745	7	31.392	2040.206	.000	.085
	RMSEA	2.695	7	.385	1427.546	.000	.061
	NNFI	14.134	7	2.019	1375.988	.000	.059
	CFI	13.544	7	1.935	3835.999	.000	.149*
	RMR	1.747	7	.250	2883.089	.000	.116
	GFI	8.449	7	1.207	4647.444	.000	.175*
	AGFI	13.594	7	1.942	2543.259	.000	.104

Tabla II (cont.)

MANOVA para Modelos Mal Especificados. Método RML

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
categorías * simetría	C1	1.096	6	.183	41.312	.000	.002
	C2	1.045	6	.174	37.713	.000	.001
	C3	91.938	6	15.323	919.736	.000	.035
	C4	66.974	6	11.162	725.447	.000	.028
	RMSEA	3.072	6	.512	1897.952	.000	.069
	NNFI	2.261	6	.377	256.838	.000	.010
	CFI	4.197	6	.699	1386.708	.000	.051
	RMR	.702	6	.117	1352.198	.000	.050
	GFI	1.642	6	.274	1053.880	.000	.040
	AGFI	4.580	6	.763	999.788	.000	.038
factores * categorías * simetría	C1	2.568	18	.143	32.272	.000	.004
	C2	2.396	18	.133	28.812	.000	.003
	C3	52.796	18	2.933	176.054	.000	.020
	C4	48.114	18	2.673	173.721	.000	.020
	RMSEA	.893	18	.050	183.990	.000	.021
	NNFI	3.033	18	.168	114.823	.000	.013
	CFI	1.334	18	.074	146.937	.000	.017
	RMR	1.818	18	.101	1166.477	.000	.120
	GFI	.832	18	.046	177.934	.000	.020
	AGFI	2.483	18	.138	180.658	.000	.021
factores * muestra	C1	103.182	19	5.431	1228.618	.000	.132
	C2	96.187	19	5.062	1095.790	.000	.119
	C3	72.946	19	3.839	230.447	.000	.028
	C4	483.394	19	25.442	1653.483	.000	.170*
	RMSEA	.478	19	.025	93.307	.000	.011
	NNFI	3.097	19	.163	111.080	.000	.014
	CFI	2.181	19	.115	227.586	.000	.027
	RMR	1.393	19	.073	846.637	.000	.095
	GFI	7.112	19	.374	1441.275	.000	.151*
	AGFI	7.847	19	.413	540.859	.000	.063
categorías * muestra	C1	4.095	15	.273	61.759	.000	.006
	C2	4.318	15	.288	62.317	.000	.006
	C3	194.634	15	12.976	778.838	.000	.071
	C4	73.294	15	4.886	317.563	.000	.030
	RMSEA	.788	15	.053	194.852	.000	.019
	NNFI	7.278	15	.485	330.638	.000	.031
	CFI	.768	15	.051	101.500	.000	.010
	RMR	1.234	15	.082	950.043	.000	.085
	GFI	.588	15	.039	150.972	.000	.015
	AGFI	1.828	15	.122	159.634	.000	.015

Tabla II (cont.)

MANOVA para Modelos Mal Especificados. Método RML

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
factores * categorías * muestra	C1	9.232	57	.162	36.643	.000	.013
	C2	8.636	57	.152	32.794	.000	.012
	C3	91.288	57	1.602	96.130	.000	.034
	C4	97.692	57	1.714	111.388	.000	.040
	RMSEA	2.029	57	.036	131.947	.000	.047
	NNFI	6.638	57	.116	79.365	.000	.029
	CFI	2.282	57	.040	79.357	.000	.029
	RMR	3.614	57	.063	732.352	.000	.214*
	GFI	1.537	57	.027	103.806	.000	.037
	AGFI	4.941	57	.087	113.521	.000	.040
simetría * muestra	C1	29.767	10	2.977	673.447	.000	.042
	C2	36.097	10	3.610	781.333	.000	.048
	C3	2500.618	10	250.062	15009.543	.000	.494*
	C4	285.249	10	28.525	1853.855	.000	.108
	RMSEA	2.775	10	.277	1028.798	.000	.063
	NNFI	52.275	10	5.228	3562.499	.000	.188*
	CFI	1.824	10	.182	361.551	.000	.023
	RMR	.461	10	.046	532.509	.000	.033
	GFI	.234	10	.023	90.261	.000	.006
	AGFI	.589	10	.059	77.088	.000	.005
factores * simetría * muestra	C1	10.645	30	.355	80.277	.000	.015
	C2	9.781	30	.326	70.568	.000	.014
	C3	255.096	30	8.503	510.390	.000	.091
	C4	145.058	30	4.835	314.248	.000	.058
	RMSEA	.698	30	.023	86.226	.000	.017
	NNFI	1.781	30	.059	40.466	.000	.008
	CFI	1.021	30	.034	67.441	.000	.013
	RMR	.706	30	.024	271.845	.000	.050
	GFI	.586	30	.020	75.239	.000	.014
	AGFI	1.578	30	.053	68.896	.000	.013
categorías * simetría * muestra	C1	1.435	30	.048	10.822	.000	.002
	C2	1.405	30	.047	10.140	.000	.002
	C3	212.890	30	7.096	425.945	.000	.077
	C4	40.180	30	1.339	87.044	.000	.017
	RMSEA	1.203	30	.040	148.715	.000	.028
	NNFI	1.187	30	.040	26.973	.000	.005
	CFI	1.287	30	.043	85.033	.000	.016
	RMR	.639	30	.021	246.055	.000	.046
	GFI	.506	30	.017	64.914	.000	.013
	AGFI	1.293	30	.043	56.461	.000	.011

Tabla II (cont.)

MANOVA para Modelos Mal Especificados. Método RML

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
factores * categorías * simetría * muestra	C1	4.933	89	.055	12.540	.000	.007
	C2	4.676	89	.053	11.372	.000	.007
	C3	140.102	89	1.574	94.487	.000	.052
	C4	73.140	89	.822	53.409	.000	.030
	RMSEA	1.197	89	.013	49.871	.000	.028
	NNFI	3.519	89	.040	26.949	.000	.015
	CFI	1.526	89	.017	34.001	.000	.019
	RMR	1.877	89	.021	243.654	.000	.124
	GFI	1.409	89	.016	60.947	.000	.034
	AGFI	3.590	89	.040	52.822	.000	.030
Error	C1	679.257	153674	.004			
	C2	709.962	153674	.005			
	C3	2560.237	153674	.017			
	C4	2364.549	153674	.015			
	RMSEA	41.451	153674	.000			
	NNFI	225.498	153674	.001			
	CFI	77.515	153674	.001			
	RMR	13.304	153674	8.66E-005			
	GFI	39.913	153674	.000			
	AGFI	117.341	153674	.001			
Total	C1	1100.254	153982				
	C2	1130.356	153982				
	C3	17795.915	153982				
	C4	7184.223	153982				
	RMSEA	862.233	153982				
	NNFI	136233.180	153982				
	CFI	137992.940	153982				
	RMR	878.193	153982				
	GFI	126740.560	153982				
	AGFI	112489.622	153982				

Tabla I2

MANOVA para Modelos Bien Especificados. Método RML

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
Modelo corregido	C1	3239.672 ^a	308	10.518	151.591	.000	.232
	C2	3744.946 ^b	308	12.159	174.419	.000	.258
	C3	5438.120 ^c	308	17.656	491.691	.000	.496
	C4	11259.062 ^d	308	36.555	616.638	.000	.552
	RMSEA	26.341 ^e	308	.086	1095.726	.000	.686
	NNFI	319.474 ^f	308	1.037	1465.207	.000	.745
	CFI	13.381 ^g	308	.043	1905.500	.000	.792
	RMR	53.293 ^h	308	.173	4003.706	.000	.889
	GFI	95.390 ⁱ	308	.310	4117.692	.000	.892
AGFI	250.592 ^j	308	.814	3040.402	.000	.859	
factores	C1	55.486	4	13.871	199.914	.000	.005
	C2	8.272	4	2.068	29.666	.000	.001
	C3	2244.966	4	561.241	15629.454	.000	.289*
	C4	845.134	4	211.283	3564.056	.000	.085
	RMSEA	4.262	4	1.065	13651.001	.000	.262*
	NNFI	13.225	4	3.306	4670.508	.000	.108
	CFI	1.173	4	.293	12862.397	.000	.250*
	RMR	.442	4	.110	2556.583	.000	.062
	GFI	18.740	4	4.685	62290.329	.000	.618*
AGFI	15.285	4	3.821	14279.946	.000	.270*	
categorías	C1	23.985	3	7.995	115.225	.000	.002
	C2	24.363	3	8.121	116.495	.000	.002
	C3	635.544	3	211.848	5899.540	.000	.103
	C4	1283.688	3	427.896	7218.009	.000	.123
	RMSEA	1.240	3	.413	5294.058	.000	.093
	NNFI	13.144	3	4.381	6188.980	.000	.107
	CFI	.669	3	.223	9780.709	.000	.160*
	RMR	1.517	3	.506	11698.087	.000	.185*
	GFI	.409	3	.136	1814.733	.000	.034
AGFI	2.861	3	.954	3563.624	.000	.065	

Nota. ^aR cuadrado = .232 (R cuadrado corregida = .231). ^bR cuadrado = .258 (R cuadrado corregida = .257). ^cR cuadrado = .496 (R cuadrado corregida = .495). ^dR cuadrado = .552 (R cuadrado corregida = .551). ^eR cuadrado = .686 (R cuadrado corregida = .686). ^fR cuadrado = .745 (R cuadrado corregida = .745). ^gR cuadrado = .792 (R cuadrado corregida = .792). ^hR cuadrado = .889 (R cuadrado corregida = .889). ⁱR cuadrado = .892 (R cuadrado corregida = .891). ^jR cuadrado = .859 (R cuadrado corregida = .858)

*Tamaño del efecto igual o superior a 0.14, suficientemente grande según Cohen (1988).

Tabla I2 (cont.)

MANOVA para Modelos Bien Especificados. Método RML

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
simetría	C1	1142.712	2	571.356	8234.378	.000	.097
	C2	1281.578	2	640.789	9192.104	.000	.107
	C3	231.690	2	115.845	3226.047	.000	.040
	C4	487.070	2	243.535	4108.096	.000	.051
	RMSEA	.024	2	.012	153.998	.000	.002
	NNFI	29.703	2	14.852	20979.187	.000	.214*
	CFI	.075	2	.038	1648.123	.000	.021
	RMR	2.828	2	1.414	32717.701	.000	.298*
	GFI	.900	2	.450	5985.441	.000	.072
	AGFI	3.272	2	1.636	6112.801	.000	.073
muestra	C1	368.686	5	73.737	1062.701	.000	.033
	C2	707.769	5	141.554	2030.587	.000	.062
	C3	287.180	5	57.436	1599.477	.000	.049
	C4	2214.197	5	442.839	7470.081	.000	.195*
	RMSEA	.300	5	.060	767.770	.000	.024
	NNFI	117.847	5	23.569	33293.628	.000	.519*
	CFI	.245	5	.049	2152.511	.000	.065
	RMR	23.499	5	4.700	108749.781	.000	.779*
	GFI	59.190	5	11.838	157391.446	.000	.836*
	AGFI	171.661	5	34.332	128296.844	.000	.806*
factores * categorías	C1	76.722	12	6.394	92.143	.000	.007
	C2	77.896	12	6.491	93.118	.000	.007
	C3	324.940	12	27.078	754.078	.000	.055
	C4	356.217	12	29.685	500.740	.000	.038
	RMSEA	4.260	12	.355	4547.900	.000	.261*
	NNFI	13.887	12	1.157	1634.733	.000	.113
	CFI	2.276	12	.190	8317.740	.000	.393*
	RMR	4.961	12	.413	9565.728	.000	.427*
	GFI	1.413	12	.118	1565.077	.000	.109
	AGFI	9.692	12	.808	3018.123	.000	.190*
factores * simetría	C1	8.573	7	1.225	17.650	.000	.001
	C2	12.922	7	1.846	26.480	.000	.001
	C3	203.606	7	29.087	810.004	.000	.035
	C4	398.021	7	56.860	959.151	.000	.042
	RMSEA	.718	7	.103	1314.614	.000	.056
	NNFI	5.240	7	.749	1057.407	.000	.046
	CFI	.429	7	.061	2688.067	.000	.109
	RMR	.884	7	.126	2921.727	.000	.117
	GFI	.227	7	.032	431.848	.000	.019
	AGFI	1.764	7	.252	941.655	.000	.041

Tabla I2 (cont.)

MANOVA para Modelos Bien Especificados. Método RML

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
categorías * simetría	C1	20.962	6	3.494	50.352	.000	.002
	C2	21.838	6	3.640	52.211	.000	.002
	C3	87.112	6	14.519	404.316	.000	.015
	C4	21.953	6	3.659	61.719	.000	.002
	RMSEA	.920	6	.153	1965.525	.000	.071
	NNFI	2.351	6	.392	553.403	.000	.021
	CFI	.430	6	.072	3147.077	.000	.109
	RMR	.887	6	.148	3421.526	.000	.118
	GFI	.253	6	.042	561.119	.000	.021
	AGFI	1.662	6	.277	1034.825	.000	.039
factores * categorías * simetría	C1	45.629	18	2.535	36.534	.000	.004
	C2	46.294	18	2.572	36.894	.000	.004
	C3	159.909	18	8.884	247.397	.000	.028
	C4	163.202	18	9.067	152.943	.000	.018
	RMSEA	2.296	18	.128	1634.597	.000	.160*
	NNFI	7.015	18	.390	550.503	.000	.060
	CFI	1.250	18	.069	3045.344	.000	.262*
	RMR	2.578	18	.143	3314.171	.000	.279*
	GFI	.717	18	.040	529.655	.000	.058
	AGFI	4.891	18	.272	1015.360	.000	.106
factores * muestra	C1	73.459	19	3.866	55.720	.000	.007
	C2	52.944	19	2.787	39.973	.000	.005
	C3	178.187	19	9.378	261.167	.000	.031
	C4	2992.317	19	157.490	2656.642	.000	.247*
	RMSEA	1.377	19	.072	928.846	.000	.103
	NNFI	6.612	19	.348	491.561	.000	.057
	CFI	.831	19	.044	1917.652	.000	.191*
	RMR	1.985	19	.104	2417.838	.000	.230*
	GFI	11.235	19	.591	7861.826	.000	.492*
	AGFI	16.040	19	.844	3154.754	.000	.280*
categorías * muestra	C1	27.075	15	1.805	26.014	.000	.003
	C2	27.364	15	1.824	26.169	.000	.003
	C3	145.853	15	9.724	270.780	.000	.026
	C4	189.953	15	12.664	213.616	.000	.020
	RMSEA	1.469	15	.098	1255.148	.000	.109
	NNFI	10.113	15	.674	952.352	.000	.085
	CFI	.825	15	.055	2412.377	.000	.190*
	RMR	1.625	15	.108	2506.865	.000	.196*
	GFI	.479	15	.032	424.534	.000	.040
	AGFI	3.302	15	.220	822.531	.000	.074

Tabla I2 (cont.)

MANOVA para Modelos Bien Especificados. Método RML

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
factores * categorías * muestra	C1	87.308	57	1.532	22.075	.000	.008
	C2	87.546	57	1.536	22.032	.000	.008
	C3	272.969	57	4.789	133.362	.000	.047
	C4	394.095	57	6.914	116.629	.000	.041
	RMSEA	4.426	57	.078	994.830	.000	.269*
	NNFI	15.257	57	.268	378.099	.000	.123
	CFI	2.536	57	.044	1951.174	.000	.419*
	RMR	5.017	57	.088	2036.516	.000	.430*
	GFI	1.495	57	.026	348.639	.000	.114
	AGFI	10.358	57	.182	679.098	.000	.201*
simetría * muestra	C1	534.869	10	53.487	770.852	.000	.048
	C2	533.402	10	53.340	765.164	.000	.047
	C3	248.584	10	24.858	692.258	.000	.043
	C4	387.933	10	38.793	654.389	.000	.041
	RMSEA	.452	10	.045	578.917	.000	.036
	NNFI	54.026	10	5.403	7631.631	.000	.331*
	CFI	.175	10	.018	768.232	.000	.047
	RMR	.268	10	.027	621.152	.000	.039
	GFI	.140	10	.014	186.077	.000	.012
	AGFI	.756	10	.076	282.444	.000	.018
factores * simetría * muestra	C1	39.410	30	1.314	18.932	.000	.004
	C2	40.054	30	1.335	19.152	.000	.004
	C3	116.137	30	3.871	107.806	.000	.021
	C4	324.488	30	10.816	182.455	.000	.034
	RMSEA	.912	30	.030	389.552	.000	.070
	NNFI	2.928	30	.098	137.870	.000	.026
	CFI	.461	30	.015	673.793	.000	.116
	RMR	.880	30	.029	678.791	.000	.117
	GFI	.238	30	.008	105.664	.000	.020
	AGFI	1.798	30	.060	223.958	.000	.042
categorías * simetría * muestra	C1	16.944	30	.565	8.140	.000	.002
	C2	17.135	30	.571	8.193	.000	.002
	C3	81.584	30	2.719	75.732	.000	.015
	C4	50.896	30	1.697	28.618	.000	.006
	RMSEA	.907	30	.030	387.340	.000	.070
	NNFI	2.633	30	.088	123.963	.000	.024
	CFI	.466	30	.016	681.334	.000	.117
	RMR	.863	30	.029	665.371	.000	.115
	GFI	.243	30	.008	107.646	.000	.021
	AGFI	1.689	30	.056	210.328	.000	.039

Tabla I2 (cont.)

MANOVA para Modelos Bien Especificados. Método RML

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
factores * categorías * simetría * muestra	C1	50.127	90	.557	8.027	.000	.005
	C2	50.652	90	.563	8.073	.000	.005
	C3	139.118	90	1.546	43.046	.000	.025
	C4	186.154	90	2.068	34.891	.000	.020
	RMSEA	2.445	90	.027	348.112	.000	.169*
	NNFI	7.721	90	.086	121.191	.000	.066
	CFI	1.377	90	.015	671.040	.000	.281*
	RMR	2.610	90	.029	670.985	.000	.281*
	GFI	.767	90	.009	113.303	.000	.062
	AGFI	5.280	90	.059	219.220	.000	.113
Error	C1	10697.623	154174	.069			
	C2	10747.597	154174	.070			
	C3	5536.267	154174	.036			
	C4	9139.704	154174	.059			
	RMSEA	12.033	154174	7.81E-005			
	NNFI	109.143	154174	.001			
	CFI	3.515	154174	2.28E-005			
	RMR	6.663	154174	4.32E-005			
	GFI	11.596	154174	7.52E-005			
	AGFI	41.257	154174	.000			
Total	C1	32154.315	154483				
	C2	34908.733	154483				
	C3	108094.330	154483				
	C4	68683.702	154483				
	RMSEA	41.303	154483				
	NNFI	163261.496	154483				
	CFI	153947.570	154483				
	RMR	285.892	154483				
	GFI	145042.020	154483				
	AGFI	138354.995	154483				

APÉNDICE J
Resultados del MANOVA para WLS. Efectos principales y de interacción

Tabla J1

MANOVA para Modelos Mal Especificados. Método WLS

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
Modelo corregido	C1	225.874 ^a	312	.724	233.287	.000	.315
	RMSEA	93.525 ^b	312	.300	669.308	.000	.569
	NNFI	492.581 ^c	312	1.579	684.407	.000	.574
	CFI	319.142 ^d	312	1.023	904.999	.000	.641
	RMR	582.093 ^e	312	1.866	2395.138	.000	.825
	GFI	38.733 ^f	312	.124	1398.721	.000	.734
	AGFI	64.691 ^g	312	.207	960.944	.000	.655
	factores	C1	59.446	4	14.861	4788.963	.000
RMSEA		5.307	4	1.327	2962.184	.000	.070
NNFI		44.096	4	11.024	4778.880	.000	.108
CFI		71.224	4	17.806	15753.751	.000	.285*
RMR		304.205	4	76.051	97633.601	.000	.712*
GFI		20.991	4	5.248	59126.774	.000	.599*
AGFI		18.625	4	4.656	21580.247	.000	.353*
categorías		C1	1.031	3	.344	110.763	.000
	RMSEA	1.778	3	.593	1323.242	.000	.024
	NNFI	11.952	3	3.984	1727.105	.000	.032
	CFI	5.718	3	1.906	1686.378	.000	.031
	RMR	1.425	3	.475	609.637	.000	.011
	GFI	.511	3	.170	1917.987	.000	.035
	AGFI	1.350	3	.450	2085.521	.000	.038
	simetría	C1	2.377	2	1.188	382.949	.000
RMSEA		6.422	2	3.211	7169.070	.000	.083
NNFI		.607	2	.304	131.669	.000	.002
CFI		.390	2	.195	172.369	.000	.002
RMR		.340	2	.170	218.000	.000	.003
GFI		1.326	2	.663	7471.563	.000	.086
AGFI		3.413	2	1.707	7910.054	.000	.091

Nota. ^aR cuadrado = .315 (R cuadrado corregida = .314). ^bR cuadrado = .569 (R cuadrado corregida = .568). ^cR cuadrado = .574 (R cuadrado corregida = .574). ^dR cuadrado = .641 (R cuadrado corregida = .640). ^eR cuadrado = .825 (R cuadrado corregida = .825). ^fR cuadrado = .734 (R cuadrado corregida = .733). ^gR cuadrado = .655 (R cuadrado corregida = .654).

*Tamaño del efecto igual o superior a 0.14, suficientemente grande según Cohen (1988).

Tabla J1 (cont.)

MANOVA para Modelos Mal Especificados. Método WLS

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
muestra	C1	41.843	5	8.369	2696.715	.000	.079
	RMSEA	37.033	5	7.407	16537.741	.000	.343*
	NNFI	110.290	5	22.058	9562.206	.000	.232*
	CFI	61.801	5	12.360	10935.627	.000	.257*
	RMR	236.249	5	47.250	60658.522	.000	.657*
	GFI	12.804	5	2.561	28852.062	.000	.477*
	AGFI	32.553	5	6.511	30174.018	.000	.488*
factores * categorías	C1	4.071	12	.339	109.322	.000	.008
	RMSEA	3.664	12	.305	681.833	.000	.049
	NNFI	65.052	12	5.421	2350.004	.000	.151*
	CFI	30.252	12	2.521	2230.421	.000	.145*
	RMR	4.745	12	.395	507.613	.000	.037
	GFI	.478	12	.040	448.738	.000	.033
	AGFI	1.710	12	.143	660.548	.000	.048
factores * simetría	C1	5.674	8	.709	228.564	.000	.011
	RMSEA	.808	8	.101	225.559	.000	.011
	NNFI	8.102	8	1.013	439.005	.000	.022
	CFI	4.410	8	.551	487.672	.000	.024
	RMR	3.278	8	.410	526.055	.000	.026
	GFI	.450	8	.056	633.290	.000	.031
	AGFI	.687	8	.086	398.179	.000	.020
categorías * simetría	C1	.446	6	.074	23.935	.000	.001
	RMSEA	.653	6	.109	242.839	.000	.009
	NNFI	4.880	6	.813	352.598	.000	.013
	CFI	2.416	6	.403	356.303	.000	.013
	RMR	.949	6	.158	203.032	.000	.008
	GFI	.072	6	.012	134.458	.000	.005
	AGFI	.196	6	.033	151.369	.000	.006
factores * categorías * simetría	C1	2.051	23	.089	28.731	.000	.004
	RMSEA	1.932	23	.084	187.601	.000	.027
	NNFI	33.833	23	1.471	637.686	.000	.085
	CFI	15.741	23	.684	605.502	.000	.081
	RMR	2.726	23	.119	152.137	.000	.022
	GFI	.243	23	.011	119.221	.000	.017
	AGFI	.915	23	.040	184.326	.000	.026

Tabla J1 (cont.)

MANOVA para Modelos Mal Especificados. Método WLS

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
factores * muestra	C1	76.649	17	4.509	1452.911	.000	.135
	RMSEA	19.225	17	1.131	2525.060	.000	.213*
	NNFI	51.723	17	3.043	1318.936	.000	.124
	CFI	32.874	17	1.934	1710.903	.000	.155*
	RMR	60.398	17	3.553	4561.085	.000	.329*
	GFI	2.320	17	.136	1537.772	.000	.142*
	AGFI	2.623	17	.154	715.176	.000	.071
categorías * muestra	C1	2.622	15	.175	56.336	.000	.005
	RMSEA	1.183	15	.079	176.040	.000	.016
	NNFI	18.099	15	1.207	523.068	.000	.047
	CFI	8.575	15	.572	505.764	.000	.046
	RMR	3.260	15	.217	278.987	.000	.026
	GFI	.201	15	.013	150.930	.000	.014
	AGFI	.672	15	.045	207.773	.000	.019
factores * categorías * muestra	C1	6.961	51	.136	43.983	.000	.014
	RMSEA	3.816	51	.075	167.078	.000	.051
	NNFI	65.855	51	1.291	559.770	.000	.153*
	CFI	30.777	51	.603	533.917	.000	.147*
	RMR	5.680	51	.111	142.972	.000	.044
	GFI	.444	51	.009	98.023	.000	.031
	AGFI	1.718	51	.034	156.151	.000	.048
simetría * muestra	C1	2.302	10	.230	74.175	.000	.005
	RMSEA	1.415	10	.142	315.951	.000	.020
	NNFI	5.463	10	.546	236.805	.000	.015
	CFI	2.560	10	.256	226.527	.000	.014
	RMR	4.733	10	.473	607.601	.000	.037
	GFI	.171	10	.017	192.874	.000	.012
	AGFI	.481	10	.048	222.804	.000	.014
factores * simetría * muestra	C1	3.903	34	.115	36.989	.000	.008
	RMSEA	.844	34	.025	55.395	.000	.012
	NNFI	10.133	34	.298	129.200	.000	.027
	CFI	4.772	34	.140	124.168	.000	.026
	RMR	1.717	34	.050	64.822	.000	.014
	GFI	.108	34	.003	35.705	.000	.008
	AGFI	.339	34	.010	46.257	.000	.010

Tabla J1 (cont.)

MANOVA para Modelos Mal Especificados. Método WLS

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
categorías * simetría * muestra	C1	1.478	30	.049	15.877	.000	.003
	RMSEA	.893	30	.030	66.434	.000	.012
	NNFI	11.985	30	.400	173.185	.000	.032
	CFI	5.701	30	.190	168.128	.000	.031
	RMR	1.420	30	.047	60.787	.000	.011
	GFI	.289	30	.010	108.618	.000	.020
	AGFI	.813	30	.027	125.546	.000	.023
factores * categorías * simetría * muestra	C1	3.668	92	.040	12.848	.000	.007
	RMSEA	1.796	92	.020	43.595	.000	.025
	NNFI	31.246	92	.340	147.233	.000	.079
	CFI	14.579	92	.158	140.208	.000	.075
	RMR	3.201	92	.035	44.665	.000	.025
	GFI	.289	92	.003	35.370	.000	.020
	AGFI	.913	92	.010	45.988	.000	.026
Error	C1	490.851	158172	.003			
	RMSEA	70.839	158172	.000			
	NNFI	364.870	158172	.002			
	CFI	178.777	158172	.001			
	RMR	123.208	158172	.001			
	GFI	14.038	158172	8.88E-005			
	AGFI	34.129	158172	.000			
Total	C1	740.149	158485				
	RMSEA	1474.753	158485				
	NNFI	112373.114	158485				
	CFI	122393.775	158485				
	RMR	4948.767	158485				
	GFI	148027.397	158485				
	AGFI	142329.378	158485				

Tabla J2

MANOVA para Modelos Bien Especificados. Método WLS

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
Modelo corregido	C1	4727.632 ^a	317	14.914	254.662	.000	.330
	RMSEA	148.208 ^b	317	.468	1059.850	.000	.672
	NNFI	635.999 ^c	317	2.006	1227.800	.000	.703
	CFI	188.150 ^d	317	.594	1168.717	.000	.693
	RMR	377.187 ^e	317	1.190	2729.448	.000	.841
	GFI	18.866 ^f	317	.060	1457.987	.000	.738
	AGFI	51.724 ^g	317	.163	1401.651	.000	.730
factores	C1	2810.584	4	702.646	11998.218	.000	.226*
	RMSEA	8.955	4	2.239	5075.184	.000	.110
	NNFI	16.679	4	4.170	2551.803	.000	.059
	CFI	6.388	4	1.597	3144.664	.000	.071
	RMR	54.188	4	13.547	31075.801	.000	.431*
	GFI	5.093	4	1.273	31190.658	.000	.432*
	AGFI	3.786	4	.946	8129.849	.000	.165*
categorías	C1	38.060	3	12.687	216.633	.000	.004
	RMSEA	2.934	3	.978	2217.314	.000	.039
	NNFI	33.237	3	11.079	6780.108	.000	.110
	CFI	10.340	3	3.447	6786.979	.000	.110
	RMR	7.758	3	2.586	5932.177	.000	.098
	GFI	.240	3	.080	1955.936	.000	.035
	AGFI	1.043	3	.348	2986.352	.000	.052
simetría	C1	16.704	2	8.352	142.618	.000	.002
	RMSEA	.738	2	.369	836.862	.000	.010
	NNFI	6.920	2	3.460	2117.284	.000	.025
	CFI	2.650	2	1.325	2609.098	.000	.031
	RMR	14.148	2	7.074	16227.688	.000	.165*
	GFI	.032	2	.016	394.135	.000	.005
	AGFI	.164	2	.082	703.846	.000	.009

Nota. ^aR cuadrado = .330 (R cuadrado corregida = .328). ^bR cuadrado = .672 (R cuadrado corregida = .671). ^cR cuadrado = .703 (R cuadrado corregida = .703). ^dR cuadrado = .693 (R cuadrado corregida = .692). ^eR cuadrado = .841 (R cuadrado corregida = .840). ^fR cuadrado = .738 (R cuadrado corregida = .737). ^gR cuadrado = .730 (R cuadrado corregida = .730).

*Tamaño del efecto igual o superior a 0.14, suficientemente grande según Cohen (1988).

Tabla J2 (cont.)

MANOVA para Modelos Bien Especificados. Método WLS

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
muestra	C1	1270.485	5	254.097	4338.901	.000	.117
	RMSEA	74.912	5	14.982	33963.501	.000	.508*
	NNFI	42.878	5	8.576	5248.071	.000	.138
	CFI	20.334	5	4.067	8008.027	.000	.196*
	RMR	229.511	5	45.902	105295.728	.000	.762*
	GFI	10.869	5	2.174	53256.373	.000	.619*
	AGFI	31.593	5	6.319	54277.316	.000	.623*
factores * categorías	C1	108.566	12	9.047	154.488	.000	.011
	RMSEA	9.707	12	.809	1833.723	.000	.118
	NNFI	120.399	12	10.033	6140.056	.000	.310*
	CFI	31.671	12	2.639	5196.889	.000	.275*
	RMR	8.833	12	.736	1688.455	.000	.110
	GFI	.447	12	.037	912.913	.000	.063
	AGFI	2.977	12	.248	2131.037	.000	.135
factores * simetría	C1	25.202	8	3.150	53.793	.000	.003
	RMSEA	2.220	8	.278	629.136	.000	.030
	NNFI	19.647	8	2.456	1502.955	.000	.068
	CFI	6.030	8	.754	1484.139	.000	.067
	RMR	1.631	8	.204	467.541	.000	.022
	GFI	.105	8	.013	321.853	.000	.015
	AGFI	.578	8	.072	620.563	.000	.029
categorías * simetría	C1	16.100	6	2.683	45.819	.000	.002
	RMSEA	.771	6	.129	291.392	.000	.011
	NNFI	8.668	6	1.445	884.099	.000	.031
	CFI	1.625	6	.271	533.169	.000	.019
	RMR	.479	6	.080	183.009	.000	.007
	GFI	.060	6	.010	243.693	.000	.009
	AGFI	.313	6	.052	448.054	.000	.016
factores * categorías * simetría	C1	78.920	23	3.431	58.592	.000	.008
	RMSEA	6.328	23	.275	623.700	.000	.080
	NNFI	71.600	23	3.113	1905.095	.000	.211*
	CFI	21.367	23	.929	1829.286	.000	.204*
	RMR	8.228	23	.358	820.606	.000	.103
	GFI	.438	23	.019	466.669	.000	.061
	AGFI	2.093	23	.091	781.792	.000	.099

Tabla J2 (cont.)

MANOVA para Modelos Bien Especificados. Método WLS

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
factores * muestra	C1	312.212	17	18.365	313.603	.000	.031
	RMSEA	20.510	17	1.206	2734.953	.000	.221*
	NNFI	36.570	17	2.151	1316.471	.000	.120
	CFI	9.470	17	.557	1096.863	.000	.102
	RMR	46.049	17	2.709	6213.692	.000	.392*
	GFI	1.348	17	.079	1942.591	.000	.167*
	AGFI	2.526	17	.149	1276.613	.000	.117
categorías * muestra	C1	46.504	15	3.100	52.939	.000	.005
	RMSEA	3.249	15	.217	491.034	.000	.043
	NNFI	37.230	15	2.482	1518.921	.000	.122
	CFI	9.729	15	.649	1277.152	.000	.105
	RMR	4.288	15	.286	655.687	.000	.057
	GFI	.190	15	.013	310.065	.000	.028
	AGFI	1.126	15	.075	645.062	.000	.056
factores * categorías * muestra	C1	126.364	51	2.478	42.309	.000	.013
	RMSEA	10.300	51	.202	457.809	.000	.125
	NNFI	122.712	51	2.406	1472.471	.000	.314*
	CFI	33.192	51	.651	1281.530	.000	.285*
	RMR	9.925	51	.195	446.431	.000	.122
	GFI	.513	51	.010	246.413	.000	.071
	AGFI	3.128	51	.061	526.936	.000	.141*
simetría * muestra	C1	13.476	10	1.348	23.012	.000	.001
	RMSEA	1.219	10	.122	276.245	.000	.017
	NNFI	9.380	10	.938	574.058	.000	.034
	CFI	3.151	10	.315	620.408	.000	.036
	RMR	4.193	10	.419	961.753	.000	.055
	GFI	.144	10	.014	352.299	.000	.021
	AGFI	.524	10	.052	449.785	.000	.027
factores * simetría * muestra	C1	28.487	34	.838	14.307	.000	.003
	RMSEA	1.705	34	.050	113.662	.000	.023
	NNFI	18.533	34	.545	333.581	.000	.065
	CFI	4.956	34	.146	287.050	.000	.056
	RMR	2.066	34	.061	139.387	.000	.028
	GFI	.124	34	.004	89.683	.000	.018
	AGFI	.536	34	.016	135.430	.000	.027

Tabla J2 (cont.)

MANOVA para Modelos Bien Especificados. Método WLS

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
categorías * simetría * muestra	C1	31.906	30	1.064	18.160	.000	.003
	RMSEA	2.110	30	.070	159.462	.000	.028
	NNFI	22.063	30	.735	450.067	.000	.076
	CFI	6.517	30	.217	427.758	.000	.073
	RMR	2.485	30	.083	190.045	.000	.034
	GFI	.196	30	.007	160.255	.000	.028
	AGFI	.879	30	.029	251.571	.000	.044
factores * categorías * simetría * muestra	C1	67.504	97	.696	11.883	.000	.007
	RMSEA	4.966	97	.051	116.053	.000	.064
	NNFI	58.848	97	.607	371.274	.000	.180*
	CFI	15.749	97	.162	319.697	.000	.159*
	RMR	5.179	97	.053	122.477	.000	.067
	GFI	.293	97	.003	73.986	.000	.042
	AGFI	1.617	97	.017	143.170	.000	.078
Error	C1	9613.919	164165	.059			
	RMSEA	72.418	164165	.000			
	NNFI	268.256	164165	.002			
	CFI	83.371	164165	.001			
	RMR	71.565	164165	.000			
	GFI	6.701	164165	4.08E-005			
	AGFI	19.111	164165	.000			
Total	C1	25808.587	164483				
	RMSEA	401.938	164483				
	NNFI	156692.780	164483				
	CFI	158125.003	164483				
	RMR	1303.643	164483				
	GFI	160190.722	164483				
	AGFI	157085.823	164483				

APÉNDICE K
Resultados del MANOVA para ULS. Efectos principales y de interacción

Tabla K1

MANOVA para Modelos Mal Especificados. Método ULS

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
Modelo corregido	C2	3.402 ^a	350	.010	41.520	.000	.076
	RMSEA	145.953 ^b	350	.417	679.631	.000	.575
	NNFI	155.420 ^c	350	.444	3612.941	.000	.878
	CFI	.000 ^d	350	.000	.	.	.
	RMR	69.412 ^e	350	.198	1579.025	.000	.758
	GFI	93.123 ^f	350	.266	1287.187	.000	.719
	AGFI	206.637 ^g	350	.590	1083.784	.000	.683
factores	C2	.571	4	.143	609.343	.000	.014
	RMSEA	36.872	4	9.218	15023.346	.000	.254*
	NNFI	5.099	4	1.275	10371.857	.000	.191*
	CFI	.000	4	.000	.	.	.
	RMR	8.638	4	2.160	17194.189	.000	.281*
	GFI	25.048	4	6.262	30295.230	.000	.408*
	AGFI	8.751	4	2.188	4016.171	.000	.084
categorías	C2	.007	3	.002	9.638	.000	.000
	RMSEA	5.294	3	1.765	2876.082	.000	.047
	NNFI	.076	3	.025	207.201	.000	.004
	CFI	.000	3	.000	.	.	.
	RMR	2.039	3	.680	5411.565	.000	.084
	GFI	2.094	3	.698	3377.556	.000	.054
	AGFI	6.925	3	2.308	4237.350	.000	.067
simetría	C2	.043	2	.021	91.801	.000	.001
	RMSEA	32.583	2	16.292	26551.665	.000	.232*
	NNFI	.312	2	.156	1269.972	.000	.014
	CFI	.000	2	.000	.	.	.
	RMR	7.747	2	3.874	30842.125	.000	.259*
	GFI	8.533	2	4.266	20639.659	.000	.190*
	AGFI	22.013	2	11.006	20204.270	.000	.187*

Nota. ^aR cuadrado = .076 (R cuadrado corregida = .074). ^bR cuadrado = .575 (R cuadrado corregida = .574). ^cR cuadrado = .878 (R cuadrado corregida = .878). ^dR cuadrado = . (R cuadrado corregida = .). ^eR cuadrado = .758 (R cuadrado corregida = .758). ^fR cuadrado = .719 (R cuadrado corregida = .718). ^gR cuadrado = .683 (R cuadrado corregida = .682).

*Tamaño del efecto igual o superior a 0.14, suficientemente grande según Cohen (1988).

Tabla K1 (cont.)

MANOVA para Modelos Mal Especificados. Método ULS

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
muestra	C2	.361	5	.072	308.599	.000	.009
	RMSEA	35.103	5	7.021	11442.145	.000	.245*
	NNFI	144.092	5	28.818	234472.165	.000	.869*
	CFI	.000	5	.000	.	.	.
	RMR	21.978	5	4.396	34997.393	.000	.498*
	GFI	26.100	5	5.220	25253.688	.000	.418*
	AGFI	60.500	5	12.100	22211.995	.000	.387*
factores * categorías	C2	.027	12	.002	9.601	.000	.001
	RMSEA	.599	12	.050	81.294	.000	.006
	NNFI	.054	12	.005	36.886	.000	.003
	CFI	.000	12	.000	.	.	.
	RMR	5.671	12	.473	3762.769	.000	.204*
	GFI	5.429	12	.452	2188.916	.000	.130
	AGFI	22.454	12	1.871	3434.931	.000	.190*
factores * simetría	C2	.168	8	.021	89.590	.000	.004
	RMSEA	.216	8	.027	44.053	.000	.002
	NNFI	.043	8	.005	44.186	.000	.002
	CFI	.000	8	.000	.	.	.
	RMR	.558	8	.070	555.543	.000	.025
	GFI	.435	8	.054	262.905	.000	.012
	AGFI	2.048	8	.256	469.998	.000	.021
categorías * simetría	C2	.005	6	.001	3.563	.002	.000
	RMSEA	.616	6	.103	167.235	.000	.006
	NNFI	.021	6	.004	28.699	.000	.001
	CFI	.000	6	.000	.	.	.
	RMR	.938	6	.156	1245.312	.000	.041
	GFI	.939	6	.156	757.119	.000	.025
	AGFI	3.725	6	.621	1139.766	.000	.037
factores * categorías * simetría	C2	.019	23	.001	3.449	.000	.000
	RMSEA	.290	23	.013	20.580	.000	.003
	NNFI	.076	23	.003	26.870	.000	.003
	CFI	.000	23	.000	.	.	.
	RMR	2.558	23	.111	885.531	.000	.104
	GFI	2.473	23	.108	520.103	.000	.064
	AGFI	10.288	23	.447	821.118	.000	.097

Tabla K1 (cont.)

MANOVA para Modelos Mal Especificados. Método ULS

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
factores * muestra	C2	1.447	20	.072	309.099	.000	.034
	RMSEA	.410	20	.021	33.417	.000	.004
	NNFI	2.836	20	.142	1153.560	.000	.116
	CFI	.000	20	.000	.	.	.
	RMR	2.625	20	.131	1045.064	.000	.106
	GFI	5.237	20	.262	1266.776	.000	.126
	AGFI	10.034	20	.502	920.975	.000	.095
categorías * muestra	C2	.020	15	.001	5.760	.000	.000
	RMSEA	3.457	15	.230	375.647	.000	.031
	NNFI	.095	15	.006	51.563	.000	.004
	CFI	.000	15	.000	.	.	.
	RMR	1.564	15	.104	830.103	.000	.066
	GFI	1.630	15	.109	525.700	.000	.043
	AGFI	5.774	15	.385	706.572	.000	.057
factores * categorías * muestra	C2	.080	60	.001	5.703	.000	.002
	RMSEA	.734	60	.012	19.927	.000	.007
	NNFI	.105	60	.002	14.249	.000	.005
	CFI	.000	60	.000	.	.	.
	RMR	5.778	60	.096	766.769	.000	.207*
	GFI	5.539	60	.092	446.643	.000	.132
	AGFI	22.881	60	.381	700.045	.000	.193*
simetría * muestra	C2	.108	10	.011	45.948	.000	.003
	RMSEA	19.817	10	1.982	3229.689	.000	.155*
	NNFI	.536	10	.054	436.367	.000	.024
	CFI	.000	10	.000	.	.	.
	RMR	2.952	10	.295	2350.697	.000	.118
	GFI	3.764	10	.376	1821.138	.000	.094
	AGFI	9.349	10	.935	1716.221	.000	.089
factores * simetría * muestra	C2	.423	40	.011	45.220	.000	.010
	RMSEA	.242	40	.006	9.849	.000	.002
	NNFI	.131	40	.003	26.624	.000	.006
	CFI	.000	40	.000	.	.	.
	RMR	.931	40	.023	185.406	.000	.040
	GFI	1.175	40	.029	142.112	.000	.031
	AGFI	3.616	40	.090	165.925	.000	.036

Tabla K1 (cont.)

MANOVA para Modelos Mal Especificados. Método ULS

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
categorías * simetría * muestra	C2	.013	30	.000	1.885	.002	.000
	RMSEA	.783	30	.026	42.518	.000	.007
	NNFI	.069	30	.002	18.646	.000	.003
	CFI	.000	30	.000	.	.	.
	RMR	.899	30	.030	238.710	.000	.039
	GFI	.889	30	.030	143.335	.000	.024
	AGFI	3.571	30	.119	218.533	.000	.036
factores * categorías * simetría * muestra	C2	.050	112	.000	1.894	.000	.001
	RMSEA	.562	112	.005	8.180	.000	.005
	NNFI	.208	112	.002	15.085	.000	.010
	CFI	.000	112	.000	.	.	.
	RMR	2.624	112	.023	186.575	.000	.106
	GFI	2.610	112	.023	112.721	.000	.067
	AGFI	10.518	112	.094	172.393	.000	.099
Error	C2	41.228	176130	.000			
	RMSEA	108.070	176130	.001			
	NNFI	21.648	176130	.000			
	CFI	.000	176130	.000			
	RMR	22.121	176130	.000			
	GFI	36.407	176130	.000			
	AGFI	95.947	176130	.001			
Total	C2	44.778	176481				
	RMSEA	4747.124	176481				
	NNFI	190618.108	176481				
	CFI	176481.000	176481				
	RMR	1618.624	176481				
	GFI	158608.034	176481				
	AGFI	149306.767	176481				

Tabla K2

MANOVA para Modelos Bien Especificados. Método ULS

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
Modelo corregido	C2	1617.532 ^a	356	4.544	303.172	.000	.376
	RMSEA	476.678 ^b	356	1.339	1444.906	.000	.742
	NNFI	161.396 ^c	356	.453	1998.672	.000	.799
	CFI	5.568 ^d	356	.016	487.630	.000	.492
	RMR	128.723 ^e	356	.362	5639.345	.000	.918
	GFI	68.180 ^f	356	.192	3218.628	.000	.865
	AGFI	291.913 ^g	356	.820	3748.163	.000	.882
factores	C2	396.656	4	99.164	6616.689	.000	.129
	RMSEA	.536	4	.134	144.500	.000	.003
	NNFI	4.797	4	1.199	5286.647	.000	.106
	CFI	.041	4	.010	323.327	.000	.007
	RMR	1.743	4	.436	6796.534	.000	.132
	GFI	3.026	4	.757	12714.742	.000	.221*
	AGFI	6.166	4	1.541	7046.009	.000	.136
categorías	C2	152.541	3	50.847	3392.751	.000	.054
	RMSEA	27.846	3	9.282	10016.355	.000	.144*
	NNFI	.087	3	.029	127.211	.000	.002
	CFI	.031	3	.010	320.066	.000	.005
	RMR	4.206	3	1.402	21863.519	.000	.268*
	GFI	2.385	3	.795	13358.026	.000	.183*
	AGFI	12.725	3	4.242	19388.996	.000	.245*
simetría	C2	611.444	2	305.722	20399.212	.000	.186*
	RMSEA	177.206	2	88.603	95611.980	.000	.516*
	NNFI	.406	2	.203	895.473	.000	.010
	CFI	.020	2	.010	316.856	.000	.004
	RMR	19.297	2	9.648	150477.352	.000	.627*
	GFI	8.599	2	4.299	72256.177	.000	.447*
	AGFI	25.734	2	12.867	58816.623	.000	.396*

Nota. ^aR cuadrado = .376 (R cuadrado corregida = .375). ^bR cuadrado = .742 (R cuadrado corregida = .741). ^cR cuadrado = .799 (R cuadrado corregida = .798). ^dR cuadrado = .492 (R cuadrado corregida = .491). ^eR cuadrado = .918 (R cuadrado corregida = .918). ^fR cuadrado = .865 (R cuadrado corregida = .865). ^gR cuadrado = .882 (R cuadrado corregida = .881).

*Tamaño del efecto igual o superior a 0.14, suficientemente grande según Cohen (1988).

Tabla K2 (cont.)

MANOVA para Modelos Bien Especificados. Método ULS

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
muestra	C2	1.438	5	.288	19.195	.000	.001
	RMSEA	191.385	5	38.277	41305.083	.000	.536*
	NNFI	146.774	5	29.355	129412.716	.000	.783*
	CFI	.037	5	.007	233.013	.000	.006
	RMR	57.607	5	11.521	179690.945	.000	.834*
	GFI	22.874	5	4.575	76882.558	.000	.682*
	AGFI	62.273	5	12.455	56930.581	.000	.614*
factores * categorías	C2	25.110	12	2.092	139.620	.000	.009
	RMSEA	5.242	12	.437	471.391	.000	.031
	NNFI	.133	12	.011	48.766	.000	.003
	CFI	.118	12	.010	305.956	.000	.020
	RMR	9.045	12	.754	11755.786	.000	.441*
	GFI	6.101	12	.508	8544.931	.000	.364*
	AGFI	41.229	12	3.436	15704.811	.000	.513*
factores * simetría	C2	199.355	8	24.919	1662.735	.000	.069
	RMSEA	.479	8	.060	64.654	.000	.003
	NNFI	.118	8	.015	64.943	.000	.003
	CFI	.078	8	.010	302.505	.000	.013
	RMR	1.017	8	.127	1982.068	.000	.081
	GFI	.667	8	.083	1401.572	.000	.059
	AGFI	5.210	8	.651	2976.818	.000	.117
categorías * simetría	C2	172.814	6	28.802	1921.821	.000	.060
	RMSEA	1.082	6	.180	194.614	.000	.006
	NNFI	.024	6	.004	17.860	.000	.001
	CFI	.062	6	.010	323.681	.000	.011
	RMR	1.235	6	.206	3209.539	.000	.097
	GFI	.837	6	.139	2344.271	.000	.073
	AGFI	5.338	6	.890	4066.492	.000	.120
factores * categorías * simetría	C2	29.206	24	1.217	81.197	.000	.011
	RMSEA	3.489	24	.145	156.888	.000	.021
	NNFI	.114	24	.005	20.916	.000	.003
	CFI	.235	24	.010	305.820	.000	.039
	RMR	4.890	24	.204	3177.992	.000	.299*
	GFI	3.095	24	.129	2166.936	.000	.225*
	AGFI	20.890	24	.870	3978.661	.000	.348*

Tabla K2 (cont.)

MANOVA para Modelos Bien Especificados. Método ULS

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
factores * muestra	C2	1.790	20	.089	5.971	.000	.001
	RMSEA	2.829	20	.141	152.653	.000	.017
	NNFI	3.057	20	.153	673.775	.000	.070
	CFI	.155	20	.008	241.338	.000	.026
	RMR	3.985	20	.199	3107.652	.000	.258*
	GFI	4.266	20	.213	3584.597	.000	.286*
	AGFI	16.112	20	.806	3682.335	.000	.291*
categorías * muestra	C2	1.271	15	.085	5.652	.000	.000
	RMSEA	9.055	15	.604	651.395	.000	.052
	NNFI	.160	15	.011	46.917	.000	.004
	CFI	.115	15	.008	239.027	.000	.020
	RMR	3.090	15	.206	3212.329	.000	.212*
	GFI	2.077	15	.138	2327.265	.000	.163*
	AGFI	11.957	15	.797	3643.670	.000	.234*
factores * categorías * muestra	C2	3.872	60	.065	4.306	.000	.001
	RMSEA	6.278	60	.105	112.905	.000	.036
	NNFI	.372	60	.006	27.347	.000	.009
	CFI	.493	60	.008	256.269	.000	.079
	RMR	9.267	60	.154	2408.970	.000	.447*
	GFI	6.113	60	.102	1712.295	.000	.364*
	AGFI	41.184	60	.686	3137.553	.000	.512*
simetría * muestra	C2	1.572	10	.157	10.491	.000	.001
	RMSEA	40.657	10	4.066	4387.305	.000	.197*
	NNFI	.513	10	.051	226.141	.000	.012
	CFI	.076	10	.008	238.347	.000	.013
	RMR	2.667	10	.267	4160.267	.000	.188*
	GFI	2.580	10	.258	4336.334	.000	.195*
	AGFI	9.275	10	.927	4239.451	.000	.191*
factores * simetría * muestra	C2	1.915	40	.048	3.195	.000	.001
	RMSEA	1.372	40	.034	37.010	.000	.008
	NNFI	.332	40	.008	36.563	.000	.008
	CFI	.321	40	.008	250.428	.000	.053
	RMR	1.926	40	.048	751.076	.000	.144*
	GFI	1.660	40	.042	697.600	.000	.135
	AGFI	7.295	40	.182	833.675	.000	.157*

Tabla K2 (cont.)

MANOVA para Modelos Bien Especificados. Método ULS

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
categorías * simetría * muestra	C2	1.275	30	.043	2.836	.000	.000
	RMSEA	2.116	30	.071	76.117	.000	.013
	NNFI	.154	30	.005	22.637	.000	.004
	CFI	.233	30	.008	242.219	.000	.039
	RMR	1.572	30	.052	817.294	.000	.120
	GFI	.902	30	.030	505.568	.000	.078
	AGFI	5.656	30	.189	861.764	.000	.126
factores * categorías * simetría * muestra	C2	5.111	117	.044	2.915	.000	.002
	RMSEA	4.487	117	.038	41.380	.000	.026
	NNFI	.565	117	.005	21.303	.000	.014
	CFI	1.070	117	.009	285.148	.000	.157*
	RMR	5.868	117	.050	782.194	.000	.338*
	GFI	3.446	117	.029	495.015	.000	.244*
	AGFI	21.176	117	.181	827.314	.000	.351*
Error	C2	2684.584	179128	.015			
	RMSEA	165.996	179128	.001			
	NNFI	40.632	179128	.000			
	CFI	5.746	179128	3.21E-005			
	RMR	11.485	179128	6.41E-005			
	GFI	10.659	179128	5.95E-005			
	AGFI	39.188	179128	.000			
Total	C2	4907.381	179485				
	RMSEA	1713.805	179485				
	NNFI	193652.215	179485				
	CFI	179346.685	179485				
	RMR	551.026	179485				
	GFI	173704.810	179485				
	AGFI	169402.321	179485				

APÉNDICE L
Resultados del MANOVA para RULS. Efectos principales y de interacción

Tabla L1

MANOVA para Modelos Mal Especificados. Método RULS

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
Modelo corregido	C2	3.217 ^a	301	.011	42.442	.000	.078
	C3	240.542 ^b	301	.799	229.274	.000	.314
	C4	198.245 ^c	301	.659	226.950	.000	.312
	RMSEA	68.394 ^d	301	.227	616.407	.000	.552
	NNFI	240.221 ^e	301	.798	675.061	.000	.574
	CFI	156.662 ^f	301	.520	862.730	.000	.633
	RMR	55.592 ^g	301	.185	1421.786	.000	.740
	GFI	67.263 ^h	301	.223	1195.814	.000	.705
	AGFI	168.057 ⁱ	301	.558	1058.098	.000	.679
factores	C2	.480	4	.120	476.862	.000	.013
	C3	56.844	4	14.211	4077.162	.000	.098
	C4	58.675	4	14.669	5054.654	.000	.118
	RMSEA	18.442	4	4.611	12507.363	.000	.249*
	NNFI	49.253	4	12.313	10415.353	.000	.217*
	CFI	40.052	4	10.013	16597.423	.000	.306*
	RMR	9.068	4	2.267	17451.903	.000	.317*
	GFI	22.148	4	5.537	29629.603	.000	.440*
	AGFI	9.353	4	2.338	4431.311	.000	.105
categorías	C2	.006	3	.002	7.459	.000	.000
	C3	2.269	3	.756	216.954	.000	.004
	C4	1.646	3	.549	189.112	.000	.004
	RMSEA	6.041	3	2.014	5462.355	.000	.098
	NNFI	21.607	3	7.202	6092.224	.000	.108
	CFI	12.619	3	4.206	6972.265	.000	.122
	RMR	2.139	3	.713	5489.326	.000	.099
	GFI	2.072	3	.691	3695.313	.000	.069
	AGFI	7.700	3	2.567	4863.903	.000	.088

Nota. ^aR cuadrado = .078 (R cuadrado corregida = .076). ^bR cuadrado = .314 (R cuadrado corregida = .313). ^cR cuadrado = .312 (R cuadrado corregida = .311). ^dR cuadrado = .552 (R cuadrado corregida = .551). ^eR cuadrado = .574 (R cuadrado corregida = .573). ^fR cuadrado = .633 (R cuadrado corregida = .632). ^gR cuadrado = .740 (R cuadrado corregida = .739). ^hR cuadrado = .705 (R cuadrado corregida = .704). ⁱR cuadrado = .679 (R cuadrado corregida = .678)
*Tamaño del efecto igual o superior a 0.14, suficientemente grande según Cohen (1988).

Tabla L1 (cont.)

MANOVA para Modelos Mal Especificados. Método RULS

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
simetría	C2	.056	2	.028	111.193	.000	.001
	C3	9.404	2	4.702	1349.029	.000	.018
	C4	2.862	2	1.431	493.046	.000	.007
	RMSEA	40.260	2	20.130	54608.781	.000	.420*
	NNFI	140.958	2	70.479	59615.461	.000	.442*
	CFI	77.880	2	38.940	64546.411	.000	.461*
	RMR	5.304	2	2.652	20414.150	.000	.213*
	GFI	5.244	2	2.622	14031.656	.000	.157*
	AGFI	15.166	2	7.583	14370.851	.000	.160*
muestra	C2	.301	5	.060	239.211	.000	.008
	C3	46.210	5	9.242	2651.530	.000	.081
	C4	25.638	5	5.128	1766.861	.000	.055
	RMSEA	.198	5	.040	107.318	.000	.004
	NNFI	.039	5	.008	6.578	.000	.000
	CFI	.027	5	.005	8.910	.000	.000
	RMR	13.818	5	2.764	21275.402	.000	.414*
	GFI	14.820	5	2.964	15860.599	.000	.345*
	AGFI	38.132	5	7.626	14453.084	.000	.324*
factores * categorías	C2	.022	12	.002	7.137	.000	.001
	C3	4.653	12	.388	111.243	.000	.009
	C4	5.120	12	.427	147.014	.000	.012
	RMSEA	.639	12	.053	144.379	.000	.011
	NNFI	2.067	12	.172	145.687	.000	.011
	CFI	1.481	12	.123	204.561	.000	.016
	RMR	5.403	12	.450	3466.339	.000	.216*
	GFI	5.149	12	.429	2295.943	.000	.155*
	AGFI	21.355	12	1.780	3372.549	.000	.212*
factores * simetría	C2	.162	6	.027	107.379	.000	.004
	C3	11.718	6	1.953	560.327	.000	.022
	C4	6.588	6	1.098	378.353	.000	.015
	RMSEA	.556	6	.093	251.241	.000	.010
	NNFI	6.228	6	1.038	877.954	.000	.034
	CFI	5.909	6	.985	1632.312	.000	.061
	RMR	.543	6	.090	696.359	.000	.027
	GFI	.357	6	.059	318.144	.000	.013
	AGFI	2.100	6	.350	663.296	.000	.026

Tabla L1 (cont.)

MANOVA para Modelos Mal Especificados. Método RULS

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
categorías * simetría	C2	.010	6	.002	6.941	.000	.000
	C3	1.023	6	.170	48.900	.000	.002
	C4	1.048	6	.175	60.164	.000	.002
	RMSEA	.757	6	.126	342.096	.000	.013
	NNFI	5.468	6	.911	770.888	.000	.030
	CFI	3.061	6	.510	845.666	.000	.033
	RMR	1.003	6	.167	1287.243	.000	.049
	GFI	.955	6	.159	851.852	.000	.033
	AGFI	3.862	6	.644	1219.705	.000	.046
factores * categorías * simetría	C2	.031	18	.002	6.732	.000	.001
	C3	2.406	18	.134	38.342	.000	.005
	C4	2.829	18	.157	54.151	.000	.006
	RMSEA	.289	18	.016	43.628	.000	.005
	NNFI	.719	18	.040	33.772	.000	.004
	CFI	.492	18	.027	45.349	.000	.005
	RMR	2.583	18	.144	1104.732	.000	.117
	GFI	2.453	18	.136	729.278	.000	.080
	AGFI	10.310	18	.573	1085.438	.000	.115
factores * muestra	C2	1.073	19	.056	224.285	.000	.028
	C3	75.899	19	3.995	1146.078	.000	.126
	C4	69.994	19	3.684	1269.409	.000	.138
	RMSEA	.294	19	.015	42.040	.000	.005
	NNFI	.265	19	.014	11.809	.000	.001
	CFI	.157	19	.008	13.715	.000	.002
	RMR	2.163	19	.114	876.175	.000	.099
	GFI	3.450	19	.182	971.791	.000	.109
	AGFI	8.324	19	.438	830.305	.000	.095
categorías * muestra	C2	.024	15	.002	6.460	.000	.001
	C3	4.233	15	.282	80.961	.000	.008
	C4	3.425	15	.228	78.682	.000	.008
	RMSEA	.164	15	.011	29.621	.000	.003
	NNFI	.223	15	.015	12.554	.000	.001
	CFI	.122	15	.008	13.526	.000	.001
	RMR	1.867	15	.124	958.221	.000	.087
	GFI	1.839	15	.123	656.185	.000	.061
	AGFI	7.182	15	.479	907.400	.000	.083

Tabla L1 (cont.)

MANOVA para Modelos Mal Especificados. Método RULS

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
factores * categorías * muestra	C2	.088	57	.002	6.152	.000	.002
	C3	9.721	57	.171	48.928	.000	.018
	C4	10.796	57	.189	65.263	.000	.024
	RMSEA	.637	57	.011	30.296	.000	.011
	NNFI	.897	57	.016	13.314	.000	.005
	CFI	.510	57	.009	14.831	.000	.006
	RMR	4.996	57	.088	674.798	.000	.203*
	GFI	4.845	57	.085	454.853	.000	.147*
	AGFI	19.913	57	.349	662.076	.000	.200*
simetría * muestra	C2	.126	10	.013	50.203	.000	.003
	C3	10.916	10	1.092	313.171	.000	.020
	C4	2.066	10	.207	71.202	.000	.005
	RMSEA	.122	10	.012	33.017	.000	.002
	NNFI	.147	10	.015	12.432	.000	.001
	CFI	.089	10	.009	14.734	.000	.001
	RMR	1.895	10	.190	1459.187	.000	.088
	GFI	2.038	10	.204	1090.675	.000	.067
	AGFI	5.904	10	.590	1118.959	.000	.069
factores * simetría * muestra	C2	.385	30	.013	50.952	.000	.010
	C3	10.465	30	.349	100.076	.000	.020
	C4	4.626	30	.154	53.130	.000	.010
	RMSEA	.102	30	.003	9.246	.000	.002
	NNFI	.296	30	.010	8.336	.000	.002
	CFI	.155	30	.005	8.575	.000	.002
	RMR	1.041	30	.035	267.152	.000	.051
	GFI	1.095	30	.037	195.406	.000	.037
	AGFI	4.000	30	.133	252.687	.000	.048
categorías * simetría * muestra	C2	.047	29	.002	6.484	.000	.001
	C3	2.433	29	.084	24.068	.000	.005
	C4	2.562	29	.088	30.446	.000	.006
	RMSEA	.114	29	.004	10.672	.000	.002
	NNFI	.189	29	.007	5.527	.000	.001
	CFI	.106	29	.004	6.075	.000	.001
	RMR	.754	29	.026	200.276	.000	.037
	GFI	.729	29	.025	134.441	.000	.025
	AGFI	3.052	29	.105	199.426	.000	.037

Tabla L1 (cont.)

MANOVA para Modelos Mal Especificados. Método RULS

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
factores * categorías * simetría * muestra	C2	.135	85	.002	6.291	.000	.004
	C3	6.216	85	.073	20.980	.000	.012
	C4	6.871	85	.081	27.854	.000	.015
	RMSEA	.406	85	.005	12.971	.000	.007
	NNFI	.658	85	.008	6.553	.000	.004
	CFI	.396	85	.005	7.724	.000	.004
	RMR	2.712	85	.032	245.612	.000	.122
	GFI	2.646	85	.031	166.593	.000	.086
	AGFI	10.646	85	.125	237.356	.000	.118
Error	C2	37.948	150678	.000			
	C3	525.194	150678	.003			
	C4	437.275	150678	.003			
	RMSEA	55.544	150678	.000			
	NNFI	178.136	150678	.001			
	CFI	90.902	150678	.001			
	RMR	19.573	150678	.000			
	GFI	28.157	150678	.000			
	AGFI	79.509	150678	.001			
Total	C2	41.317	150980				
	C3	791.201	150980				
	C4	655.323	150980				
	RMSEA	1619.764	150980				
	NNFI	124233.575	150980				
	CFI	130429.811	150980				
	AGFI	128345.479	150980				

Tabla L2

MANOVA para Modelos Bien Especificados. Método RULS

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
Modelo corregido	C2	1466.543 ^a	281	5.219	277.653	.000	.357
	C3	699.330 ^b	281	2.489	30.047	.000	.057
	C4	4063.288 ^c	281	14.460	234.137	.000	.319
	RMSEA	25.646 ^d	281	.091	331.624	.000	.398
	NNFI	15.499 ^e	281	.055	323.911	.000	.393
	CFI	4.853 ^f	281	.017	510.241	.000	.505
	RMR	74.022 ^g	281	.263	5249.291	.000	.913
	GFI	35.877 ^h	281	.128	3479.638	.000	.874
	AGFI	198.441 ⁱ	281	.706	4720.598	.000	.904
factores	C2	399.674	4	99.919	5315.691	.000	.131
	C3	26.142	4	6.536	78.906	.000	.002
	C4	2207.340	4	551.835	8935.260	.000	.203*
	RMSEA	2.981	4	.745	2708.263	.000	.071
	NNFI	.745	4	.186	1094.395	.000	.030
	CFI	.301	4	.075	2225.769	.000	.060
	RMR	.766	4	.192	3817.104	.000	.098
	GFI	.966	4	.241	6579.675	.000	.158*
	AGFI	5.253	4	1.313	8778.885	.000	.200*
categorías	C2	105.456	3	35.152	1870.101	.000	.038
	C3	26.728	3	8.909	107.563	.000	.002
	C4	29.331	3	9.777	158.308	.000	.003
	RMSEA	.865	3	.288	1047.173	.000	.022
	NNFI	.680	3	.227	1331.362	.000	.028
	CFI	.165	3	.055	1628.340	.000	.034
	RMR	3.554	3	1.185	23609.427	.000	.335*
	GFI	1.920	3	.640	17437.654	.000	.271*
	AGFI	11.085	3	3.695	24699.396	.000	.345*

Nota. ^aR cuadrado = .357 (R cuadrado corregida = .355). ^bR cuadrado = .057 (R cuadrado corregida = .055). ^cR cuadrado = .319 (R cuadrado corregida = .317). ^dR cuadrado = .398 (R cuadrado corregida = .397). ^eR cuadrado = .393 (R cuadrado corregida = .392). ^fR cuadrado = .505 (R cuadrado corregida = .504). ^gR cuadrado = .913 (R cuadrado corregida = .913). ^hR cuadrado = .874 (R cuadrado corregida = .874). ⁱR cuadrado = .904 (R cuadrado corregida = .904). *Tamaño del efecto igual o superior a 0.14, suficientemente grande según Cohen (1988).

Tabla L2 (cont.)

MANOVA para Modelos Bien Especificados. Método RULS

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
simetría	C2	588.516	2	294.258	15654.594	.000	.182*
	C3	11.728	2	5.864	70.798	.000	.001
	C4	13.953	2	6.977	112.966	.000	.002
	RMSEA	.309	2	.155	562.065	.000	.008
	NNFI	.218	2	.109	638.752	.000	.009
	CFI	.060	2	.030	882.035	.000	.012
	RMR	8.700	2	4.350	86681.485	.000	.552*
	GFI	3.064	2	1.532	41747.695	.000	.372*
	AGFI	11.147	2	5.573	37255.948	.000	.346*
muestra	C2	2.108	5	.422	22.430	.000	.001
	C3	29.743	5	5.949	71.818	.000	.003
	C4	1002.764	5	200.553	3247.330	.000	.103
	RMSEA	3.905	5	.781	2837.902	.000	.092
	NNFI	.311	5	.062	364.996	.000	.013
	CFI	.701	5	.140	4141.790	.000	.128
	RMR	30.303	5	6.061	120769.192	.000	.811*
	GFI	9.267	5	1.853	50510.452	.000	.642*
	AGFI	27.875	5	5.575	37266.609	.000	.570*
factores * categorías	C2	27.427	12	2.286	121.593	.000	.010
	C3	114.538	12	9.545	115.236	.000	.010
	C4	93.207	12	7.767	125.767	.000	.011
	RMSEA	3.350	12	.279	1014.463	.000	.080
	NNFI	2.518	12	.210	1232.170	.000	.095
	CFI	.646	12	.054	1591.527	.000	.120
	RMR	6.991	12	.583	11609.162	.000	.498*
	GFI	4.704	12	.392	10683.607	.000	.477*
	AGFI	31.871	12	2.656	17753.453	.000	.602*
factores * simetría	C2	106.125	6	17.688	940.981	.000	.039
	C3	18.658	6	3.110	37.544	.000	.002
	C4	19.709	6	3.285	53.188	.000	.002
	RMSEA	.634	6	.106	383.991	.000	.016
	NNFI	.555	6	.093	543.705	.000	.023
	CFI	.135	6	.023	666.818	.000	.028
	RMR	.891	6	.149	2959.983	.000	.112
	GFI	.442	6	.074	2008.715	.000	.079
	AGFI	4.873	6	.812	5428.752	.000	.188*

Tabla L2 (cont.)

MANOVA para Modelos Bien Especificados. Método RULS

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
categorías * simetría	C2	143.056	6	23.843	1268.435	.000	.051
	C3	19.529	6	3.255	39.296	.000	.002
	C4	18.268	6	3.045	49.299	.000	.002
	RMSEA	.653	6	.109	395.485	.000	.017
	NNFI	.570	6	.095	557.715	.000	.023
	CFI	.141	6	.024	694.374	.000	.029
	RMR	1.409	6	.235	4678.032	.000	.166*
	GFI	.930	6	.155	4225.051	.000	.153*
	AGFI	6.066	6	1.011	6757.732	.000	.224*
factores * categorías * simetría	C2	18.855	18	1.047	55.726	.000	.007
	C3	68.424	18	3.801	45.894	.000	.006
	C4	59.188	18	3.288	53.243	.000	.007
	RMSEA	2.109	18	.117	425.741	.000	.052
	NNFI	1.827	18	.101	595.993	.000	.071
	CFI	.467	18	.026	765.990	.000	.089
	RMR	3.956	18	.220	4380.062	.000	.359*
	GFI	2.606	18	.145	3945.607	.000	.335*
	AGFI	17.957	18	.998	6668.638	.000	.460*
factores * muestra	C2	2.014	19	.106	5.641	.000	.001
	C3	48.005	19	2.527	30.504	.000	.004
	C4	267.849	19	14.097	228.262	.000	.030
	RMSEA	1.287	19	.068	246.166	.000	.032
	NNFI	.839	19	.044	259.417	.000	.034
	CFI	.223	19	.012	346.218	.000	.045
	RMR	2.307	19	.121	2419.940	.000	.246*
	GFI	1.800	19	.095	2581.680	.000	.259*
	AGFI	10.233	19	.539	3600.015	.000	.327*
categorías * muestra	C2	1.583	15	.106	5.613	.000	.001
	C3	38.335	15	2.556	30.855	.000	.003
	C4	32.263	15	2.151	34.826	.000	.004
	RMSEA	1.070	15	.071	259.223	.000	.027
	NNFI	.815	15	.054	319.218	.000	.033
	CFI	.206	15	.014	405.405	.000	.041
	RMR	2.408	15	.161	3198.924	.000	.254*
	GFI	1.599	15	.107	2905.405	.000	.236*
	AGFI	10.249	15	.683	4567.255	.000	.327*

Tabla L2 (cont.)

MANOVA para Modelos Bien Especificados. Método RULS

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
factores * categorías * muestra	C2	4.165	57	.073	3.888	.000	.002
	C3	142.419	57	2.499	30.166	.000	.012
	C4	105.232	57	1.846	29.893	.000	.012
	RMSEA	3.701	57	.065	235.932	.000	.087
	NNFI	2.831	57	.050	291.692	.000	.106
	CFI	.730	57	.013	378.382	.000	.133
	RMR	7.020	57	.123	2454.085	.000	.499*
	GFI	4.615	57	.081	2206.562	.000	.472*
	AGFI	31.164	57	.547	3654.718	.000	.597*
simetría * muestra	C2	1.294	9	.144	7.647	.000	.000
	C3	13.754	9	1.528	18.450	.000	.001
	C4	8.357	9	.929	15.035	.000	.001
	RMSEA	.294	9	.033	118.689	.000	.008
	NNFI	.255	9	.028	166.641	.000	.011
	CFI	.066	9	.007	216.198	.000	.014
	RMR	1.324	9	.147	2930.648	.000	.158*
	GFI	.702	9	.078	2125.640	.000	.120
	AGFI	3.737	9	.415	2775.736	.000	.151*
factores * simetría * muestra	C2	1.504	26	.058	3.077	.000	.001
	C3	24.477	26	.941	11.366	.000	.002
	C4	21.734	26	.836	13.535	.000	.002
	RMSEA	.684	26	.026	95.563	.000	.017
	NNFI	.553	26	.021	124.902	.000	.023
	CFI	.147	26	.006	167.536	.000	.030
	RMR	1.280	26	.049	981.286	.000	.153*
	GFI	1.048	26	.040	1098.201	.000	.169*
	AGFI	5.929	26	.228	1524.254	.000	.220*
categorías * simetría * muestra	C2	1.161	26	.045	2.376	.000	.000
	C3	23.115	26	.889	10.734	.000	.002
	C4	19.913	26	.766	12.401	.000	.002
	RMSEA	.655	26	.025	91.509	.000	.017
	NNFI	.546	26	.021	123.395	.000	.022
	CFI	.145	26	.006	165.116	.000	.030
	RMR	1.309	26	.050	1002.873	.000	.156*
	GFI	.854	26	.033	894.722	.000	.142*
	AGFI	5.967	26	.229	1533.983	.000	.221*

Tabla L2 (cont.)

MANOVA para Modelos Bien Especificados. Método RULS

Fuente	Variable dependiente	Suma de cuadrados tipo III	Grados libertad	Media cuadrática	F	Significación	Eta cuadrado parcial
factores * categorías * simetría * muestra	C2	4.573	73	.063	3.332	.000	.002
	C3	102.027	73	1.398	16.874	.000	.009
	C4	60.380	73	.827	13.393	.000	.007
	RMSEA	2.374	73	.033	118.187	.000	.058
	NNFI	1.980	73	.027	159.254	.000	.076
	CFI	.526	73	.007	212.722	.000	.099
	RMR	4.058	73	.056	1107.703	.000	.365*
	GFI	2.761	73	.038	1030.636	.000	.348*
	AGFI	18.101	73	.248	1657.465	.000	.462*
	Error	C2	2644.764	140702	.019		
C3		11654.092	140702	.083			
C4		8689.651	140702	.062			
RMSEA		38.722	140702	.000			
NNFI		23.958	140702	.000			
CFI		4.762	140702	3.38E-005			
RMR		7.061	140702	5.02E-005			
GFI		5.163	140702	3.67E-005			
AGFI		21.049	140702	.000			
Total	C2	4859.761	140984				
	C3	44971.165	140984				
	C4	24432.842	140984				
	RMSEA	90.811	140984				
	NNFI	140497.928	140984				
	CFI	140213.119	140984				
	RMR	327.559	140984				
	AGFI	137711.719	140984				
	AGFI	134823.412	140984				

APÉNDICE M

Efectos de interacción vinculados a decisiones correctas

M1. Método ML

M1.1. Decisiones correctas con ML para modelos mal especificados

-Respecto a la interacción **factores*categorías**, con RMR (Figura 3.1) se rechazan los modelos erróneos.

-Cuando se trata de la interacción **factores*simetría**, con GFI (Figura 3.2) se rechazan los modelos mal especificados con 3 o más factores y distribución simétrica de las respuestas, los modelos que tienen 5 ó 6 factores y distribución simétrica o asimétrica moderada, así como también los modelos que tienen 6 factores y distribución asimétrica severa.

-Por lo que respecta a la interacción **factores*tamaño muestral**, con GFI (Figura 3.3) se rechazan los modelos falsos con tamaños muestrales de 100 ó 150 sujetos a partir de 3 factores y los modelos con 250 sujetos con 5 ó 6 factores. También se rechazan los que tienen 6 factores y tamaños muestrales entre 450 y 850 sujetos, mientras que los que tienen 5 factores son susceptibles de ser rechazados.

Para la mencionada interacción **factores*tamaño muestral**, con C1 (Figura 3.4) se rechazan los modelos falsos con 2 factores que tienen de 250 a 850 sujetos, así como los modelos a partir de 3 factores para cualquier número de sujetos.

-En lo referente a la interacción **factores*categorías*tamaño muestral** con RMR (Figura 3.5) se rechazan los modelos erróneos cuando las muestras tienen de 100 a 250 sujetos.

M1.2. Decisiones correctas con ML para modelos bien especificados

-En cuanto a la interacción **factores*categorías**, con RMR y con NNFI (Figura 3.6 y Figura 3.8, respectivamente) se aceptan todos los modelos correctos excepto los que tienen 2 factores y 4 categorías.

Para esta misma interacción **factores*categorías**, con CFI y con AGFI (Figura 3.7 y Figura 3.9, respectivamente) se aceptan todos los modelos correctamente especificados.

-Cuando se trata de la interacción **factores*muestra**, con GFI (Figura 3.10) se aceptan modelos correctamente especificados excepto modelos con 6 factores y 100 sujetos

Para la citada interacción **factores*muestra**, con AGFI (Figura 3.11) se aceptan los modelos correctos excepto los que tienen 4 ó más factores y 100 sujetos, así como también los modelos que tienen 5 ó 6 factores y 150 sujetos. Los modelos correctos con 3 factores y 100 sujetos son susceptibles de ser rechazados.

Para esta interacción **factores*muestra**, con RMR (Figura 3.12) se aceptan los modelos correctos con 100 sujetos con 2 factores. respecto a los modelos con 150 sujetos, se aceptan únicamente los que cuentan con 3 factores.

-Por lo que respecta a la interacción **categorías*tamaño muestral**, con RMR (Figura 3.13) se aceptan modelos correctamente especificados de 150 sujetos con 5 ó 6 categorías de respuesta. Se aceptan también los modelos correctos de 250 a 850 sujetos (excepto con 250 sujetos y 4 categorías de respuesta). Los modelos con 150 sujetos y 3 categorías son susceptibles de ser rechazados.

-En cuanto a la interacción **factores*categorías*simetría**, con RMR (Figura 3.14) se aceptan modelos bien especificados con distribución simétrica. Se aceptan modelos correctos con asimetría moderada (excepto los que tienen 2 factores y 4 categorías). Se aceptan modelos correctos con asimetría severa (excepto los que tienen 2 factores y 4 categorías y los que tienen 6 factores y 3 categorías).

-Para esta interacción **factores*categorías*simetría**, con CFI (Figura 3.15) se aceptan los modelos correctos con simetría, simetría moderada o simetría severa (excepto los que tienen asimetría severa, 2 factores y 4 categorías).

-Para la mencionada interacción **factores*categorías*simetría**, con NNFI (Figura 3.16) se aceptan modelos correctos con distribución simétrica, con asimetría moderada (excepto los que tienen 2 factores y 4 categorías) y los modelos correctos con asimetría severa (excepto los que tienen 2 factores y 4 categorías y los que tienen 6 factores y 3 categorías).

-Respecto a la interacción **factores*categorías*tamaño muestral**, con RMR (Figura 3.17) solamente se aceptan los modelos bien especificados con 100 sujetos que tienen 2 factores, con independencia del número de categorías. Se aceptan los modelos con un tamaño muestral entre 150 y 450 sujetos (excepto los que tengan 2 factores y 4 categorías, así como también los modelos con 150 sujetos y 5 ó 6 factores). Se aceptan los modelos bien especificados con 650 u 850 sujetos con

independencia del número de factores y de categorías. Los modelos con 150 sujetos que tienen 4 factores son susceptibles de ser rechazados, independientemente del número de categorías.

Para la citada interacción factores*categorías*tamaño muestral, con CFI (Figura 3.18) se aceptan los modelos correctos (excepto si tienen 2 factores y 4 categorías y sus tamaños muestrales son de 150 ó 250 sujetos).

Para esta misma interacción factores*categorías*tamaño muestral, con NNFI (Figura 3.19) se aceptan los modelos correctos (excepto los que tienen 2 factores y 4 categorías con tamaños muestrales entre 150 y 450 sujetos y los modelos que tienen 6 factores, 3 categorías de respuesta y 150 u 850 sujetos).

Para la mencionada interacción factores*categorías*tamaño muestral, con AGFI (Figura 3.20) se aceptan todos los modelos, excepto los que tienen 100 sujetos con 4 o más factores, los que tienen 150 sujetos con 5 ó 6 factores, así como también los que tienen 2 factores, 4 categorías y su tamaño muestral es de 150 ó 250 sujetos. Los modelos con 3 factores son susceptibles de ser rechazados.

Para esta interacción factores*categorías*tamaño muestral, con GFI (Figura 3.21) se aceptan todos los modelos (excepto los que tienen 100 sujetos con 6 factores). Los modelos que tienen 5 factores son susceptibles de ser rechazados.

M2. Método RML

M2.1. Decisiones correctas con RML para modelos mal especificados

-En cuanto a la interacción **factores*categorías**, con RMR (Figura 3.22) se rechazan los modelos falsos.

-Por lo que respecta a la interacción **factores*simetría**, con GFI (Figura 3.23) se rechazan los modelos mal especificados con distribución simétrica con 3 ó más factores. También se rechazan, según los datos disponibles, los modelos con asimetría moderada con 5 factores.

Para esta misma interacción factores*simetría, con CFI (Figura 3.24) se rechazan los modelos falsos que tienen 3 factores y su distribución es simétrica.

-En lo concerniente a la interacción **factores*tamaño muestral**, con C4 (Figura 3.25) se rechazan los modelos falsos con 2 factores y 850 sujetos. También se rechazan los modelos con 3 ó 4 factores que tengan de 450 a 850 sujetos, así como los modelos que tienen 5 factores (excepto los que tienen 250 sujetos).

Para la mencionada interacción factores*tamaño muestral, con GFI (Figura 3.26) se rechazan los modelos con 3 ó 4 factores con 100 ó 150 sujetos y los modelos de 5 factores con tamaño muestral entre 100 y 250 sujetos. Por otra parte, todos los modelos falsos con 6 factores se rechazan, mientras que los modelos de 5 factores cuyo tamaño muestral se encuentra entre 450 y 850 sujetos son susceptibles de ser rechazados.

-Cuando se trata de la interacción **simetría*tamaño muestral**, con C3 (Figura 3.27) se rechazan todos los modelos falsos que tienen distribución simétrica con 150 sujetos o más y los que tienen distribución asimétrica moderada con 450 sujetos o más. Se rechazan los modelos que tienen distribución asimétrica severa con 650 u 850 sujetos. Los modelos con 250 sujetos y asimetría moderada son susceptibles de ser rechazados.

Para la citada interacción simetría*tamaño muestral, con NNFI (Figura 3.28) se rechazan los modelos falsos de cualquier tamaño muestral cuya distribución de respuestas es simétrica, mientras que se rechazan los modelos con distribución asimétrica moderada a partir de 250 sujetos. Los modelos con una distribución de respuestas asimétrica moderada que tienen 150 sujetos son susceptibles de ser rechazados.

-Respecto a la interacción **factores*categorías*tamaño muestral**, con RMR (Figura 3.29) se rechazan todos los modelos falsos (a excepción de los que tienen 2 factores y 3 categorías con tamaños muestrales de 450 a 850 sujetos y los que tienen 2 factores y 4 categorías con 850 sujetos).

M2.2. Decisiones correctas con RML para modelos bien especificados

-Por lo que respecta a la interacción **factores*categorías**, con RMR (Figura 3.30) se aceptan todos los modelos correctos (excepto los que tienen 2 factores y 4 categorías).

Para la mencionada interacción factores*categorías, con CFI, con RMSEA y con AGFI (Figura 3.31, Figura 3.32 y Figura 3.33, respectivamente) se aceptan todos los modelos correctos.

-En cuanto a la interacción **factores*tamaño muestral**, con GFI (Figura 3.34) se aceptan todos los modelos bien especificados.

Para esta misma interacción factores*tamaño muestral, con AGFI (Figura 3.35) se aceptan todos los modelos correctos (a excepción de los que tienen 4 ó más factores y 100 sujetos y los que tienen 5 ó 6 factores y 150 sujetos).

Para la citada interacción factores*tamaño muestral, con C4 (Figura 3.36) se aceptan todos los modelos correctos (excepto los que tienen 5 factores y 100 sujetos y los que tienen 6 factores y 150 sujetos).

Para la mencionada interacción factores*tamaño muestral, con RMR (Figura 3.37) se aceptan todos los modelos correctos (a excepción de aquellos con 100 sujetos y 3 ó más factores y de los que tienen 150 sujetos y 2 ó 5 factores). Los modelos que tienen 150 sujetos y 4 ó 6 factores son susceptibles de ser rechazados.

Para dicha interacción factores*tamaño muestral, con CFI (Figura 3.38) se aceptan todos los modelos correctos.

-Respecto a la interacción **categorías*tamaño muestral**, con RMR (Figura 3.39) se aceptan los modelos bien especificados (excepto los que tienen 100 sujetos con independencia del número de categorías y los que tienen 4 categorías con 150 ó 250 sujetos).

Para la citada interacción categorías*tamaño muestral, con CFI (Figura 3.40) se aceptan todos los modelos correctamente especificados.

-Por lo que se refiere a la interacción **simetría*muestra**, con el índice NNFI (Figura 3.41) se aceptan todos los modelos bien especificados.

-En lo concerniente a la interacción **factores*categorías*simetría**, con RMR (Figura 3.42) se aceptan los modelos con distribuciones simétrica y asimétrica (excepto los modelos con 2 factores y 4 categorías de respuesta que tienen asimetría moderada o severa).

Para la mencionada interacción factores*categorías*simetría, con CFI y con RMSEA (Figura 3.43 y Figura 3.44, respectivamente) todos los modelos correctos se aceptan.

-Por lo que respecta a la interacción **factores*categoría*tamaño muestral**, con RMR (Figura 3.45). Se aceptan los modelos con 100 sujetos con 2 factores con independencia del número de categorías, así como los modelos cuyo tamaño muestral oscila entre 250 y 450 sujetos (excepto los que tienen 2 factores y 4 categorías). Respecto a los modelos con 150 sujetos, se aceptan aquellos con 2 factores (excepto si tienen 4 categorías) y los modelos con 3 factores con independencia del número de categorías. También se aceptan todos los modelos de 650 y 850 sujetos sea cual sea su

número de factores y de categorías. Los modelos con 4 ó 6 factores con un tamaño muestral de 150 sujetos son susceptibles de ser rechazados, con independencia del número de categorías.

Para la citada interacción factores*categoría*tamaño muestral, con el índice CFI y con RMSEA (Figura 3.46 y Figura 3.47, respectivamente) todos los modelos bien especificados se aceptan.

Para la mencionada interacción factores*categoría*tamaño muestral, con AGFI (Figura 3.48) solo se aceptan modelos con 100 sujetos cuando tienen 2 factores, con independencia del número de categorías. Los modelos con otros tamaños muestrales se aceptan (a excepción de los modelos con 150 sujetos con 5 ó 6 factores, sea cual sea el número de categorías, y los modelos con 150 ó 250 sujetos que tienen 2 factores y 4 categorías). Por otra parte, los modelos con 100 sujetos y 3 factores son susceptibles de ser rechazados.

M3. Método WLS

M3.1. Decisiones correctas con WLS para modelos mal especificados

-En cuanto a la interacción **factores*categorías**, con NNFI (Figura 3.49) todos los modelos falsos se rechazan.

Para esta misma interacción factores*categorías, con CFI (Figura 3.50) se rechazan los modelos falsos (excepto los que tienen 2 factores y 3, 5 ó 6 categorías).

-Por lo que respecta a la interacción **factores*tamaño muestral**, con el índice RMR (Figura 3.51) se rechazan todos los modelos mal especificados.

Para la citada interacción factores*tamaño muestral, con RMSEA (Figura 3.52) se rechazan los falsos modelos de 100, 150, 250 y 450 sujetos, excepto los que tienen 450 sujetos y 6 factores. Se rechazan los falsos modelos con 650 sujetos y 850 sujetos que tienen 3 factores.

Para esta misma interacción factores*tamaño muestral, con CFI (Figura 3.53) se rechazan todos los modelos, excepto los modelos con 100 sujetos y los modelos con 2 y 5 factores que tienen 150 sujetos, así como también los modelos con 2 factores y un tamaño muestral de 650 u 850 sujetos¹.

¹ Para esta interacción factores*tamaño muestral, con GFI (Figura 3.54) todos los modelos falsos se aceptan. Dado que en este Apéndice M se muestran los efectos de interacción vinculados a decisiones correctas, no se incluye en el texto.

-En lo concerniente a la interacción **factores*categorías*tamaño muestral**, con NNFI (Figura 3.55) todos los modelos falsos se rechazan.

Para esta misma interacción **factores*categorías*tamaño muestral**, con CFI (Figura 3.56) se rechazan los modelos falsos entre 150 y 450 sujetos con 2 factores y 4 categorías de respuesta. También se rechazan los que tienen 3 ó más factores (excepto los modelos con 150 sujetos con 5 factores y 3 ó 4 categorías de respuesta). Además, se rechazan los modelos falsos de 650 u 850 sujetos con 3 ó más factores, con independencia de su número de categorías. Los modelos con 150 sujetos que tienen 3 ó 4 factores y 3 categorías de respuesta son susceptibles de ser aceptados.

M3.2. Decisiones correctas con WLS para modelos bien especificados

-En relación con la interacción **factores*categorías**, con NNFI (Figura 3.57) se aceptan modelos correctos excepto los que tienen 2 factores y 4 categorías.

Para la mencionada interacción **factores*categorías**, con el índice CFI (Figura 3.58) se aceptan todos los modelos correctos.

-Respecto a la interacción **factores*tamaño muestral**, con el índice RMR (Figura 3.59) se aceptan los modelos correctos con 450 sujetos que tienen 3 factores, así como los modelos con 650 sujetos de 2 a 5 factores y los que tienen 850 sujetos. Los modelos con 450 sujetos que tienen 4 factores son susceptibles de ser rechazados.

Para esta interacción **factores*tamaño muestral**, con RMSEA (Figura 3.60) se aceptan los modelos correctos (excepto los que tienen 4 factores y 100 sujetos así como también los que tienen 5 factores y 150 sujetos).

Para la misma interacción **factores*tamaño muestral**, con GFI (Figura 3.61) se aceptan todos los modelos correctos.

-En lo que concierne a la interacción **factores*categoría*simetría**, con el índice NNFI (Figura 3.62) se aceptan modelos correctos con distribución simétrica (excepto los que tienen 6 factores y 4 categorías) y los modelos con distribución asimétrica moderada o severa (excepto los que tienen 2 factores y 4 categorías).

Para la mencionada interacción **factores*categoría*simetría**, con el índice CFI (Figura 3.63) se aceptan modelos correctos con distribución simétrica y los modelos con distribución asimétrica moderada o severa (excepto los que tienen 2 factores y 4 categorías).

-Por lo que respecta a la interacción **factores*categorías*tamaño muestral**, con NNFI (Figura 3.64) se aceptan los modelos bien especificados que presentan tamaños muestrales de 100, 650 y 850 sujetos. Los modelos de 150 a 450 sujetos también se aceptan (excepto cuando tienen 2 factores y 4 categorías). Cabe señalar que son susceptibles de ser rechazados los modelos que tienen 150 sujetos y 5 factores independientemente del número de categorías, los que tienen 250 sujetos y 6 factores para cualquier número de categorías, así como también los modelos que tienen 450 sujetos con 6 factores y 4 categorías.

Para esta misma interacción factores*categorías*tamaño muestral, con CFI (Figura 3.65) se aceptan todos los modelos cuyos tamaños muestrales son de 100, 650 u 850 sujetos. Por otra parte, se aceptan los modelos entre 150 y 450 sujetos (excepto los que tienen 2 factores y 4 categorías).

Para la citada interacción factores*categorías*tamaño muestral, con AGFI (Figura 3.66) todos los modelos correctos se aceptan.

M4. Método ULS

M4.1. Decisiones correctas con ULS para modelos mal especificados

-En lo concerniente a la interacción **factores*categorías** con el índice RMR (Figura 3.67) se rechazan todos los modelos falsos.

Para la mencionada interacción factores*categorías, con el índice AGFI (Figura 3.68) se rechazan los modelos falsos con 2 factores y 4 categorías.

-Por lo que respecta a la interacción **simetría*tamaño muestral**, con el índice RMSEA (Figura 3.69) todos los modelos mal especificados se rechazan.

-En cuanto a la interacción **factores*categorías*tamaño muestral**, con RMR (Figura 3.70) se rechazan todos los modelos falsos.

Para esta misma interacción factores*categorías*tamaño muestral, con AGFI (Figura 3.71) se rechazan los modelos falsos con 100 sujetos que tengan 3 ó más factores con independencia del número de categorías. Se rechazan los modelos con 150 sujetos con 2 factores y 4 categorías y los que tienen 3 o más factores con 3 categorías de respuesta. Se rechazan los modelos entre 250 y 450 sujetos con 2 factores y 4 categorías. Los modelos con 150 sujetos que presentan 4 factores con 4 categorías de respuesta y los modelos que tienen 5 factores con 5 categorías son susceptibles de ser rechazados.

M4.2. Decisiones correctas con ULS para modelos bien especificados

-Por lo que se refiere a la interacción **factores*categorías**, con AGFI (Figura 3.72) se aceptan todos los modelos bien especificados, a excepción de aquellos con 2 factores y 4 categorías.

Para la mencionada interacción factores*categorías, con RMR (Figura 3.73) se aceptan los modelos correctos que tienen 2 factores (excepto cuando tienen 4 categorías), se aceptan todos los modelos que tienen 3 factores y los que tienen 4 factores (excepto los que tienen 3 categorías). También se aceptan los modelos que tienen 5 factores con 5 ó 6 categorías y los que tienen 6 factores con 6 categorías. Por otra parte, son susceptibles de ser rechazados los modelos que tienen 5 factores y 4 categorías, así como también los que tienen 6 factores y 5 categorías.

Para esta misma interacción factores*categorías, con GFI (Figura 3.74) todos los modelos correctamente especificados se aceptan.

-Respecto a la interacción **factores*tamaño muestral**, con los índices AGFI y GFI (Figura 3.75 y Figura 3,76, respectivamente) se aceptan todos los modelos bien especificados.

Para la mencionada interacción factores*tamaño muestral, con RMR (Figura 3.77) se aceptan modelos bien especificados con 3 factores y 250 sujetos. También se aceptan modelos cuyo tamaño muestral sea igual o superior a 450 sujetos, si bien los modelos con 2 factores y 450 sujetos son susceptibles de ser rechazados. También los que tienen 4 factores y 250 sujetos son susceptibles de ser rechazados.

-Cuando se trata de la interacción **categorías*tamaño muestral**, con AGFI y con GFI (Figura 3.78 y Figura 3.80, respectivamente) se aceptan todos los modelos bien especificados.

Para la citada interacción categorías*tamaño muestral, con RMR (Figura 3.79) se aceptan los modelos bien especificados con 250 sujetos y 5 ó 6 categorías. También se aceptan los modelos cuyo tamaño muestral es igual o superior a 450 sujetos con independencia del número de categorías, si bien se rechazan los modelos con 450 sujetos y 4 categorías.

-Respecto a la interacción **simetría*tamaño muestral**, con RMSEA (Figura 3.81) se aceptan todos los modelos bien especificados con distribución simétrica, los modelos de 250 a 850 sujetos cuya distribución de respuestas tiene asimetría moderada y los modelos de 450 a 850 sujetos con asimetría severa en la distribución de respuestas.

Para esta interacción simetría*tamaño muestral, con GFI y con AGFI (Figura 3.82 y Figura 3.83, respectivamente) se aceptan todos los modelos correctos.

Para la citada interacción **simetría*tamaño muestral**, con RMR (Figura 3.84) se aceptan los modelos con distribución simétrica cuyo tamaño muestral sea igual o superior a 250 sujetos, así como también los que tienen distribución asimétrica moderada o severa con un tamaño muestral igual o superior a 450 sujetos. Los modelos susceptibles de ser rechazados son aquellos con distribución simétrica que tienen 150 sujetos y también los que tienen asimetría moderada con 250 sujetos.

-En cuanto a la interacción **factores*categorías*simetría**, cabe destacar que con AGFI (Figura 3.85), en caso de distribución simétrica de las respuestas, se aceptan todos los modelos. Sin embargo, en caso de distribución asimétrica moderada o severa de las respuestas, se aceptan todos los modelos excepto los que tienen 2 factores y 4 categorías.

Para esta interacción **factores*categorías*simetría**, con RMR (Figura 3.86) se aceptan todos los modelos con distribución simétrica. También se aceptan los modelos con distribución asimétrica moderada con 2 factores (excepto los que tienen 4 categorías), todos los modelos con 3 factores y los modelos con 4 factores que tienen 4 o más categorías. Se aceptan también los modelos con 5 ó 6 factores que tienen 5 ó 6 categorías. En caso de que la distribución tenga asimetría severa, se aceptan los modelos con 2 factores y 5 ó 6 categorías. Por otra parte, se rechazan los modelos de 3 a 5 factores, aunque los modelos con 3 factores y 6 categorías son susceptibles de ser aceptados.

Para la mencionada interacción **factores*categorías*simetría**, con GFI (Figura 3.87) se aceptan todos los modelos correctamente especificados.

-Por lo que respecta a la interacción **factores*categorías*tamaño muestral**, con AGFI (Figura 3.88) se aceptan los modelos (excepto los que tienen 2 factores y 4 categorías y un tamaño muestral entre 150 y 450 sujetos).

Para esta misma interacción **factores*categorías*tamaño muestral**, con RMR (Figura 3.89) solo se aceptan los modelos bien especificados con 100 sujetos que tienen 2 factores y 6 categorías. También se aceptan los modelos con 150 sujetos que tienen 2 factores y 5 ó 6 categorías. En cuanto a los modelos con 250 sujetos, se aceptan aquellos que tienen 2 factores (excepto los que tienen 4 categorías). También se aceptan los modelos con 250 sujetos que tienen 3 factores y 4 o más categorías, los que tienen 4 factores y 5 ó 6 categorías, aquellos con 5 factores y 6 categorías y los modelos que tienen 6 factores y 6 categorías. Por otra parte, se aceptan todos los modelos de 450 sujetos (excepto con 2 factores y 4 categorías), todos los modelos con 650 sujetos, así como también los modelos con 850 sujetos (excepto si tienen 6 factores y 5 categorías). Finalmente, respecto a los

modelos con 250 sujetos, debe tenerse en cuenta que cuando tienen 4 factores y 4 categorías y cuando tienen 5 factores y 5 categorías son susceptibles de ser rechazados.

Para la mencionada interacción factores*categoría*tamaño muestral, con GFI (Figura 3.90) todos los modelos bien especificados se aceptan.

-En lo concerniente a la interacción **factores*simetría*tamaño muestral**, con AGFI (Figura 3.91) se aceptan todos los modelos (excepto los que presentan asimetría severa, tanto se trate de modelos de 6 factores con un tamaño muestral de 100 sujetos como de modelos de 2 factores con un tamaño muestral de 150 sujetos).

Para la citada interacción factores*simetría*tamaño muestral, con RMR (Figura 3.92), cuando el modelo tiene 100 sujetos se aceptan los que tienen 2 factores cuya distribución de respuestas a los ítems sea simétrica. Se aceptan modelos con 150 sujetos que tienen 2 ó 3 factores y distribución simétrica (los que tienen 4 factores son susceptibles de ser rechazados). En el caso de los modelos de 250 sujetos, se aceptan todos los modelos con distribución simétrica y se rechazan todos los modelos con distribución asimétrica severa. Por lo que respecta a los modelos con asimetría moderada, se aceptan los que tiene 3 ó 4 factores (los modelos que tienen 5 factores son susceptibles de ser rechazados). Además, se aceptan todos los modelos de 450 sujetos, excepto los que tienen 2 factores con distribución asimétrica moderada o severa. Cabe destacar que se aceptan todos los modelos de 650 y 850 sujetos, si bien se rechazan los modelos con 850 sujetos que tienen 6 factores y una distribución de respuestas con asimetría severa.

M5. Método RULS

M5.1. Decisiones correctas con RULS para modelos mal especificados

-Cuando se trata de la interacción **factores*categorías**, con RMR y con GFI (Figura 3.93 y Figura 3.95, respectivamente) se rechazan todos los modelos incorrectamente especificados.

Para esta misma interacción factores*categorías, con AGFI (Figura 3.94) se rechazan modelos mal especificados con 2 factores y 4 categorías.

-En cuanto a la interacción **factores*categorías*tamaño muestral**, con RMR y con GFI (Figura 3.96 y Figura 3.98, respectivamente) se rechazan todos los modelos mal especificados.

Para la mencionada interacción **factores*categorías*tamaño muestral**, con AGFI (Figura 3.97), se rechazan los modelos con tamaño muestral de 100 sujetos (excepto los que tienen 2 factores, sea cual sea su número de categorías, así como también los modelos con 4 factores y 5 categorías). Se rechazan los modelos que tienen entre 150 y 450 sujetos que presentan 2 factores y 4 categorías. Se rechazan los modelos con 150 sujetos que tienen entre 3 y 5 factores con 3 categorías de respuesta, así como también los que tienen 5 factores con 4 categorías de respuesta. Dentro de los modelos con 150 sujetos, son susceptibles de ser rechazados los modelos con 4 factores y 4 categorías y los modelos con 5 factores y 5 categorías.

M5.2. Decisiones correctas con RULS para modelos bien especificados

-Por lo que respecta a la interacción **factores*categorías**, con los índices AGFI y GFI (Figura 3.99 y Figura 3.101, respectivamente) se aceptan todos los modelos bien especificados.

Para esta interacción **factores*categorías**, con RMR (Figura 3.100) se aceptan todos los modelos, excepto si tienen 2 factores y 4 categorías. Los modelos con 5 factores y 3 categorías son susceptibles de ser rechazados.

-Respecto a la interacción **factores*simetría**, con AGFI (Figura 3.102) se aceptan todos los modelos bien especificados.

-En cuanto a la interacción **categorías*simetría**, con los índices AGFI y GFI (Figura 3.103 y Figura 3.105, respectivamente) se aceptan todos los modelos correctos.

Para la mencionada interacción **categorías*simetría**, con RMR (Figura 3.104) se aceptan todos los modelos, excepto los que tienen 4 categorías y su distribución de respuestas es asimétrica moderada o severa.

-Por lo que se refiere a la interacción **factores*tamaño muestral**, con AGFI y con GFI (Figura 3.106 y Figura 3.107, respectivamente) todos los modelos bien especificados se aceptan.

Para la misma interacción **factores*tamaño muestral**, con RMR (Figura 3.108) se aceptan los modelos bien especificados (excepto los que tienen un tamaño muestral de 100 y 150 sujetos, así como también los modelos con 250 sujetos que tienen 2 ó 5 factores).

-En lo concerniente a la interacción **categorías*tamaño muestral** con los índices AGFI y GFI (Figura 3.109 y Figura 3.111, respectivamente) se aceptan todos los modelos correctos.

Para la citada interacción categorías*tamaño muestral, con RMR (Figura 3.110) se aceptan los modelos correctos que tienen 250 ó 450 sujetos, excepto los modelos con 4 categorías de respuesta. Se aceptan todos los que tienen 650 u 850 sujetos. Por otra parte, son susceptibles de ser rechazados los modelos con 3 categorías y 250 sujetos.

-En cuanto a la interacción **simetría*tamaño muestral**, con RMR (Figura 3.112) se aceptan los modelos correctos a partir de 150 sujetos cuya distribución tiene simetría. Se aceptan los modelos a partir de 450 sujetos con distribución asimétrica moderada. Se aceptan los modelos con 650 u 850 sujetos que tienen distribución asimétrica severa. Los modelos con 450 sujetos con asimetría severa son susceptibles de ser rechazados.

-Para esta interacción simetría*tamaño muestral, con AGFI (Figura 3.113) se aceptan todos los modelos bien especificados.

-Por lo que respecta a la interacción **factores*categorías*simetría**, con AGFI (Figura 3.114) se aceptan los modelos bien especificados (excepto los que tienen 2 factores y 4 categorías cuya distribución de respuestas es moderada o severa).

Para la mencionada interacción factores*categorías*simetría, con RMR (Figura 3.115) se aceptan todos los modelos con distribución simétrica de respuestas. Se aceptan los modelos tienen asimetría moderada o severa, (excepto los que tienen 2 factores y 4 categorías, así como también los modelos que tienen 5 factores y 3 categorías). Por otra parte son susceptibles de ser rechazados los modelos que tienen 4 factores y 3 categorías cuya distribución de respuestas es asimétrica moderada y los que tienen 4 factores y 5 categorías con una distribución asimétrica severa.

Para esta misma interacción factores*categorías*simetría, con GFI (Figura 3.116) se aceptan todos los modelos bien especificados.

-Respecto a la interacción **factores*categorías*tamaño muestral**, con AGFI (Figura 3.117) se aceptan los modelos correctos excepto los que tienen 2 factores y 4 categorías con un tamaño muestral que oscila entre 150 y 450 sujetos.

Para la citada interacción factores*categorías*tamaño muestral, con RMR (Figura 3.118) se aceptan los modelos bien especificados con 100 sujetos que tienen 2 factores y 5 ó 6 categorías. También se aceptan los modelos con 150 sujetos que tienen 2 factores y 3, 5 ó 6 categorías y los que tienen 6 factores y 6 categorías. También se aceptan los modelos con 250 sujetos que tienen 4 ó 5 factores y 3 ó 4 categorías, además de los modelos con un tamaño muestral entre 150 y 450 sujetos

que tienen 2 factores y 4 categorías. Se aceptan todos los modelos que tienen un tamaño muestral de 650 u 850 sujetos. Finalmente, los modelos que tienen 150 sujetos con 6 factores y 5 categorías, así como también los modelos con 250 sujetos con 5 factores y 5 categorías, son susceptibles de ser rechazados.

Para esta misma interacción factores*categorías*tamaño muestral, con GFI (Figura 3.119) se aceptan todos los modelos bien especificados.

-En cuanto a la interacción **factores*simetría*tamaño muestral**, con los índices AGFI y GFI (Figura 3.120 y Figura 3.121, respectivamente) se aceptan todos los modelos correctamente especificados.

Para la citada interacción factores*simetría*tamaño muestral, con RMR (Figura 3.122), según los datos disponibles, se aceptan todos los modelos con 650 y 850 sujetos y se aceptan los modelos con 100 sujetos con 2 factores y distribución simétrica), así como también los modelos con 150 sujetos que tienen de 2 a 5 factores y distribución simétrica). Se aceptan los modelos con 2 factores que tienen entre 250 y 450 sujetos y una distribución simétrica de respuestas. También se aceptan los modelos con 250 sujetos a partir de 3 factores cuya distribución de respuestas es simétrica o con asimetría moderada. Se aceptan los modelos con 450 sujetos con 3 ó más factores, con independencia del grado de asimetría.

-Por lo que se refiere a la interacción **categorías*simetría*tamaño muestral**, con AGFI y con GFI (Figura 3.123 y Figura 3.125, respectivamente) se aceptan todos los modelos bien especificados.

Para la mencionada interacción categorías*simetría*tamaño muestral, con RMR (Figura 3.124) se aceptan todos los modelos con 650 y 850 sujetos y se aceptan los modelos de 150 sujetos que tienen 4 o más categorías y una distribución simétrica de respuestas. Se aceptan los modelos con muestras de 250 sujetos (excepto los que tienen 3 categorías y asimetría severa y los que tienen 4 categorías y asimetría moderada o severa). Se aceptan los modelos con 450 sujetos (excepto los que tienen 4 categorías y asimetría moderada o severa).