

UNIVERSIDAD COMPLUTENSE DE MADRID

FACULTAD DE EDUCACIÓN



TESIS DOCTORAL

**Propiedades de algunos estadísticos empleados
para la detección de copia de respuestas en la
medición educativa**

MEMORIA PARA OPTAR AL GRADO DE DOCTOR

PRESENTADA POR

Xavier Giovanni Ordóñez Camacho

Director:

José Luis Gaviria Soto

Madrid, 2011

ISBN: 978-84-694-6646-9

© Xavier Giovanni Ordóñez Camacho, 2011

UNIVERSIDAD COMPLUTENSE DE MADRID



**Propiedades de algunos estadísticos empleados
para la detección de copia de respuestas en la
medición educativa**

**Memoria para optar al grado de doctor presentada por
Xavier Giovanni Ordoñez Camacho**

Bajo la dirección del doctor:
José Luís Gaviria Soto

Madrid, 2010

*A ti y sólo a ti, Sonia, amor mio.
Angel y Amaia universos de mi vida.*

Agradecimientos

En la vida siempre hay personas que sin proponérselo contribuyen, apoyan, animan y creen en las ideas y en el trabajo que uno lleva a cabo. La realización de la presente tesis doctoral no es la excepción, por el contrario existen tantas personas a las que hay que agradecer que es un reto personal buscar las mejores estrategias para que cada una de ellas se sienta agradecida.

A José Luis Gaviria, que además de ser el director del presente trabajo, ha contribuido significativamente a mi formación. Sin conocerme creyó en mi y me ha permitido aprender de él. Es una de esas personas que te sorprende por su capacidad para generar ideas que te permiten evolucionar tu trabajo y, a su vez, mantener inalterable la motivación en el mismo. Después de tantos años no es fácil continuar con el mismo ímpetu.

A Vicente Ponsoda Gil por su constante interés en mi formación y, sin proponérselo, por invitarme a participar en el mundo académico de la investigación en psicometría.

A Dimiter Dimitrov, sus palabras llevaron a ver luces en espacios en donde habitaban las sombras.

A Sonia Janeth Romero, indudablemente la persona que más me motivó para que realizara el presente trabajo. Su cariño y compañía, sus palabras, consejos, lecturas, exigencias y discusiones han permitido que éste trabajo viera la luz. Tienes tanto amor que me sorprendes y un simple gracias nunca será suficiente.

A Esther López por su amistad, por su constante motivación y por pertenecer a esa clase atípica de personas que se preocupan por el bienestar y los logros de sus amigos y de sus seres queridos.

A mi papá Hernando que siempre me ha enseñado que las dificultades son para superarlas y que en la vida siempre hay que construir los sueños.

A mi mamá Yolanda que me ha enseñado que la perseverancia permite alcanzar los objetivos planeados.

A mi hermano Eddy que siempre se ha preocupado por mi formación y por mi trabajo.

Y por último, a la gran familia Camacho, fruto de mi gran abuelo Ángel María y María Emma, que siempre me han dado todo su apoyo emocional para que hoy en día pueda presentar este trabajo de investigación.

Por otro lado, hay instituciones a las que no quiero dejar de agradecer. A la Universidad de Murcia que me permitió acercarme e interesarme por la universidad española. A la Universidad Complutense de Madrid, por ser mi espacio de trabajo. A la Universidad Autónoma de Madrid por introducirme en el mundo académico español. A la Universidad Nacional de Educación a Distancia que me permitió aprender a ser más independiente en mi trabajo. Y por último, al Ministerio de Ciencia y Tecnología que, a través de su programa de Formación de Personal Investigador, me suministro los recursos necesarios para poder desarrollar el presente trabajo.

Resumen

El uso de pruebas estandarizadas en la medición educativa es mayor hoy en día que en el pasado y, a su vez, los problemas para garantizar la seguridad y la calidad de las puntuaciones que se obtienen se incrementan. La copia de respuestas en pruebas con opciones múltiples es uno de los problemas de seguridad que se deben evitar y solucionar para garantizar tanto la fiabilidad de las puntuaciones de los sujetos como la calidad de los ítems de la prueba. Y para ello se han desarrollado distintos estadísticos que permiten discriminar a copiadores de no copiadores. El objetivo del presente trabajo de investigación es analizar las propiedades que tienen un conjunto de estadísticos empleados en la detección de copia de respuestas en pruebas de opción múltiple.

Los estadísticos para la detección de copia de respuestas pueden ser clasificados en dos grandes grupos, por un lado, aquellos que necesitan de todas las respuestas de las personas que responden a una prueba y, por otro lado, aquellos que requieren únicamente de las respuestas de la pareja de sujetos que es sospechosa de copia. En la tesis se analizan estadísticos de ambas clases, para el primer grupo se desarrollan tres nuevos estadísticos ω_k , S_{2n} y S_{2k} y se comparan con los estadísticos de referencia ω (Wollack, 1997) y S_2 (Sotaridona y Meijer, 2003), y para el segundo grupo, se propone el K_{sc} y se implementa el H_{ij}^T (Sijtsma, 1986; Sijtsma y Meijer, 1992) en el contexto de copia de respuestas.

Para valorar las propiedades de los estadísticos propuestos se planteó un diseño de simulación. Las variables independientes para el primer grupo de estadísticos fueron: el tamaño de la prueba, el número de preguntas, la proporción de copiadores y la proporción de ítems copiados. Mientras que para la segunda clase de estadísticos las variables fueron: el tamaño de la prueba, el número de opciones de respuesta y el número de ítems copiados. Para todos los estadísticos se analizó la potencia y el error de tipo I a valores de α de 0.05 y 0.01 y además, a través de las curvas ROC, se analizó la Fracción de Verdaderos Positivos, la Fracción de Falsos Positivos y el valor de los estadísticos a puntos de corte de 0.01 y 0.05. Además de lo anterior, también se llevó a cabo un análisis de los estadísticos en una muestra de datos reales.

Los resultados para la primera clase de estadísticos propuestos indican, primero, S_{2n} y S_{2k} presentan una buena potencia con una baja tasa de error de tipo I, especialmente en pruebas de 80 ítems; segundo, el estadístico ω_k presenta una baja tasa de error de tipo I pero, a su vez, una baja potencia, para pruebas de 40 y 80 ítems y, tercero, se confirma que el mejor estadístico es el ω con una alta potencia y una baja tasa de error de tipo I, especialmente en pruebas de 80 ítems. Con respecto a la segunda clase de estadísticos, los resultados confirman que el estadístico propuesto K_{sc} presenta el comportamiento esperado: alta potencia para detectar a copiadores con una baja tasa de error de tipo I en pruebas de 60 y 80 ítems, tanto para 4 como para 5 opciones de respuesta, lo cual permite afirmar que es un estadístico idóneo para la detección de copia de respuestas entre parejas de examinados.

Abstract

The use of standardized test in the educational measurement is increasing in the last time, also the interest to guarantee the security and quality of the testing results are increasing. The answer copying in the multiple choice test is one of the problems that has to be avoided to guarantee both reliability of the test scores for each examinee and the quality of the items and, for this, several statistics to discriminate between copiers and non-copiers has been developed. The aim of the present work is to analyze the properties of a group of statistics used for the detection of answer copying in multiple choice tests.

The statistics for the detection of answer copying may be classified in two major groups: those who need all the answers of examinees that respond to a test and, on the other hand, statistics that use only the information about the couple of examinees that are suspected of copying. The doctoral dissertation analyzes statistics of both kinds, for the first group three new statistics has been developed: ω_k , S_{2n} y S_{2k} . These statistics were compared with the reference statistics: ω (Wollack, 1997) and S_2 (Sotaridona y Meijer, 2003). For the second group, one new statistic was proposed (the K_{sc}) and other was adapted to the context of the answer copying H_{ij}^T (Sijtsma, 1986; Sijtsma y Meijer, 1992).

To evaluate the properties of the statistics a simulation design was proposed, for the first group the independent variables were: sample size, number of items, proportion of copiers and percentage of copied items, while for the second group of statistics the variables were: sample size, number of answer options and percentage of copied items. The statistical power and Type I Error (TIE) with $\alpha = 0.05$ and 0.01 were analyzed for all the statistics. Also, by using the ROC curves, the true positive fractions, false negative fractions and statistical values on cut points of 0.05 and 0.01 were calculated. Additionally, the statistics were applied and analyzed with real data.

The results of the first group of statistics indicate: first, that S_{2n} and S_{2k} exhibit a good power with a low TIE rate, especially on 80 items test; second, the ω_k presents a low TIE rate but with a low power on 40 and 80 items test and third, ω presents a high power and low TIE rate, being the better statistic, especially in tests of 80 items. Referring to the second group of statistics the results confirm that the K_{sc} presents the expected behavior: high power to detect copiers along with low TIE rates, specially in tests of 60 and 80 items with 4 and 5 response options. As conclusion, the K_{sc} shows good properties for the detection of answer copying between couples of examinees.

Índice

1. Introducción	1
1.1. Detección de copia de respuestas en las evaluaciones a gran escala	3
1.2. Estadísticos para la detección de copia de respuestas	6
1.2.1. Saupe (1960)	8
1.2.2. Angoff (1974)	9
1.2.3. Estadístico g_2	9
1.2.4. Schumacher (1980)	11
1.2.5. Cody (1985)	11
1.2.6. Bellezza y Bellezza (1989)	11
1.2.7. El diseño de Hanson, Harris y Brennan	12
1.2.8. Estadístico g_{2w}	13
1.2.9. Harpp y Hogan (1993)	13
1.2.10. Post (1994)	14
1.2.11. Wesolowsky (2000)	15
1.2.12. Tideman y Kheirandish (2003)	15
1.2.13. El estadístico ω de Wollack	16
1.2.14. Van der Linden y Sotaridona (2004)	17
1.2.15. Sotaridona, Van der linden y Meijer (2006)	17
1.2.16. El índice K	18
1.2.17. Los índices \bar{K}_1 y \bar{K}_2	19
1.2.18. S_1 y S_2 de Sotaridona y Meijer	20
1.2.19. $Z_{\hat{k}}$ de Sotaridona, Van der Linden y Meijer (2006)	21
1.2.20. Conclusiones	24

2. La calidad de los estadísticos de copia como problema de investigación	25
2.1. Potencia y error de tipo I	25
2.1.1. Metodología de análisis para la calidad de los estadísticos de copia de respuestas	27
2.2. Modelo de medida y estadísticos de copia de respuestas	27
2.3. Información grupal versus información de la pareja	30
2.4. Preguntas de Investigación	32
2.5. Objetivos	33
3. Diseño metodológico	35
3.1. Análisis de datos	37
3.2. Estructura de la tesis	38
4. El análisis de la calidad de los clasificadores	41
4.1. Introducción	41
4.2. Exactitud de un clasificador	43
4.3. Espacio ROC	47
4.4. Curvas ROC	48
4.4.1. Métodos para el cálculo de las curvas ROC	51
4.4.1.1. Métodos no paramétricos	51
4.4.1.2. Métodos Paramétricos	54
4.5. Área bajo la curva ROC	55
4.5.1. Procedimientos para la estimación del AUC	56
4.5.1.1. Métodos no paramétricos	56
4.5.1.2. Métodos paramétricos	58
4.5.2. Comparación de dos clasificadores	59
4.5.3. AUC Parcial	60
5. Estadísticos que requieren de toda la información del grupo	63
5.1. Introducción	63
5.2. Estructura del capítulo	65
5.3. Estadísticos de referencia S_2 y ω para la detección de copia	66

5.3.1.	Estadístico de referencia S_2	66
5.3.2.	Estadístico de referencia ω	70
5.4.	Justificación de los estadísticos propuestos: ω_k , S_{2n} y S_{2k}	71
5.5.	Regresión No Paramétrica	71
5.5.1.	Suavizamiento por Núcleos	72
5.6.	Estimación de $P_{iv}(\theta)$ a través del suavizamiento por núcleos	75
5.7.	Estadísticos propuestos para la detección de copia: S_{2n} , S_{2k} y ω_k	77
5.7.1.	Estadísticos propuestos S_{2n} y S_{2k}	77
5.7.1.1.	S_{2n}	78
5.7.1.2.	S_{2k}	78
5.7.2.	Estadístico propuesto ω_k	79
5.8.	Método	80
5.8.1.	Diseño de la Simulación.	80
5.8.2.	Modelo de TRI.	81
5.8.3.	Tamaños de la muestra.	81
5.8.4.	Número de ítems.	81
5.8.5.	Proporción de copiadores.	81
5.8.6.	Proporción de ítems copiados.	81
5.8.7.	Definición de copiadores.	81
5.8.8.	Variables dependientes.	82
5.8.9.	Procedimiento.	82
5.8.10.	Software.	83
5.9.	Resultados	83
5.9.1.	Potencia y Error de Tipo I	83
5.9.1.1.	Potencia del estadístico de referencia ω a un α de 0.01	83
5.9.1.2.	Error de Tipo I del estadístico de referencia ω a un α de 0.01	84
5.9.1.3.	Potencia del estadístico de referencia ω a un α de 0.05	85
5.9.1.4.	Error de Tipo I del estadístico de referencia ω a un α de 0.05	86
5.9.1.5.	Potencia del estadístico propuesto ω_k a un α de 0.01	88
5.9.1.6.	Error de Tipo I del estadístico propuesto ω_k a un α de 0.01	89
5.9.1.7.	Potencia del estadístico propuesto ω_k a un α de 0.05	90

5.9.1.8.	Error de Tipo I del estadístico propuesto ω_k a un α de 0.05	91
5.9.1.9.	Potencia del estadístico de referencia S_2 a un α de 0.01	93
5.9.1.10.	Error de Tipo I del estadístico de referencia S_2 a un α de 0.01 . .	94
5.9.1.11.	Potencia del estadístico de referencia S_2 a un α de 0.05	96
5.9.1.12.	Error de Tipo I del estadístico de referencia S_2 a un α de 0.05 .	97
5.9.1.13.	Potencia del estadístico propuesto S_{2k} a un α de 0.01	98
5.9.1.14.	Error de Tipo I del estadístico propuesto S_{2k} a un α de 0.01 . .	99
5.9.1.15.	Potencia del estadístico propuesto S_{2k} a un α de 0.05	100
5.9.1.16.	Error de tipo I del estadístico propuesto S_{2k} a un α de 0.05 . . .	101
5.9.1.17.	Potencia del estadístico propuesto S_{2n} a un α de 0.01	102
5.9.1.18.	Error de Tipo I del estadístico propuesto S_{2n} a un α de 0.01 . .	103
5.9.1.19.	Potencia del estadístico propuesto S_{2n} a un α de 0.05	104
5.9.1.20.	Error de tipo I del estadístico propuesto S_{2n} a un α de 0.05 . . .	105
5.9.2.	Conclusiones de los resultados en Potencia y Error de Tipo I tanto para los estadísticos de referencia: ω y S_2 y los estadísticos propuestos: ω , S_{2n} y S_{2k}	107
5.9.3.	Resultados del análisis de las curvas ROC: AUC y AUC Parcial Estandariza- do	110
5.9.3.1.	AUC del estadístico de referencia ω	110
5.9.3.2.	AUC Parcial Estandarizado del estadístico de referencia ω a una FFP de 0.01 y 0.05	111
5.9.3.3.	AUC del estadístico propuesto ω_k	112
5.9.3.4.	AUC Parcial Estandarizado del estadístico propuesto ω_k a una FFP de 0.01 y 0.05	113
5.9.3.5.	AUC del estadístico de referencia S_2	114
5.9.3.6.	AUC Parcial Estandarizado del estadístico de referencia S_2 a una FFP de 0.01 y 0.05	115
5.9.3.7.	AUC del estadístico propuesto S_{2k}	116
5.9.3.8.	AUC Parcial Estandarizado del estadístico propuesto S_{2k} a una FFP de 0.01 y 0.05	117
5.9.3.9.	AUC del estadístico propuesto S_{2n}	118

5.9.3.10. AUC Parcial Estandarizado del estadístico propuesto S_{2n} a una FFP de 0.01 y 0.05	119
5.9.4. Conclusiones de los resultados en AUC y AUC Parcial Estandarizado tanto para los estadísticos de referencia: ω y S_2 y los estadísticos propuestos: ω , S_{2n} y S_{2k}	120
5.9.5. Resultados del análisis de las curvas ROC: Fracción de Verdaderos Positivos y Valores de los estadísticos	123
5.9.5.1. FVP del estadístico de referencia ω a una FFP de 0.01 y 0.05 . .	123
5.9.5.2. Valores del Estadístico de referencia ω a una FFP de 0.01 y 0.05	123
5.9.5.3. FVP del estadístico propuesto ω_k a una FFP de 0.01 y 0.05 . .	125
5.9.5.4. Valores del Estadístico propuesto ω_k a una FFP de 0.01 y 0.05 .	126
5.9.5.5. FVP del estadístico de referencia S_2 a una FFP de 0.01 y 0.05 .	128
5.9.5.6. Valores del Estadístico de referencia S_2 a una FFP de 0.01 y 0.05	129
5.9.5.7. FVP del estadístico propuesto S_{2k} a una FFP de 0.01 y 0.05 . .	132
5.9.5.8. Valores del Estadístico propuesto S_{2k} a una FFP de 0.01 y 0.05	133
5.9.5.9. FVP del estadístico propuesto S_{2n} a una FFP de 0.01 y 0.05 . .	135
5.9.5.10. Valores del Estadístico propuesto S_{2n} a una FFP de 0.01 y 0.05	136
5.9.6. Conclusiones de los resultados de la Fracción de Verdaderos Positivos y del valor del Estadístico tanto para los estadísticos de referencia: ω y S_2 y los estadísticos propuestos: ω , S_{2n} y S_{2k}	139
5.10. Conclusiones del capítulo	141
6. Estadísticos que requieren únicamente de la información de la pareja sospechosa de copia	145
6.1. Introducción	145
6.2. Estructura del capítulo	146
6.3. Modelo de Homogeneidad Monótona de Mokken	147
6.3.1. Coeficiente H de escalabilidad	147
6.4. Estadístico H_{ij}^T	150
6.5. Estadístico K_{sc}	151
6.5.1. Un ejemplo para el K_{sc}	153

6.6. Objetivos	154
6.7. Estudio I	155
6.7.1. Diseño de la Simulación	155
6.7.1.1. Procedimiento	155
6.7.1.2. Fuente y copiadador	156
6.7.1.3. Ítem copiados	156
6.7.1.4. Variables dependientes.	157
6.7.1.5. Software	157
6.7.2. Resultados	157
6.7.2.1. Percentil 95	157
6.7.2.2. Percentil 99	170
6.7.2.3. Punto de Corte	184
6.8. Estudio II	189
6.8.1. Diseño de la Simulación.	189
6.8.1.1. Variables Independientes.	189
6.8.1.2. Tamaño de la muestra.	189
6.8.1.3. Modelo de TRI.	190
6.8.1.4. Fuente y Copiadador.	190
6.8.1.5. Ítem copiados.	190
6.8.1.6. Variables dependientes.	190
6.8.1.7. Procedimiento.	190
6.8.1.8. Software.	191
6.8.2. Resultados	191
6.8.2.1. Potencia	191
6.8.2.2. Error de Tipo I	198
6.8.2.3. AUC	204
6.8.2.4. AUC Parcial Estandarizado	207
6.8.2.5. Fracción de Verdaderos Positivos	212
6.8.2.6. Valores de los Estadísticos	217
6.9. Discusión de los resultados	221

7. Comportamiento de los estadísticos de referencia y propuestos en situación de datos reales	225
7.1. Introducción	225
7.2. Método	226
7.2.1. Diseño	226
7.2.2. Instrumentos	227
7.2.3. Procedimiento	227
7.2.4. Software	228
7.3. Resultados	228
7.3.1. Parejas de Copiadores	228
7.3.2. Test de Aritmética	228
7.3.3. Correlación entre estadísticos	230
7.3.4. Calidad de los estadísticos de detección de copia	231
7.3.4.1. Potencia	231
7.3.4.2. Error de Tipo I	232
7.3.4.3. AUC	235
7.3.4.4. AUC Parcial Estandarizado	236
7.3.4.5. Fracción de Verdaderos Positivos	238
7.3.4.6. Valores de los estadísticos	240
7.4. Discusión de los resultados	240
8. Discusión general	243
8.1. Capacidad de los estadísticos para la detección de copiadores	244
8.2. Efectos del diseño metodológico	245
8.3. Retos para el futuro	246
8.3.1. Mejoras en los estadísticos para la detección de copiadores	247
8.3.2. Efectos de los ítems y de la habilidad de los sujetos	248
8.3.3. Nuevos campos para la detección	248
9. Anexos	251
9.1. Estadísticos de detección de copia de respuestas programados en R	251
9.1.1. Estadístico de referencia ω	251

9.1.2.	Estadístico propuesto ω_k	253
9.1.3.	Estadístico de referencia S_2	256
9.1.4.	Estadístico propuesto S_{2k}	258
9.1.5.	Estadístico propuesto S_{2n}	261
9.1.6.	Estadístico propuesto K_{sc}	263
9.1.7.	Estadístico implementado H_{ij}^T	265
9.2.	Rutinas para la simulación del capítulo 5	266
9.2.1.	Ejemplo de rutina completa: E1c.2.3.1.1.6.100.R	266
9.2.2.	simular.R	267
9.2.3.	copiador.R	268
9.2.4.	Thetas.R	269
9.2.5.	indices.R	270
9.2.6.	Ejemplo de lectura de parámetros de MRN en R: irt.nominal80.100.R	270
9.2.7.	Lineas de comando para MULTILog:	271
9.2.7.1.	Ejemplo de estimación de parámetros: para80.100.MLG	271
9.2.7.2.	Ejemplo de estimación de thetas: theta80.100.MLG	271
9.2.7.3.	Ejemplo de limpieza de archivos: delete80.100.bat	271
9.3.	Rutinas para el análisis de resultados del capítulo 5	272
9.3.1.	Rutina para obtener información de 11 índices de calidad del estudio I.R	272
9.3.2.	funciones - Sacar TIE y POWER.R	274
9.3.3.	Identificación del grupo - copiador.no copiador-.R	274
9.3.4.	Rutina de análisis de la calidad - Mean y SD-.R	274
9.3.5.	BOXPLOT de las 72 condiciones.R	276
9.4.	Rutinas para la simulación I del capítulo 6	279
9.4.1.	Simulación estudio 2 replicas sin copia.R (Fragmento)	279
9.4.2.	Simulación estudio 2 replicas 200.R (Fragmento)	279
9.4.3.	simular.R	281
9.4.4.	Función para generar copiadores.R	282
9.4.5.	Función para obtener clave.R	282
9.4.6.	funcion recursiva para MRN.R	282
9.4.7.	indices.R	282

9.5. Rutinas análisis de resultados de la simulación I del capítulo 6	284
9.5.1. Análisis para la definición del punto de corte óptimo para 20 4 opciones.R (Fragmento)	284
9.5.2. Graficar puntos de corte comparación entre tamaños de prueba 4 op- ciones.R (Fragmento)	285
9.6. Rutinas para la simulación II del capítulo 6	288
9.6.1. Rutina para el estudio 3 - 5 opciones.R (Fragmento)	288
9.6.2. Función para generar copiadore.R	288
9.6.3. Calidad en cada condición de simulación 4 opciones.R	289
9.6.4. funciones - Sacar TIE y POWER .R	295
9.6.5. Identificación del grupo - copiadore.no copiadore-.R	295
9.6.6. Graficas por ggplot2 5 opciones.R	296
9.7. Rutinas para el análisis en datos reales del capítulo 7	306
9.7.1. Rutina General para prueba TA.R	306
10. Bibliografía	315

Índice de Tablas

4.1. Matriz de Confusión	44
4.2. Matriz de fracciones	44
5.1. Potencia y error de tipo I a un valor de α de 0.01 del estadístico de referencia ω .	85
5.2. Potencia y error de tipo I a un valor de α de 0.05 del estadístico de referencia ω .	88
5.3. Potencia y error de tipo I a un valor de α de 0.01 del estadístico propuesto ω_k . .	90
5.4. Potencia y error de tipo I a un valor de α de 0.05 del estadístico propuesto ω_k . .	93
5.5. Potencia y error de tipo I a un valor de α de 0.01 del estadístico de referencia S_2	95
5.6. Potencia y error de tipo I a un valor de α de 0.05 del estadístico de referencia S_2	98
5.7. Potencia y error de tipo I a un valor de α de 0.01 del estadístico propuesto S_{2k} .	100
5.8. Potencia y error de tipo I a un valor de α de 0.05 del estadístico propuesto S_{2k} .	102
5.9. Potencia y error de tipo I a un valor de α de 0.01 del estadístico propuesto S_{2n} .	104
5.10. Potencia y error de tipo I a un valor de α de 0.05 del estadístico propuesto S_{2n} .	106
5.11. AUC y AUC Parcial Estandarizado del estadístico de referencia ω	112
5.12. AUC y AUC Parcial Estandarizado del estadístico propuesto ω_k	114
5.13. AUC y AUC Parcial Estandarizado del estadístico de referencia S_2	116
5.14. AUC y AUC Parcial Estandarizado del estadístico propuesto S_{2k}	118
5.15. AUC y AUC Parcial Estandarizado del estadístico propuesto S_{2n}	120
5.16. FVP y Valores del Estadístico de referencia ω a una FFP de 0.01	124
5.17. FVP y Valores del Estadístico de referencia ω a una FFP de 0.05	125
5.18. FVP y Valores del Estadístico propuesto ω_k a una FFP de 0.01	127
5.19. FVP y Valores del Estadístico propuesto ω_k a una FFP de 0.05	128
5.20. FVP y Valores del Estadístico de referencia S_2 a una FFP de 0.01	131

5.21. FVP y Valores del Estadístico de referencia S_2 a una FFP de 0.05	132
5.22. FVP y Valores del Estadístico propuesto S_{2k} a una FFP de 0.01	134
5.23. FVP y Valores del Estadístico propuesto S_{2k} a una FFP de 0.05	135
5.24. FVP y Valores del Estadístico propuesto S_{2n} a una FFP de 0.01	137
5.25. FVP y Valores del Estadístico propuesto S_{2n} a una FFP de 0.05	138
5.26. Puntos de corte estimados para los estadísticos de detección de copia	143
6.1. Tabla de frecuencias observadas conjuntamente de los ítems 3 y 7.	148
6.2. Patrones de respuesta de c y s y claves de respuesta.	154
6.3. Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 20 ítems en el percentil 95 para 4 opciones de respuesta.	158
6.4. Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 20 ítems en el percentil 95 para 5 opciones de respuesta.	158
6.5. Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 20 ítems en el percentil 95 para 4 opciones de respuesta.	159
6.6. Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 20 ítems en el percentil 95 para 5 opciones de respuesta.	159
6.7. Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 40 ítems en el percentil 95 para 4 opciones de respuesta.	160
6.8. Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 40 ítems en el percentil 95 para 5 opciones de respuesta.	161
6.9. Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 40 ítems en el percentil 95 para 4 opciones de respuesta.	161
6.10. Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 40 ítems en el percentil 95 para 5 opciones de respuesta.	162
6.11. Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 60 ítems en el percentil 95 para 4 opciones de respuesta.	163
6.12. Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 60 ítems en el percentil 95 para 5 opciones de respuesta.	164
6.13. Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 60 ítems en el percentil 95 para 4 opciones de respuesta.	165

6.14. Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 60 ítems en el percentil 95 para 5 opciones de respuesta.	166
6.15. Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 80 ítems en el percentil 95 para 4 opciones de respuesta.	167
6.16. Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 80 ítems en el percentil 95 para 5 opciones de respuesta.	168
6.17. Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 80 ítems en el percentil 95 para 4 opciones de respuesta.	169
6.18. Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 80 ítems en el percentil 95 para 5 opciones de respuesta.	170
6.19. Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 20 ítems en el percentil 99 para 4 opciones de respuesta.	171
6.20. Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 20 ítems en el percentil 99 para 5 opciones de respuesta.	172
6.21. Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 20 ítems en el percentil 99 para 4 opciones de respuesta.	172
6.22. Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 20 ítems en el percentil 99 para 5 opciones de respuesta.	173
6.23. Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 40 ítems en el percentil 99 para 4 opciones de respuesta.	174
6.24. Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 40 ítems en el percentil 99 para 5 opciones de respuesta.	174
6.25. Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 40 ítems en el percentil 99 para 4 opciones de respuesta.	175
6.26. Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 40 ítems en el percentil 99 para 5 opciones de respuesta.	175
6.27. Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 60 ítems en el percentil 99 para 4 opciones de respuesta.	176
6.28. Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 60 ítems en el percentil 99 para 5 opciones de respuesta.	177

6.29. Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 60 ítems en el percentil 99 para 4 opciones de respuesta.	178
6.30. Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 60 ítems en el percentil 99 para 5 opciones de respuesta.	179
6.31. Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 80 ítems en el percentil 99 para 4 opciones de respuesta.	180
6.32. Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 80 ítems en el percentil 99 para 5 opciones de respuesta.	181
6.33. Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 80 ítems en el percentil 99 para 4 opciones de respuesta.	182
6.34. Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 80 ítems en el percentil 99 para 5 opciones de respuesta.	183
6.35. Puntos de corte óptimos para los estadísticos K_{sc} y H_{ij}^T	189
6.36. Valores del Estadístico K_{sc} a un punto de corte de 0.01 en la FFP para 4 opciones de respuesta.	217
6.37. Valores del Estadístico K_{sc} a un punto de corte de 0.01 en la FFP para 5 opciones de respuesta.	218
6.38. Valores del Estadístico H_{ij}^T a un punto de corte de 0.01 en la FFP para 4 opciones de respuesta.	218
6.39. Valores del Estadístico H_{ij}^T a un punto de corte de 0.01 en la FFP para 5 opciones de respuesta.	219
6.40. Valores del Estadístico K_{sc} a un punto de corte de 0.05 en la FFP para 4 opciones de respuesta.	219
6.41. Valores del Estadístico K_{sc} a un punto de corte de 0.05 en la FFP para 5 opciones de respuesta.	220
6.42. Valores del Estadístico H_{ij}^T a un punto de corte de 0.05 en la FFP para 4 opciones de respuesta.	220
6.43. Valores del Estadístico H_{ij}^T a un punto de corte de 0.05 en la FFP para 5 opciones de respuesta.	221
7.1. Parejas de copiadores en cada uno de los grupos de estudiantes para el TA. . . .	228

7.2. Parámetros del Modelo de Respuesta Nominal para el TA.	229
7.3. Estadísticos descriptivos de las thetas estimadas, según el MRN, para cada grupo de estudiantes en el TA.	230
7.4. Media y Errores Estándar de la correlaciones entre los estadísticos de copia para el TA.	231
7.5. Media y error estándar de los valores de los estadísticos de copia para el TA. . .	240

Índice de Gráficas

4.1. Variable de predicción condicionada al estado de la condición.	46
4.2. Regiones de una curva ROC	47
4.3. Distribución del clasificador según el estado de la condición.	49
4.4. Curva ROC empírica de un clasificador continuo.	53
5.1. δ_{i*rrj} como una función de P_{i*rrj} con $g_1 = 0.20$ y $g_2 = 0.25$	69
5.2. Boxplot de la potencia de los estadísticos para la detección de copia en las condiciones de 500 sujetos, 80 ítem y 8 % copiadores a un valor de α de 0.01.	108
5.3. Boxplot de la potencia de los estadísticos para la detección de copia en las condiciones de 500 sujetos, 80 ítem y 8 % copiadores a un valor de α de 0.05.	109
5.4. Boxplot del Error de Tipo I de los estadísticos para la detección de copia en las condiciones de 100 sujetos, 40 ítem y 5 % copiadores a un valor de α de 0.05.	109
5.5. Boxplot del Error de Tipo I de los estadísticos para la detección de copia en las condiciones de 100 sujetos, 80 ítem y 5 % copiadores a un valor de α de 0.05.	110
5.6. Boxplot del AUC de los estadísticos para la detección de copia en las condiciones de 300 sujetos, 80 ítem y 8 % copiadores.	121
5.7. Boxplot del AUC Parcial Estandarizado de los estadísticos para la detección de copia en las condiciones de 500 sujetos, 80 ítem y 8 % copiadores a un valor de falsos positivos de 0.01.	122
5.8. Boxplot del AUC Parcial Estandarizado de los estadísticos para la detección de copia en las condiciones de 500 sujetos, 80 ítem y 8 % copiadores a un valor de falsos positivos de 0.05.	122

5.9. Boxplot de la FVP de los estadísticos para la detección de copia en las condiciones de 500 sujetos, 40 ítem y 8 % copiadore a un valor de FFP de 0.01.	140
5.10. Boxplot de la FVP de los estadísticos para la detección de copia en las condiciones de 500 sujetos, 40 ítem y 8 % copiadore a un valor de FFP de 0.05.	140
5.11. Boxplot de la FVP de los estadísticos para la detección de copia en las condiciones de 500 sujetos, 80 ítem y 8 % copiadore a un valor de FFP de 0.05.	141
6.1. Valores del Estadístico K_{sc} en el percentil 95 según el porcentaje de ítems copiados en los 4 tamaños de test para 4 opciones de respuesta.	185
6.2. Valores del Estadístico K_{sc} en el percentil 95 según el porcentaje de ítems copiados en los 4 tamaños de test para 5 opciones de respuesta.	185
6.3. Valores del Estadístico H_{ij}^T en el percentil 95 según el porcentaje de ítems copiados en los 4 tamaños de test para 4 opciones de respuesta.	186
6.4. Valores del Estadístico H_{ij}^T en el percentil 95 según el porcentaje de ítems copiados en los 4 tamaños de test para 5 opciones de respuesta.	186
6.5. Valores del Estadístico K_{sc} en el percentil 99 según el porcentaje de ítems copiados en los 4 tamaños de test para 4 opciones de respuesta.	187
6.6. Valores del Estadístico K_{sc} en el percentil 99 según el porcentaje de ítems copiados en los 4 tamaños de test para 5 opciones de respuesta.	187
6.7. Valores del Estadístico H_{ij}^T en el percentil 99 según el porcentaje de ítems copiados en los 4 tamaños de test para 4 opciones de respuesta.	188
6.8. Valores del Estadístico H_{ij}^T en el percentil 99 según el porcentaje de ítems copiados en los 4 tamaños de test para 5 opciones de respuesta.	188
6.9. Media de la Potencia del K_{sc} a un α de 0.01 para 4 opciones de respuesta.	193
6.10. Media de la Potencia del K_{sc} a un α de 0.01 para 5 opciones de respuesta.	193
6.11. Media de la Potencia del H_{ij}^T a un α de 0.01 para 4 opciones de respuesta.	194
6.12. Media de la Potencia del H_{ij}^T a un α de 0.01 para 5 opciones de respuesta.	194
6.13. Media de la Potencia del K_{sc} a un α de 0.05 para 4 opciones de respuesta.	196
6.14. Media de la Potencia del K_{sc} a un α de 0.05 para 5 opciones de respuesta.	196
6.15. Media de la Potencia del H_{ij}^T a un α de 0.05 para 4 opciones de respuesta.	197
6.16. Media de la Potencia del H_{ij}^T a un α de 0.05 para 5 opciones de respuesta.	197

6.17. Media de Error de Tipo I del K_{sc} a un α de 0.01 para 4 opciones de respuesta. 199

6.18. Media de Error de Tipo I del K_{sc} a un α de 0.01 para 5 opciones de respuesta. 199

6.19. Media de Error de Tipo I del H_{ij}^T a un α de 0.01 para 4 opciones de respuesta. 200

6.20. Media de Error de Tipo I del H_{ij}^T a un α de 0.01 para 5 opciones de respuesta. 200

6.21. Media de Error de Tipo I del K_{sc} a un α de 0.05 para 4 opciones de respuesta. 202

6.22. Media de Error de Tipo I del K_{sc} a un α de 0.05 para 5 opciones de respuesta. 202

6.23. Media de Error de Tipo I del H_{ij}^T a un α de 0.05 para 4 opciones de respuesta. 203

6.24. Media de Error de Tipo I del H_{ij}^T a un α de 0.05 para 5 opciones de respuesta. 203

6.25. Media del valor de AUC para el K_{sc} para 4 opciones de respuesta. 205

6.26. Media del valor de AUC para el K_{sc} para 5 opciones de respuesta. 205

6.27. Media del valor de AUC para el H_{ij}^T para 4 opciones de respuesta. 206

6.28. Media del valor de AUC para el H_{ij}^T para 5 opciones de respuesta. 206

6.29. Media del AUC Parcial Estandarizado K_{sc} a una FFP de 0.01 para 4 opciones de respuesta. 208

6.30. Media del AUC Parcial Estandarizado K_{sc} a una FFP de 0.01 para 5 opciones de respuesta. 208

6.31. Media del AUC Parcial Estandarizado H_{ij}^T a una FFP de 0.01 para 4 opciones de respuesta. 209

6.32. Media del AUC Parcial Estandarizado H_{ij}^T a una FFP de 0.01 para 5 opciones de respuesta. 209

6.33. Media del AUC Parcial Estandarizado K_{sc} a una FFP de 0.05 para 4 opciones de respuesta. 210

6.34. Media del AUC Parcial Estandarizado K_{sc} a una FFP de 0.05 para 5 opciones de respuesta. 210

6.35. Media del AUC Parcial Estandarizado H_{ij}^T a una FFP de 0.05 para 4 opciones de respuesta. 211

6.36. Media del AUC Parcial Estandarizado H_{ij}^T a una FFP de 0.05 para 5 opciones de respuesta. 211

6.37. Media de la FVP para el K_{sc} a una FFP de 0.01 para 4 opciones de respuesta. 213

6.38. Media de la FVP para el K_{sc} a una FFP de 0.01 para 5 opciones de respuesta. 213

6.39. Media de la FVP para el H_{ij}^T a una FFP de 0.01 para 4 opciones de respuesta. 214

6.40. Media de la FVP para el H_{ij}^T a una FFP de 0.01 para 5 opciones de respuesta.	214
6.41. Media de la FVP para el K_{sc} a una FFP de 0.05 para 4 opciones de respuesta.	215
6.42. Media de la FVP para el K_{sc} a una FFP de 0.05 para 5 opciones de respuesta.	215
6.43. Media de la FVP para el H_{ij}^T a una FFP de 0.05 para 4 opciones de respuesta.	216
6.44. Media de la FVP para el H_{ij}^T a una FFP de 0.05 para 5 opciones de respuesta.	216
7.1. Potencia a α 0.01 de los estadísticos de copia para el TA.	232
7.2. Potencia a α 0.05 de los estadísticos de copia para el TA.	232
7.3. Error de Tipo I a α 0.01 de los estadísticos de copia para el TA.	234
7.4. Error de Tipo I a α 0.05 de los estadísticos de copia para el TA.	234
7.5. AUC de los estadísticos de copia para el TA.	235
7.6. AUC Parcial Estandarizado a una FFP de 0.01 de los estadísticos de copia para el TA.	237
7.7. AUC Parcial Estandarizado a una FFP de 0.05 de los estadísticos de copia para el TA.	237
7.8. FVP a una FFP de 0.01 de los estadísticos de copia para el TA.	239
7.9. FVP a una FFP de 0.05 de los estadísticos de copia para el TA.	239

Capítulo 1

Introducción

La construcción de pruebas psicométricas es un proceso que conlleva un enorme esfuerzo, ya que se debe garantizar que las interpretaciones de las puntuaciones de los sujetos, obtenidas a través de las mismas, tengan un alto grado de fiabilidad y de validez. Es decir, se trata de que las interpretaciones que se realizan a partir de las puntuaciones obtenidas se ajusten, con la mayor certeza posible, con los objetivos de las pruebas y que se pueda establecer el nivel de dominio del atributo que se pretende medir en los sujetos.

Este proceso implica una definición correcta de los objetivos de la medida, de la naturaleza del atributo que se pretende medir y sus características, redacción de ítems, pilotaje de los mismos para evaluar su viabilidad, estandarización, y definición de la escala y de las reglas de interpretación de las puntuaciones. A su vez, exige la participación de mucha gente y tiene unos altos costos para su ejecución.

Sin embargo, en muchas ocasiones los sujetos alteran sus puntuaciones con el objetivo de generar interpretaciones que reflejen un mayor nivel de dominio en el atributo del que realmente tienen. Por lo tanto, se generan falsas interpretaciones que conllevan que se presenten problemas de validez de las puntuaciones, lo cual implica decisiones erróneas para un futuro. Por ejemplo, incorrectos procesos de selección o clasificación indebida de un sujeto dentro de una escala de excelencia. Cuando el fraude ocurre, las inferencias de los resultados son imprecisas.

Cuando una persona busca por caminos fraudulentos modificar las puntuaciones en sus pruebas se está generando un problema de seguridad, el cual debe ser corregido por medio de la mejora de las técnicas de aplicación de las pruebas y por medio de la detección de las personas que llevan a cabo dichos fraudes. Esto último implica que la detección debe permitir que las personas con

patrones de respuestas aberrantes sean excluidas de la medida.

El problema del fraude en el proceso de medición es de una gravedad considerable. En su libro, Cizek (1999) resume 17 estudios, que a través de encuestas, revelan que el 50% de los estudiantes admiten alguna forma de copia. Además, más de las dos terceras partes de los estudiantes universitarios admiten haber copiado. Estudios de otros investigadores (Stern y Havlicek, 1986; McCabe y Trevino, 1996; Robinson, Amburgey, Swank y Faulker, 2004; Burke, 1997 y Moeck, 2002) reportan resultados semejantes. Si los estudiantes entrevistados reconocen que copian o que han copiado en algún momento de paso por la universidad, lo que se está viendo es que el copiar es una actividad ilícita más común de lo que se cree.

Cizek (1999) también reporta que existen 62 métodos individuales (no implican el uso de la tecnología moderna) para realizar un fraude. Donde el estudiante busca “inflar” artificialmente su puntuación. Dichos métodos los clasifica dentro de una taxonomía de tres categorías:

1. Dar, tomar y recibir: Es la situación más común, donde los estudiantes buscan “cooperar” sus respuestas con otras personas.
2. Usar material que está prohibido: Copiar de apuntes, de cuadernos, o haber obtenido las claves de respuesta de la prueba.
3. Tomar ventaja del proceso de aplicación: Los estudiantes no siguen los procedimientos definidos para la aplicación de un test, por ejemplo solicitar más tiempo para responder la prueba.

Cualquier tipo de fraude invalida las respuestas de una prueba. Es importante que las personas que aplican las pruebas tengan instrumentos para detectarlo y que puedan prevenirlo.

Actualmente se han desarrollado servicios profesionales que buscan brindar ese apoyo necesario para atajar el fraude. Assessment System Corporation ha desarrollado dos aplicaciones que permiten detectar a los posibles copiadore: Scrutiny! e Integrity. También existe la empresa Caveon ¹ especializada en detectar y prevenir el fraude en los procesos de medición.

Cizek (2001) enumera un conjunto de procedimientos que pueden permitir mejorar la aplicación de las pruebas. Entre ellas se encuentran: ajustarse lo mejor posible a las normas de aplicación que se han diseñado para la prueba, distribución aleatoria de los estudiantes en el

¹<http://www.caveon.com>

salón donde se va llevar a cabo la aplicación, tener distintas formas de pruebas para evitar la copia de respuestas, veeduría de los procesos de aplicación, emplear estadísticos para la detección de copiadores, establecer un conjunto de sanciones a los copiadores, modificar el sistema de investigación para detectar infractores e implementar un código de honor.

Uno de los grandes retos frente al fraude es la detección de copiadores. Pero, ¿Cómo poder establecer que el patrón de respuestas de un sujeto contiene un número considerable de respuestas similares de otra persona después de haberse llevado a cabo la aplicación de una prueba?. Se han diseñado distintos tipos de procedimientos que tienen como objetivo detectar de manera fiable y válida qué patrones de respuestas pueden ser considerados como resultados de una copia. Más adelante se describirán algunos de estos procedimientos construidos hasta el día de hoy.

1.1. Detección de copia de respuestas en las evaluaciones a gran escala

En los procesos de medición educativa se usan cada vez más las pruebas estandarizadas, con dos objetivos principalmente: a) medir distintos tipos de atributos psicológicos y educativos, y b) hacer un diagnóstico de la calidad de la educación. Con respecto a este último, en la actualidad el Estudio Internacional de Tendencias en Matemáticas y en Ciencias (TIMSS, sus siglas en inglés) y el Programa Internacional para la Evaluación de Estudiantes (PISA, sus siglas en inglés) son una muestra importante de la aplicación de pruebas estandarizadas dirigidas a diagnosticar el estado de los sistemas educativos en los países participantes e incentivar la investigación que permita mejorar la calidad de la educación en cada uno de ellos.

El TIMSS es una evaluación diseñada y aplicada por la Asociación Internacional para la Evaluación del Rendimiento Educativo (IEA, sus siglas en inglés). Se viene aplicando desde 1995 con una periodicidad de 4 años. Desde entonces, el número de países que toman parte en el estudio ha ido aumentando. En la primera aplicación participaron 45 países mientras en la última que se ha reportado, 2007, han participado 62 países.

Las pruebas son aplicadas a estudiantes de dos edades diferentes: 4º grado, equivalente al 4º curso de Educación Primaria, y 8º grado, equivalente al 2º curso de Educación Secundaria. Y se obtienen resultados sobre el rendimiento de los estudiantes en dos áreas de conocimiento: Matemáticas y Ciencias. Junto con los resultados de rendimiento, también se facilitan datos del

contexto de la enseñanza y del aprendizaje de estas dos áreas, obtenidos de los cuestionarios que estudiantes, directores y directoras, profesorado y coordinadores nacionales de la prueba completan (ISEI-IVEI, 2005).

A partir de esta información se obtiene una radiografía de los sistemas educativos de los países que participan y, en el caso de aquellos países que lo hacen en más de una ocasión, se busca describir la evolución de sus sistemas educativos en el tiempo, midiendo las tendencias y cambios que se experimentan a lo largo de los años transcurridos entre dichas aplicaciones (ISEI-IVEI, 2005).

Una mayor información sobre las características de las pruebas del TIMSS, de la última aplicación del 2007 y de los resultados encontrados se pueden leer en los informes hechos públicos (Mullis, Martín, y Foy, 2008; Martín, Mullis y Foy, 2008 y Olson, Martín y Mullis, 2008).

El proyecto PISA, perteneciente a la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico (OCDE), es un conjunto de pruebas estandarizadas que buscan dar cuenta de los conocimientos, las aptitudes y las competencias que son relevantes para el bienestar personal, social y económico, por medio de una valoración internacional de los alumnos. Para ello evalúa tres áreas de competencias: comprensión lectora, matemáticas y ciencias naturales. Las pruebas se realizan cada tres años desde el año 2000 y se preve su finalización en el 2015. En cada período se hace énfasis en un área del conocimiento: En el 2000 comprensión lectora, 2003 matemáticas, 2006 ciencias, 2009 comprensión lectora nuevamente y así sucesivamente. En la última aplicación llevada a cabo, 2006, se contó con la participación de 57 países y en cada país fueron examinados entre 4500 y 10000 estudiantes con una edad de 15 años. Mayores detalles sobre las características de las pruebas así como de los resultados encontrados se pueden leer en el informe final (OECD, 2007).

Lo más interesante del proyecto PISA es que los resultados de cada aplicación van generando una mayor atención por parte de las sociedades de cada uno de los países que participan en el proyecto y un mayor grado de discusión a nivel mundial. El caso español es un ejemplo de ello. Las notas de prensa publicadas en los diarios del país así como en Internet, los programas de televisión, foros o actividades académicas diseñadas para discutir el efecto PISA, han aumentado desde la primera aplicación. Esto se debe principalmente a que es un proyecto a largo plazo, y en cada sociedad se desea que exista una mejora en el rendimiento de los alumnos entre aplicaciones. Nadie quiere presentarse como una sociedad de bajo perfil educativo.

Los proyectos TIMSS y PISA son una pequeña muestra de la importancia y el impacto que tienen los procesos de medición educativa hoy en día en el mundo. Existen otras pruebas que se aplican a gran escala y que reflejan de igual manera la realidad del mundo de hoy: una sociedad que se está evaluando constantemente como elemento indispensable para el crecimiento económico y social y para una mejora del bienestar de las personas. En Estados Unidos de América, instituciones como el Educational Testing Service (ETS) viene desarrollando pruebas estandarizadas y algunas de ellas son de gran importancia para el mundo de hoy, como lo es el examen de dominio del inglés: Test of English as a Foreign Language (TOEFL). Además, desde 1983 gestionan la aplicación del National Assessment of Educational Progress (NAEP), un proyecto que busca evaluar a nivel nacional el nivel educativo de los estudiantes. Dentro de los países iberoamericanos encontramos los Exámenes para la Calidad y el Logro Educativos (EXCALE) del Instituto para la Evaluación de de la Educación (INEE) de México, que son pruebas que se aplican de manera muestral a estudiantes de tercero de primaria y de secundaria desde el año 2005 y la Evaluación Nacional del Logro Académico en Centros Escolares (ENLACE) que es una prueba censal del Sistema Educativo Nacional de México para obtener información diagnóstica del nivel del logro académico que los alumnos, tanto de primaria como de secundaria, han adquirido según los planes de estudio vigentes. Su aplicación se viene realizando desde el año 2006. En Colombia se tienen los exámenes de estado del Instituto Colombiano para la Evaluación de la Educación (ICFES) que se aplican a todos los estudiantes cuando finalizan el bachillerato y los Exámenes de Estado para la Evaluación de la Educación Superior (SABERPRO) que se aplican a todos los estudiantes de licenciatura en el último año de estudios. En España, empresas como TEA Ediciones, diseña, desarrolla y gestiona pruebas estandarizadas de diferentes tipos: de corte psicológico hasta pruebas que se emplean en el campo educativo. Por otro lado, por ejemplo en la Comunidad Autónoma de Madrid desde el año 2003 se viene aplicando las pruebas de Matemáticas y Comprensión Lectora para la evaluación diagnóstica, la cual tiene como objetivo analizar en qué grado los estudiantes alcanzan los logros propuestos en los grados de 4 y 6 de primaria y 2 de la Educación Secundaria.

En todos los proyectos anteriormente mencionados se presenta una deficiencia común: no existen reportes o informes hechos públicos sobre problemas de fraude durante la aplicación de las pruebas y sí se se llega a informa análisis alguno de detección de copiadore este carece de un estudio sobre la calidad de los estadísticos empleados. Existen pruebas en que sólo el resultado

es de interés para la persona que lo toma, como es el caso del TOEFL, mientras las pruebas que se aplican en México, Colombia o España tienen un interés general para la sociedad, y por ende un análisis del posible fraude por parte de los estudiantes lo es también. Aplicar estadísticos para la detección de copiadores sería de gran utilidad para velar por la calidad de las pruebas y por sus resultados. Además, es necesario identificar a las personas fraudulentas para que no se “beneficien” del mismo y que puedan ser sancionadas, lo cual repercutirá en persuadir a otras personas que deseen “alterar” sus resultados.

1.2. Estadísticos para la detección de copia de respuestas

El estudio de los patrones atípicos, producto de comportamientos no deseados (copia, ansiedad, adivinación, etc.) han sido objeto de estudio por parte de la psicometría (Meijer y Sijtsma, 1995; Karabatsos, 2003; Emons, Sijtsma y Meijer, 2004; Emons, Sijtsma y Meijer, 2005). En este campo se han desarrollado una variedad de estadísticos para su detección, y dentro de ellos se destacan los que detectan copia de respuestas en pruebas de selección múltiple. Estos pueden ser estudiados a través de dos caminos: en su funcionamiento, en cómo llevan a cabo la detección, y en su calidad, qué tan fiable y válida es la detección realizada. Esta última necesita que se analice el error de tipo I que se pueda producir (detectar personas como copadoras cuando no lo son) y la potencia de detección (detectar a las personas que verdaderamente son las copadoras).

Los estadísticos para la detección de copia de respuestas, a diferencia de otros, requieren que el error de tipo I que se pueda presentar sea lo más bajo posible si la finalidad es detectar y castigar al copador. Es importante evitar al máximo los falsos positivos, ya que las consecuencias sociales y hasta jurídicas pueden ser graves. Algunos autores (p.e. Wollack, 1997 y Holland, 1996) afirman que el error de tipo I debería situarse por debajo de un valor α de 0.001 por las consecuencias negativas de una mala detección. Y la potencia de los mismos debe tender a ser alta. Es un escenario muy exigente para un estadístico y a su vez muy ideal, ya que en estudios con datos reales (Wollack, 2003) no se ha encontrado un error de tipo I muy bajo acompañado de una alta potencia. Sin embargo, a través de la tasa de error de tipo I y de la potencia se puede determinar hasta qué punto el estadístico permite detecciones fiables y por medio de estos valores se pueden hacer comparaciones entre estadísticos para poder establecer cuáles pueden funcionar mejor y en qué condiciones.

Se han propuesto numerosos estadísticos para la detección de respuestas copiadas, los primeros estadísticos desarrollados se caracterizaron por presentar dificultades en los recursos computacionales, haciendo inviable la aplicación de éstos en datos reales. Los trabajos de Bird (1927, 1929), Dickenson (1945), Crawford (1930) y Anikeeff (1954) son una muestra de estos primeros intentos, pero es desde comienzos de 1960 que se empieza a plantear propuestas viables y se empieza a hacer aplicaciones en datos reales.

Los estadísticos para la detección de respuestas copiadas se pueden clasificar de diversas maneras, según el tipo de distribución, el modelo de medida, si se tiene en cuenta la información de todo el grupo o sólo de la pareja sospechosa, si se tiene en cuenta únicamente las respuestas incorrectas comunes o todas las respuestas, si se tiene en cuenta el nivel de habilidad del sujeto o no, etc.. Una clasificación posible es la siguiente:

1. Los que no tienen un tipo de distribución definida: Índice B de Angoff (1974), Harpp y Hogan (1993) y Van der Linden y Sotaridona (2004).
2. Los que tienen una distribución definida:
 - a) Distribución Normal: g_1 y g_2 de Frary y Col. (1977), Post (1994), Wesolowsky (2000), Tideman y Kheirandish (2003), ω de Wollack (1997) y $Z_{\hat{k}}$ de Sotaridona, Van der Linden y Meijer (2006).
 - b) Distribución Binomial: Bellezza y Belleza (1989), g_{2w} de Frary y Tideman (1997), Sotaridona, Van der linden y Meijer (2006), K de Holland (1996) y \bar{K}_1 y \bar{K}_2 de Sotaridona y Meijer (2002).
 - c) Distribución de Poisson: S_1 y S_2 de Sotaridona y Meijer (2003).
3. Los que hacen estimaciones únicamente con las respuestas incorrectas comunes: g_1 de Frary y Col. (1977), Cody (1985), Bellezza y Belleza (1989), g_{2w} de Frary y Tideman (1997), Harpp y Hogan (1993), Van der Linden y Sotaridona (2004), K de Holland (1996), \bar{K}_1 y \bar{K}_2 de Sotaridona y Meijer (2002) y S_1 de Sotaridona y Meijer (2003).
4. Los que tienen en cuenta todo tipo de respuestas comunes: Saupe (1960), g_2 de Frary y Col. (1977), Post (1994), Wesolowsky (2000), Tideman y Kheirandish (2003), ω de Wollack

- (1997); Sotaridona, Van der Linden y Meijer (2006), S_2 de Sotaridona y Meijer (2003) y $Z_{\hat{k}}$ de Sotaridona, Van der Linden y Meijer (2006).
5. Los que necesitan de la información del grupo para ser estimados: g_2 de Frary y Col. (1977), g_{2w} de Frary y Tideman (1997), Post (1994), Wesolowsky (2000), Tideman y Kheirandish (2003), ω de Wollack (1997), Sotaridona, Van der Linden y Meijer (2006), K de Holland (1996), \bar{K}_1 y \bar{K}_2 de Sotaridona y Meijer (2002) y S_1 y S_2 de Sotaridona y Meijer (2003).
 6. Los que necesitan únicamente la información de la pareja de sujetos sospechosos de copia: Índice B de Angoff (1974), Harpp y Hogan (1993), Van der Linden y Sotaridona (2004) y $Z_{\hat{k}}$ de Sotaridona, Van der Linden y Meijer (2006).
 7. Los que tienen en cuenta un modelo de Teoría de Respuesta al Ítem (TRI): ω de Wollack (1997), Sotaridona, Van der Linden y Meijer (2006) y $Z_{\hat{k}}$ de Sotaridona, Van der Linden y Meijer (2006).
 8. Los que no tienen en cuenta un modelo de TRI: B de Angoff (1974), g_1 y g_2 de Frary y Col. (1977), Cody (1985), Bellezza y Belleza (1989), Harpp y Hogan (1993), Post (1994), K de Holland (1996), g_{2w} de Frary y Tideman (1997), Wesolowsky (2000), \bar{K}_1 y \bar{K}_2 de Sotaridona y Meijer (2002), Tideman y Kheirandish (2003), S_1 y S_2 de Sotaridona y Meijer (2003), Van der Linden y Sotaridona (2004).

A continuación se exponen los estadísticos cronológicamente, ya que muchos de ellos son modificaciones o derivaciones de estadísticos previamente propuestos. Se describirá para cada uno de ellos la forma en que se lleva a cabo la detección y se analizará su calidad, de ser posible, a través de los análisis de error de tipo I y potencia que los autores hayan reportado. Posteriormente se expondrá el problema de investigación de la presente tesis, así como los objetivos y la estructura de la misma.

1.2.1. Saupe (1960)

Este autor propone el análisis de regresión lineal como método para la detección de copiadores, a través de dos estadísticos. En primer lugar, para una pareja de examinados se establece como variable dependiente el número total de respuestas correctas o incorrectas comunes y como

independiente el número de respuestas correctas e incorrectas de cada uno de los dos examinados. A partir del error estándar de la predicción y una probabilidad (que debe ser baja), la cual es definida por el investigador, se busca evaluar si la diferencia entre lo predicho y lo observado se debe a la presencia de copia o no. Un estadístico corresponde a las respuestas correctas comunes y el otro a las incorrectas comunes en la pareja.

Lo más interesante del trabajo de Saupe es que emplea por primera vez el ordenador para llevar a cabo este tipo de análisis.

Frary (1997) afirma que la propuesta de Saupe parece ser efectiva para detectar parejas que han copiado, sin embargo el problema fundamental al aplicar estos estadísticos radica en que es necesario definir ecuaciones de regresión para cada prueba estandarizada en que se aplica. Por lo tanto, la potencia y el error de tipo I no pueden ser generalizables. Y además, el autor no da información sobre cómo analiza la calidad de los estadísticos propuestos.

1.2.2. Angoff (1974)

En 1974, Angoff realiza el que es considerado el primer estudio que compara una variedad de indicadores para la detección de copia. En él, propone ocho índices, de los cuales el único que presenta importancia alguna es el estadístico B , el cual plantea una relación entre el número de respuestas incorrectas (variable independiente) y el número de respuestas incorrectas comunes (variable dependiente) en una pareja de examinados. A diferencia de Saupe (1960), no analiza dicha relación a través de un análisis de regresión lineal, sino que estratifica sus datos en la variable independiente y simplemente emplea la distribución de la variable dependiente dentro del estrato para evaluar si una pareja de examinados a copiado o no.

Lo más importante del estudio de Angoff radica en el esfuerzo realizado para validar sus índices, ya que evaluó la calidad de los mismos en amplias muestras de datos, por ejemplo en las formas de matemáticas y lenguaje del Scholastic Aptitude Test (SAT), lo que permitió establecer la viabilidad empírica de los mismos.

1.2.3. Estadístico g_2

En el año de 1977, Frary, Tideman y Watts proponen dos estadísticos para la detección de copia (g_1 y g_2), donde el estadístico más relevante es el g_2 . En este estadístico se identifica a uno de los sujetos de la pareja de examinados como fuente de copia y al otro como copia (o

copiador). La ventaja de esta nueva propuesta es que no hay un único estadístico para una pareja de examinados, sino que hay dos valores, si un sujeto se define como copia puede ser que el valor sea significativo, mientras que si es fuente no. Otra de las ventajas es que tiene en cuenta todas las posibles valoraciones de respuesta que se puedan obtener: incorrectas, correctas y omitidas, de esta manera se evita perder información para evaluar si ha habido copia o no en una pareja de examinados.

Para calcular el estadístico g_2 en primer lugar se identifican en la pareja de examinados quién es el copiadador (i) y quién es la fuente (j). N_{ij} corresponde al número de ítems que son respondidos idénticamente por i y j y $X_{gi} = x_{gi}$ y $X_{gj} = x_{gj}$ indica la respuesta a un ítem (g) tanto del sujeto i como del sujeto j . Entonces,

$$N_{ij} = \sum_{g=1}^G T(X_{gi} = X_{gj}) \quad (1.1)$$

Donde $T = 1$ si el sujeto i como el j seleccionan la misma alternativa al ítem g , y $T = 0$ en otro caso. Por otro lado, X_j indica el patrón de respuestas de la persona j , y es tratado como fijo, por lo tanto el estadístico g_2 se define como:

$$g_2 = \frac{(N_{ij} - E(N_{ij}|X_j))}{\text{Var}(N_{ij}|X_j)^{\frac{1}{2}}} \quad (1.2)$$

Con

$$E(N_{ij}|X_j) = \sum_{g=1}^G P_i(X_{gi} = X_{gj}|X_j) \quad (1.3)$$

y

$$\text{Var}(N_{ij}|X_j) = \sum_{g=1}^G P_i(X_{gi} = X_{gj}|X_j) [1 - P_i(X_{gi} = X_{gj}|X_j)] \quad (1.4)$$

Para determinar $E(N_{ij}|X_j)$ y $\text{Var}(N_{ij}|X_j)$ se asume que la independencia local se cumple dado X_j . También se observa que no se asume un nivel de rasgo latente. El problema de este estadístico radica en cómo determinar $P_i(X_{gi} = X_{gj}|X_j)$. Frary y col. (1977) estiman esas probabilidades usando la proporción de respuestas correctas, las proporciones de respuesta en los distractores y la razón entre el número de respuestas correctas del copiadador y la media de la

puntuación de respuestas correctas para todos los examinados.

Frery y Col. (1977) validan sus índices usando respuestas de un test con dos formas que contienen los mismos ítems en diferente orden administrados simultáneamente en salones separados. Sin embargo, no hay análisis del error de tipo I, ya que los autores consideran que éste se controla simplemente determinando un valor alto para el estadístico como punto de corte.

1.2.4. Schumacher (1980)

En 1980 Schumacher plantea un método para la detección de copiadores que requiere conocer las posiciones de una pareja de sujetos, sospechosos de copia, durante un examen. En la pareja se recoge información relacionada con el número de respuestas comunes y no comunes en dos momentos diferentes. En el primero, si la pareja está cerca, es decir, uno al lado del otro, y en un segundo momento, si se encuentran distantes. A partir de estos datos, se calcula un χ^2 de 2×2 para evaluar si el número de respuestas idénticas y no idénticas son independientes de las posiciones que tomen los sujetos. Es un procedimiento que sólo se puede aplicar si existe la posibilidad de cambiar de posición durante un examen, por lo tanto presenta más limitaciones que ventajas.

1.2.5. Cody (1985)

En 1985 Cody diseña un estadístico para la detección de copiadores y que en esencia es un caso especial del estadístico g_2 . La diferencia fundamental radica en la forma en cómo se estima la probabilidad P_i , donde Cody solamente tiene en cuenta la proporción de examinados que seleccionan la opción del ítem. Además, solamente tiene en cuenta las respuestas incorrectas. El autor no informa de la validación de su índice en comparación con otros, y no hay un análisis de la potencia y del error de tipo I que permita establecer qué tan eficiente es el estadístico propuesto.

1.2.6. Bellezza y Bellezza (1989)

En 1989 Bellezza y Bellezza informan de un estadístico para la detección de copiadores a través de la similaridad de respuestas incorrectas en una pareja de examinados. Los autores establecen que éste se ajusta a una distribución binomial. Si se hace una aproximación a la distribución normal del estadístico propuesto se obtiene el estadístico g_1 de Frery y col. (1977).

Los problemas de la propuesta de Bellezza y Bellezza radican en que no tienen en cuenta toda la información posible: respuestas correctas y omitidas, y sólo se quedan con las incorrectas. Los autores al igual que Angoff (1974) y Cody (1985) justifican utilizar únicamente las respuestas incorrectas comunes debido a que los sujetos sospechosos de copia argumentan que sus respuestas correctas se deben a su habilidad y no a la copia, mientras con las respuestas incorrectas este argumento no es viable. Otro problema de este estadístico es que los autores no exponen un procedimiento claro para la estimación de P_i en la distribución binomial y por último, no se hace una comparación con otros índices que pueda establecer el nivel de eficiencia en la detección de copia a través del estadístico.

1.2.7. El diseño de Hanson, Harris y Brennan

En 1987, Hanson, Harris y Brennan presentan un estudio en donde se comparan siete estadísticos para la detección de copiadores, entre los cuales se encuentra los índices B y H de Angoff (1974) y el g_2 de Frary y Col. (1977). A partir de datos reales se planea un estudio de simulación con las siguientes características: Se definen cinco proporciones de ítems copiados (10 %, 20 %, 30 %, 40 % y 50 %) y se comparan éstas en cinco tipos de estrategias para llevar a cabo una copia. Por lo tanto, se establecen 25 condiciones de simulación. Por otro lado, se definen como puntos de corte para los estadísticos los valores de .0005, .001, .0025, .005, .0075, .01, .05, .10 y .25 que corresponden a las proporciones de falsos positivos (error de tipo I). Los resultados que se obtuvieron fueron: 1) el punto óptimo de corte es .001, 2) la proporción de verdaderos positivos detectada al 10 % de ítems copiados es muy baja. Lo cual permite afirmar que los índices no detectan copiadores a tan bajas proporciones de ítems copiados y 3) no existen diferencias entre los distintos métodos para detectar copiadores. Sin embargo, los que presentan mejores resultados son los índices B y el g_2 .

Después de que Hanson, Harris y Brennan (1987) publicaran sus resultados sobre la eficiencia en potencia y error de tipo I de estadísticos para la detección de copia, la investigación se ha nutrido de su diseño metodológico y muchos trabajos posteriores se han desarrollado, hasta cierto punto, de forma similar (Wollack, 1997 y Sotaridona y Meijer, 2002).

1.2.8. Estadístico g_{2w}

Frery y Tideman (1997) presentan un trabajo cuyo objetivo es analizar la calidad de algunos estadísticos presentes en el estudio de Hanson y Col. (1987) con datos reales. Estos autores analizan los estadísticos g_2 de Frery y Col. (1977) y B de Angoff (1974) y realizan una modificación al estadístico g_2 , en donde se tiene en cuenta únicamente las respuestas incorrectas comunes entre el sujeto fuente y copiadador, a esta modificación la llaman g_{2w} . Los resultados son similares a los Hanson y Col. (1987), y con el g_{2w} se logra una mayor detección de copiadores en niveles altos de puntuación, sector en el que el estadístico g_2 tiene menor eficacia de detección.

Adicionalmente llevan a cabo un análisis de la detección conjunta de índices. Toman los índices B y g_2 como un índice conjunto, como B detecta mejor en niveles altos de puntuación y g_2 en niveles bajos, entonces para niveles bajos se detecta con B y altos con g_2 , como resultado se tiene una mejor detección que los índices simples B , g_2 y g_{2w} . Lo mismo se hace para los índices g_2 y g_{2w} . Frery y Tideman (1997) concluyen que el uso combinado de los índices g_2 y g_{2w} es pertinente para la detección de copia.

Es importante anotar que los autores no exponen un análisis de la potencia y del error de tipo I de los estadísticos y sólo presentan comparaciones empíricas de la posible eficacia de detección de los mismos.

1.2.9. Harpp y Hogan (1993)

En 1993 Harpp y Hogan presentan un índice para la detección de copiadores en pruebas de selección múltiple. A través de la razón entre el número exacto de errores comunes (EEIC, en inglés) y el número de errores comunes (EIC, en inglés) se establece si un sujeto ha copiado o no. Se dice que una pareja de examinados tiene un error exacto común, cuando ambos han seleccionado el mismo distractor erróneo. Los autores no sugieren una presentación estandarizada del mismo así como una distribución muestral.

En 1996, Jennings, Harpp y Hogan presentan una modificación del estadístico, en donde la razón es entre el EEIC y el número de respuestas diferentes (D). A partir de esta nueva propuesta afirman que valores mayores a 1 dan indicios de que existe copia entre la pareja de examinados. La calidad del estadístico la evalúan a través de su aplicación en distintos procesos de evaluación durante varios años, lo que les permite afirmar que el estadístico es viable para la detección de

copiadores, sin embargo, no presentan análisis de potencia o de error de tipo I del mismo.

1.2.10. Post (1994)

En 1994 Post afirma que los procedimientos para la detección de copia se han preocupado por modelar el comportamiento de copia y analizar su funcionamiento en situaciones muy concretas, pero no se ha llegado a resultados relacionados con la capacidad de los estadísticos para evitar o controlar el error de tipo I. Post se preocupa fundamentalmente en desarrollar un estadístico que permita controlar al máximo el error de tipo I, y lo hace con el interés de que sea aplicado en situaciones en donde sirva como evidencia contra el fraude. Es una perspectiva diferente a los trabajos propuestos a la fecha, ya que la mayoría tratan la copia como un fenómeno psicométrico, es decir, patrones de respuesta aberrantes que deben ser detectados y analizados para evitar problemas de validez en las inferencias de las puntuaciones obtenidas por los sujetos o como un comportamiento que debe ser analizado para diseñar estrategias que eviten que se vuelva a presentar, pero muy poco se comenta sobre su utilización como herramienta contra el fraude al copiar.

El estadístico propuesto por Post es una modificación al g_2 de Frary y Col. (1977). Su modificación radica en la forma en cómo se estiman las probabilidades de seleccionar la respuesta correcta de un sujeto (P_i). Post afirma que el g_2 tiene el problema de que las estimaciones de las probabilidades no contienen un término de error, es decir, existen diferencias individuales que afectan la probabilidad estimada para dos sujetos en un mismo ítem y que la estimación de la probabilidad debe contemplarlo. Por otro lado, este error tiene una alta influencia en los errores de tipo I. Post propone como métodos de estimación de la probabilidad el logit y el Probit multinominal.

Los resultados que encuentra Post indican que cuando la estimación de la probabilidad tiene en cuenta el término de error y el intervalo de confianza de las probabilidades, los errores de tipo I son considerablemente menores. Y entre los métodos propuestos el que menores errores presenta es el Probit. Por lo tanto, sugiere que el g_2 sea empleado para analizar posibles problemas en los patrones de respuesta, y si se desea hacer algún tipo de acusación sugiere que se emplee la modificación por probit.

1.2.11. Wesolowsky (2000)

En 2000 Wesolowsky diseña una modificación del estadístico g_2 de Frary y Col. (1977). La propuesta recae en la forma cómo se estiman las probabilidades de respuesta de cada sujeto a cada ítem (p_{ji}). El autor propone que la probabilidad de una respuesta correcta dependa de la dificultad del ítem (r_i), la cual se refleja en la proporción de personas que responden correctamente al ítem y de la proporción de respuestas correctas que tenga el sujeto (a_j). La función de probabilidad propuesta por el autor es:

$$p_{ji} = [1 - (1 - r_i)^{a_j}]^{\frac{1}{a_j}} \quad (1.5)$$

Una consecuencia positiva de esta propuesta es que permite controlar la tasa de error de tipo I, pero se le resta importancia a la potencia de la detección. Wesolowsky (2000) reporta que se estima una baja tasa de error de tipo I a unos valores de α determinados pero no es así con la potencia. Actualmente este estadístico está implementado en el paquete MiscPsycho (Doran, 2010) para R (R Development Core Team, 2010).

1.2.12. Tideman y Kheirandish (2003)

En 2003, Tideman y Kheirandish plantean otra modificación al estadístico g_2 de Frary y col. (1977). Al igual que Wesolowsky (2000), las diferencias radican en el cálculo de las probabilidades de respuestas correctas de cada sujeto para cada ítem. Para ello se definen tres reglas:

1. para cualquier sujeto, la suma de las probabilidades de respuesta correcta a cada ítem será igual al número de ítems que el sujeto responde correctamente. $\sum_i p_{ji} = qc_j$. Donde p_{ji} es la probabilidad de que el sujeto j responda el ítem i correctamente, q es el número de ítems en la prueba y c_j la fracción de ítems resueltos correctamente por el sujeto j .
2. Para cualquier sujeto y cualquier ítem, la suma de las probabilidades asignadas a todas las respuestas del ítem será 1. $p_{ji} + (1 - p_{ji}) \sum_t w_{ti} = 1$. Donde p_{ji} es la probabilidad definida en la regla 1, w_{ti} es la probabilidad de que la opción incorrecta t sea elegida en el ítem i , dado que el sujeto ha respondido incorrectamente a dicho ítem.
3. Para cualquier ítem, la suma sobre los sujetos, de las probabilidades asignadas a las respuestas correctas del ítem, será igual al número de examinados que responden correctamente

al ítem. $\sum_i p_{ji} = nr_i$. Donde r_i es la proporción de sujetos que responden al ítem i correctamente.

Las estimaciones de probabilidades propuestas por Frary y col (1977) y Wesolowsky (2000) cumplen las reglas 1 y 2 únicamente. Los autores reportan que la forma de estimar las probabilidades que se ajusta a las 3 reglas genera la misma potencia al identificar copiadores que las probabilidades propuestas por Wesolowsky (2000) y es notoriamente superior a las probabilidades sugeridas por Frary y col. (1977). la función de probabilidad propuesta por estos autores es:

$$p_{ji} = \frac{c_j r_i}{c_j r_i + (1 - c_j)(1 - r_i)} \quad (1.6)$$

1.2.13. El estadístico ω de Wollack

Wollack (1997) presenta el estadístico ω que tiene como objetivo estimar la probabilidad de que las respuestas (incorrectas, correctas u omitidas comunes en ítems de selección múltiple) de una pareja de sujetos sean lo suficientemente similares y que ésta no es debida al azar. Para ello, implementa el modelo de respuesta nominal (MRN) de la TRI dentro del estadístico g_2 de Frary y Col. (1977). Esto lo diferencia de otras propuestas tales como las de Post (1994), Wesolowsky (2000) y Tideman y Kheirandish (2003). Al emplear el MRN se tiene en cuenta el nivel de habilidad del sujeto y se está suponiendo que las discriminaciones son diferentes entre los ítems al igual que las probabilidades de los distractores son diferentes en los distintos niveles de habilidad. Wollack (1997) tiene dos objetivos en su estudio: 1) controlar la tasa de error de tipo I y 2) analizar la capacidad de ω para detectar copiadores según la longitud del test, el tamaño de la muestra, el tipo de copia y el porcentaje de ítems copiados. El comportamiento de ω lo compara con el g_2 y una modificación llamada g_{2-S} .

Con relación a la potencia, los principales resultados indican que, primero, tiene una muy buena capacidad de detección si se ha copiado al menos el 30 % de los ítems, segundo, la potencia es mayor en test de 80 ítems que en test de 40 ítems, tercero, que la potencia no se ve afectada por el tipo de copia y, cuarto, ω tiene una mejor potencia, en todas las condiciones de simulación, que el g_2 y g_{2-S} .

Con respecto al error de tipo I, es necesario tener en cuenta que el autor busca que la tasa

empírica de error de tipo I fuese lo más cercana posible al valor nominal de error que se puede definir previamente (α), para ello genera los datos buscando que la proporción de falsos positivos no sea significativamente diferente de α . Los resultados indican que la tasa de error de tipo I empírica de ω es muy cercana a la nominal y la tasa es mucho menor que las estimadas para los estadísticos g_2 y g_{2-S} .

1.2.14. Van der Linden y Sotaridona (2004)

Van der Linden y Sotaridona (2004) proponen un estadístico para la detección de copia que se caracteriza por tener como supuesto el tipo de comportamiento que se espera ante un ítem: 1) si la respuesta es correcta se debe a que el sujeto la sabe, o 2) a que el sujeto la ha adivinado o 3) a que el sujeto ha tenido acceso a ella a través de la copia. Bajo este supuesto, se necesita conocer el número de respuestas correctas que sabe el sujeto. Como esto es imposible, entonces los autores adicionan otro supuesto: el número de respuestas que conoce el sujeto es cero. No es un estadístico con un punto de corte, ya que no tiene una distribución definida. Por lo tanto, el valor de α debe ser definido cuidadosamente por el usuario.

Para estimar la probabilidad de respuestas incorrectas copiadas entre una pareja de sujetos se establece que el número de respuestas incorrectas comunes entre i y j es un estadístico suficiente para la estimación. Los resultados de su estudio de simulación indican que el estadístico tiene una buena potencia para detectar copiadores (por encima del 30 % de ítems copiados) y que el estadístico es robusto ante la violación del supuesto de que se conoce el número de respuestas correctas que sabe el sujeto. Sin embargo, no se presenta un análisis del error de tipo I ni su aplicación en datos empíricos.

1.2.15. Sotaridona, Van der linden y Meijer (2006)

Sotaridona y Col. (2006) presentan un estadístico que supone que el proceso de respuesta de un sujeto a un test sigue un modelo de respuesta conocido, es decir, que los ítems se ajustan a un modelo de TRI. El ω de Wollack (1997) sería un caso especial del estadístico propuesto al tomar el MRN como modelo de respuesta de un sujeto.

Los autores afirman que el estadístico sigue una distribución binomial generalizada. El estadístico se puede presentar de dos formas: a) de manera condicional, como en el caso de ω , en donde se condicionan las respuestas comunes entre i y j en las respuestas del sujeto j y b) las

respuestas comunes entre i y j en un ítem son independientes. Presentan resultados de la potencia del estadístico bajo la situación de independencia y se reporta que tiene una alta potencia, especialmente si la diferencia entre el nivel de habilidad de los sujetos es amplia y cuando se ha copiado más del 30 % o 40 % de las respuestas. Sin embargo, no se reporta un análisis del error de tipo I y tampoco aplicación en datos empíricos.

1.2.16. El índice K

Holland (1996) realiza un estudio en el cual se presentan las características del estadístico K para la detección de copia. Éste se basa únicamente en las respuestas incorrectas comunes que existen entre una pareja de sujetos. Se estima la probabilidad de que dos sujetos, copia y fuente, tengan un número de respuestas incorrectas comunes o más dado el número de respuestas incorrectas del que copia y el patrón de respuestas de la fuente.

Si se puede construir una distribución empírica con las respuestas incorrectas comunes entre el sujeto que copia y la fuente, y estimar sus probabilidades, entonces igualmente se puede hacer una aproximación de esta distribución a una binomial, la cual es la que define a K . Como el número de respuestas incorrectas comunes se tiene, se hace necesario estimar el valor de p^* de la binomial. Para ello, Holland (1996) sugiere dos caminos, uno de ellos es que la distribución binomial y la distribución empírica tengan la misma media, y el segundo, llevando a cabo una regresión lineal. En este último caso, usa la proporción de respuestas incorrectas (Q_r) de cada examinado en cada número de puntuaciones incorrectas del subgrupo $r = 1, \dots, R$ como regresores. La estimación de la probabilidad binomial p^* se hace a través de Q_r y queda definida como una función lineal con a y b como los parámetros del intercepto y la pendiente respectivamente:

$$P = \begin{cases} a + bQ_r & \text{Si } 0 < Q_r \leq 0.3 \\ [a + 0.3b] + 0.4b [Q_r - 0.3] & \text{Si } 0.3 < Q_r \leq 1 \end{cases}$$

Se debe observar que tanto a como b tienen que ser especificados para ser estimados en la ecuación anterior. Holland (1996) usa un valor de $a = 0.085$ y diferentes valores de b dependiendo del test particular que se está usando. Sin embargo, en su estudio no queda claro cómo esos valores son obtenidos. Además, los valores pueden variar a través de diferentes test.

En su estudio Holland (1996) presenta la aplicación del estadístico en distintas muestras de datos procedentes de pruebas del ETS y hace un énfasis en las características del estadístico sin presentar un análisis detallado del error de tipo I y de la potencia. El problema fundamental de K es que se necesita un amplio número de respuestas incorrectas, es decir, cuantos más ítems tenga la prueba mejor será su comportamiento. Sin embargo, Lewis y Thayer (1998) presenta los resultados de un estudio de potencia y encuentra que ésta es baja aún cuando la fuente tenga un amplio número de respuestas incorrectas.

1.2.17. Los índices \bar{K}_1 y \bar{K}_2

Sotaridona y Meijer (2002) toman el estadístico K de Holland (1996) y proponen \hat{p}_1^* y \hat{p}_2^* como estimaciones de p^* basados en una aproximación de regresión lineal y cuadrática. Las dos versiones de K son:

$$\bar{K}_1 = P(M \geq m_{c'c}) = \sum_{g=m_{c'c}}^{w_s} \binom{w_s}{g} (\hat{p}_1^*)^g (1 - \hat{p}_1^*)^{w_s-g} \quad (1.7)$$

$$\bar{K}_2 = P(M \geq m_{c'c}) = \sum_{g=m_{c'c}}^{w_s} \binom{w_s}{g} (\hat{p}_2^*)^g (1 - \hat{p}_2^*)^{w_s-g} \quad (1.8)$$

Donde s es el sujeto fuente y c es el sujeto copia, w_s es el número de respuestas incorrectas del sujeto fuente s , $m_{c'c}$ el número de respuestas incorrectas elegidas entre c y s , y M es un vector conformado por las respuestas incorrectas comunes entre distintos c y s , donde todos los sujetos c tienen el mismo número de respuestas incorrectas.

Las aproximaciones lineal y cuadrática son:

$$\hat{p}_1^* = \beta_0 + \beta_1 Q_r + \varepsilon_r \quad (1.9)$$

$$\hat{p}_2^* = \beta_0 + \beta_1 Q_r + \beta_2 Q_r^2 + \varepsilon_r \quad (1.10)$$

Donde Q_r es la proporción de respuestas incorrectas del grupo r y donde r es el grupo de personas que tienen el mismo número de respuestas incorrectas.

El trabajo de Sotaridona y Meijer (2002) tiene como objetivo analizar y comparar la tasa

de error de tipo I y la potencia de K , \bar{K}_1 , \bar{K}_2 y ω bajo un diseño de simulación. Los autores establecen como condiciones: el tamaño de muestra, número de ítems, niveles de habilidad de los sujetos fuente y porcentaje de ítems copiados.

Con respecto al error de tipo I, los resultados indican que los estadísticos \bar{K}_1 , \bar{K}_2 y K tienen una tasa de error de tipo I empírica por debajo de α , siendo la más baja para K . Con respecto a ω la tasa de error de tipo I es baja, pero cuando se tienen muestras amplias (2000 sujetos) y pruebas con muchos ítems (80) la tasa de error de tipo I empírica está por encima de α . El estadístico ω en algunas condiciones tiene un comportamiento conservador mientras en otras es liberal.

En relación a la potencia de los estadísticos, el que mejor comportamiento presenta en todas las condiciones de simulación es ω . Los estadísticos \bar{K}_1 y \bar{K}_2 presentan un mejor comportamiento que el K , pero en ninguna de las condiciones simuladas se observa que se aproximen a la capacidad de detección de ω .

1.2.18. S_1 y S_2 de Sotaridona y Meijer

Sotaridona y Meijer (2003) presentan un estudio de simulación cuyo objetivo es analizar y comparar la tasa de error de tipo I y la potencia de detección de copiadore de los estadísticos \bar{K}_2 , S_1 , S_2 y ω . Las variables independientes que tienen en cuenta son: tamaño de la muestra, número de ítems y porcentaje de ítems copiados.

Los estadísticos propuestos, S_1 y S_2 , se caracterizan por hacer una aproximación del vector M a una distribución de Poisson. Estos nuevos estadísticos se diferencian del K y \bar{K}_2 en dos sentidos. En primer lugar, Para el K y \bar{K}_2 se asume que M sigue una distribución Binomial mientras para S_1 y S_2 sigue una distribución de Poisson. Y en segundo lugar, El parámetro de Poisson μ es estimado usando un modelo loglineal mientras el parámetro binomial p del K y del \bar{K}_2 es estimado usando un modelo de regresión lineal.

La diferencia entre S_1 y S_2 radica en que el primero solamente tiene en cuenta las respuestas incorrectas comunes, mientras el segundo tiene en cuenta tanto las correctas como las incorrectas.

$$S_1 = \sum_{w=m_c'c}^{w_s} \frac{e^{-\hat{\mu}_c} \hat{\mu}_c^w}{w!} \quad (1.11)$$

Si a través de la ecuación anterior se observa un valor bastante pequeño se puede afirmar que

existe evidencia suficiente de que s y c tienen respuestas copiadas. Al igual que Holland (1996), Sotaridona y Meijer (2003) comprueban empíricamente la aproximación de la distribución de Poisson a la distribución de M .

Los resultados del estudio con respecto a la tasa de error de tipo I indican que: S_2 tiene una mayor tasa empírica de error de tipo I que los otros estadísticos, el S_1 , para muestras pequeñas (100 sujetos), es el que tiene la más baja tasa de error de tipo I, mientras para muestras grandes (500 sujetos) la tasa más baja se presenta en el \bar{K}_2 .

Con respecto a la potencia, los autores indican que los resultados encontrados son consistentes con lo reportado por Wollack (1997) y Sotaridona y Meijer (2002); la tasa de detección de ω se ve incrementada por la longitud del test pero no por el tamaño de la muestra. Mientras el tamaño de la muestra y la longitud del test o una combinación de éstas afecta la potencia de \bar{K}_2 , S_1 y S_2 . Un resultado interesante es que ninguno de los estadísticos es mejor en todas las condiciones consideradas, sin embargo el que tiene un peor rendimiento en todas las condiciones es el \bar{K}_2 .

1.2.19. $Z_{\hat{k}}$ de Sotaridona, Van der Linden y Meijer (2006)

Algunos de los estadísticos desarrollados para la detección de copiadores (p.e. ω de Wollack, 1997) están basados en el número de respuestas similares entre la fuente y el copiadore o una versión estandarizada de la misma. Bajo una hipótesis nula de no copia, se asume que dichos estadísticos siguen un tipo de distribución, por ejemplo, normal o poisson. El problema que se presenta al asumir un tipo de distribución específica es que se hace necesario estimar los parámetros de las mismas, así como los de ítems o de personas según un modelo de respuesta. Por otro lado, las dificultades se acrecientan cuando se tienen muestras pequeñas, ya que los parámetros no pueden ser estimados de una manera fiable.

Sotaridona, Van der Linden y Meijer (2006) diseñan un estadístico basado en el índice Kappa con la intención de superar este problema, para ello consideran que un índice que sirve para analizar el grado de acuerdo que existe entre una pareja de evaluadores también puede ser empleado para analizar la similitud entre los patrones de respuesta de un pareja de sujetos. Por lo tanto, es un estadístico que necesita únicamente de las respuestas de la pareja de sujetos sospechosa de copia.

El índice Kappa se define como:

$$k = \frac{\pi_o - \pi_e}{1 - \pi_e} \quad (1.12)$$

Donde,

$$\pi_o = \sum_v \pi_{vv}$$

π_o es la probabilidad de observar acuerdo entre dos evaluadores y

$$\pi_e = \sum_v \pi_{v+} \pi_{+v}$$

π_e es la probabilidad de acuerdo, debida al azar, de los dos evaluadores si actúan de manera independiente.

Ahora bien, si se usa k para evaluar el grado de acuerdo entre evaluadores más allá del azar, las hipótesis a probar serán:

$$H_0 : k = 0$$

$$H_1 : k > 0$$

Como los valores de π_o y π_e se desconocen entonces es necesario reemplazarlos por las proporciones empíricas, lo que conlleva a obtener el valor \hat{k} . Éste estadístico se distribuye asintóticamente normal con $\mu_{\hat{k}} = k$ y $\sigma_{\hat{k}}^2 = \frac{1}{N} \left\{ \frac{\pi_o(1-\pi_o)}{(1-\pi_e)^2} + a + b \right\}$.

Donde:

$$a = \frac{2(1-\pi_o)(2\pi_o\pi_e - \sum_v \pi_{vv}(\pi_{v+} + \pi_{+v}))}{(1-\pi_e)^3}$$

$$b = \frac{(1-\pi_o)^2 \left(\sum_v \sum_v \pi_{vv}(\pi_{v+} + \pi_{+v})^2 - 4\pi_e^2 \right)}{(1-\pi_e)^4}$$

Ahora bien, al estandarizar \hat{k} , éste queda definido como:

$$Z_{\hat{k}} = \frac{\hat{k} - \mu_{\hat{k}}}{\sigma_{\hat{k}}} \quad (1.13)$$

bajo la hipótesis nula, el valor de $\mu_{\hat{k}} = 0$, por lo tanto el estadístico se define como:

$$Z_{\hat{k}} = \frac{\hat{k}}{\sigma_{\hat{k}}} \quad (1.14)$$

Se afirma que una pareja de examinados ha copiado si $P(Z_{\hat{k}}) \leq \alpha$.

Sotaridona, Van der Linden y Meijer (2006) tienen como objetivo en su estudio analizar la potencia y el error de tipo I del estadístico $Z_{\hat{k}}$. Para el error de tipo I, los autores llevan a cabo diferentes estudios de simulación. En el primero de ellos, se analizan los efectos que tiene sobre el error de tipo I el uso de probabilidades de respuestas idénticas para los ítems. Los resultados muestran que cuando las habilidades tienden a ser muy homogéneas, la tasa de error de tipo I tiende a ser más alta con respecto a si la diferencia entre las habilidades es más amplia. Sin embargo, para ambas situaciones, el valor de error de tipo I es conservador, es decir, igual o menor que el nivel de α establecido. En el segundo de ellos, se analizan los efectos que tiene en el error de tipo I el simular las probabilidades de respuesta a los ítems como no idénticas, las cuales son simuladas bajo el MRN. Los resultados reflejan que el error de tipo I es muy alto cuando las habilidades de los sujetos tienden a ser iguales y decrece a medida que se amplía la diferencia entre las habilidades. Por ejemplo, cuando las habilidades de los sujetos fuente y copia es -2 el error de tipo I es de .90, mientras si la habilidad del sujeto fuente es de 1 y el que copia es de -1.5 el error de tipo I es de 0.06. Los resultados demuestran el efecto que tiene sobre el estadístico $Z_{\hat{k}}$ las probabilidades de respuesta no idénticas a los ítems. En otro estudio, los autores llevan a cabo una recodificación de las alternativas de respuesta condicionándolas en la habilidad del sujeto copiator, y además se parte del supuesto de que las probabilidades de respuesta a los ítems son no idénticas (las cuales son modeladas bajo un modelo de TRI). El objetivo, por lo tanto, fue comprobar si éstas modificaciones permiten tener una menor tasa de error de tipo I en el estadístico $Z_{\hat{k}}$. Los resultados muestran que la tasas de error de tipo I se encuentra alrededor de los valores de α nominal. Por ejemplo, si la habilidad de los sujetos fuente y copia es de -2 el error de tipo I es de 0.06, y si la habilidad del sujeto fuente es de 2 y el que copia es de 0, el error de tipo I es de 0.04. Resultados semejantes se observan si se trabaja con la puntuación total como estimador de la habilidad de los sujetos. Por lo tanto, el estadístico $Z_{\hat{k}}$ es viable siempre y cuando se recodifiquen las alternativas de respuestas. Sotaridona, Van der Linden y Meijer (2006) exponen en su trabajo los pasos necesarios para llevar a cabo dicha

recodificación y, además, es el único que presenta un análisis de los efectos de las habilidades de fuentes y copiadores en la tasa de error de tipo I.

Con respecto a la potencia, los autores encuentran que para una prueba de 30 ítems se logra una potencia por encima de 0.80 cuando se ha establecido un 40 % de ítems copiados, y para una prueba de 60 ítems cuando han copiado como mínimo el 30 % de los ítems.

1.2.20. Conclusiones

A partir de las descripciones de los estadísticos introducidos se puede decir que:

1. Los estadísticos que más desarrollo han tenido son los que tienen en cuenta toda la información del grupo para dar cuenta de la probabilidad de copia y los que siguen un tipo de distribución de probabilidad.
2. Si bien es cierto que en un comienzo los estadísticos tenían en cuenta únicamente las respuestas incorrectas comunes, se observa que los estadísticos más recientes trabajan con respuestas correctas e incorrectas, siendo esto un avance de considerable envergadura.
3. A través de esta clasificación se puede apreciar la complejidad que rodea a los estadísticos de detección de copia y las dificultades a que se ven sometidos para dar cuenta de una buena detección con el menor error posible.

Capítulo 2

La calidad de los estadísticos de copia como problema de investigación

2.1. Potencia y error de tipo I

Las características de los estadísticos diseñados hasta hoy en día y los resultados en el análisis de la calidad de los mismos permite concluir que el análisis del error de tipo I y de la potencia de los estadísticos de copia es una deuda pendiente. En la mayoría de los estudios descritos, la mayor preocupación gira en torno a la validez de las puntuaciones y a los mecanismos de control que se deben tener para evitar la copia. Si bien es cierto, esto es muy importante para la calidad de la medida psicológica y educativa, no es suficiente para hablar de la calidad de las puntuaciones de cada sujeto. Es importante poder establecer si dichas puntuaciones son producto del dominio de los atributos que se pretenden medir o son producto del acto de copiar. Esta óptica conlleva a que los estadísticos sean analizados en escenarios donde se aplican pruebas con unas condiciones muy particulares, donde el uso de datos reales se define como el mejor camino para hablar de la calidad y eficiencia de los estadísticos de copia.

Un interés por conocer el comportamiento del estadístico en las más variadas condiciones sólo es resuelto bajo un procedimiento de simulación, y cuando esto se presenta, una preocupación por la potencia y el error de tipo I se hace evidente. Sin embargo, los distintos resultados indican

que la potencia es lo que más se analiza en este tipo de estudios mientras el error de tipo I queda relegado o se le da poca importancia. Sin un análisis claro de la potencia y del error de tipo I de los estadísticos de copia es poco viable comprender la efectividad de los mismos en las más variadas condiciones de aplicación y la calidad de la medida se ve mermada.

De los estudios anteriormente descritos, los trabajos de Wollack (1997); Sotaridona y Meijer (2002); Van der Linden y Sotaridona (2004) y Sotaridona, Van der linden y Meijer (2006) son los que tienen un análisis de potencia o de error de tipo I, siendo los estudios de Wollack (1997), Sotaridona y Meijer (2002, 2003) y Sotaridona, Van der linden y Meijer (2006) los más completos. Es una muestra muy pequeña de trabajos en el análisis del error de tipo I y potencia, y esta información sólo es posible para los estadísticos más recientes.

Por lo tanto, los otros trabajos y sus estadísticos propuestos generan amplias dudas sobre su real efectividad, aunque, paradójicamente, muchos de ellos son los que se emplean en la detección de la copia actualmente. El portal de Integrity ¹ es una muestra de ello, donde los estadísticos B de Angoff (1974) y el g_2 de Frary y col. (1977) son algunos de los que se utilizan como herramientas de detección. Lo mismo sucede con el programa *Lertap 5!* de Nelson (2006) donde se emplean los estadísticos de Harpp y Hogan (Harpp y Hogan, 1993; Jennings, Harpp y Hogan 1996) y Wesolowsky (2000). Esto posiblemente se debe a que dichos estadísticos tienen un mayor uso, la evidencia empírica de los mismos puede estar corroborando su calidad y también por ser parsimoniosos. Al comparar ω con el g_2 , este último puede tener mayor aceptación por parte de los usuarios por el simple hecho de no trabajar con la TRI, cuyos supuestos hacen que el correcto manejo del ω sea un poco más exigente que el del g_2 .

Por otro lado, los análisis de los estadísticos propuestos permiten afirmar que no hay un único estadístico que pueda dar cuenta, con una alta fiabilidad, que un sujeto ha copiado de otro. Por lo tanto, es necesario usar diferentes estadísticos para hacer detecciones de copia de respuestas. Es importante hacer una comparación del comportamiento de diferentes índices que permita identificar qué estadísticos funcionan bien en determinadas condiciones y qué estrategias se pueden emplear para hacer una detección conjunta o más completa. Dentro de los estudios expuestos, únicamente los estudios de Angoff (1974), Hanson, Harris y Brennan (1987), Wollack (1997), Frary y Tideman (1997) , Sotaridona, Van der linden y Meijer (2006) y Sotaridona y Meijer (2002, 2003) realizan comparaciones entre estadísticos y dentro de ellos los estudios de

¹<http://integrity.castlerockresearch.com/>

Angoff (1974), Hanson, Harris y Brennan (1987) y Sotaridona y Meijer (2002, 2003) comparan más de 3 estadísticos. Y si se observan las comparaciones que se hacen a nivel de error de tipo I y potencia solamente Wollack (1997) y Sotaridona y Meijer (2002, 2003) las llevan a cabo. Es necesario tener una metodología común de análisis para poder establecer en qué medida la calidad entre estadísticos es similar.

2.1.1. Metodología de análisis para la calidad de los estadísticos de copia de respuestas

Para analizar la calidad de un estadístico de detección de copia de respuestas es necesario dar cuenta de la potencia y de la tasa de error de tipo I del mismo, pero a su vez para comparar la calidad de distintos estadísticos no es suficiente el análisis de la potencia y del error de tipo I, es necesario tener una mayor información que permita identificar en qué medida son similares o diferentes los estadísticos de copia de respuesta para detectar copiadores. Una metodología que permite dar respuestas a estas necesidades es el uso de las curvas *Receiver Operating Characteristic* (ROC en inglés). Los estadísticos que se obtienen a través de las curvas ROC permiten identificar la capacidad real de discriminación entre copiadores y no copiadores. Es así como los estadísticos: Área Bajo la Curva, el Área Bajo la Curva Parcial Estandarizada, La Fracción de Verdaderos Positivos y los valores de los estadísticos de copia a un valor de la Fracción de Falsos Positivos, permiten comparar la detección de copiadores entre estadísticos de copia de respuestas. Esta información adicional al Error de Tipo I y la Potencia debe mejorar el análisis de la calidad real de los estadísticos de detección de copiadores. Las características de las curvas ROC así como de los estadísticos que se pueden extraer de ellas serán expuestas en el capítulo 4.

2.2. Modelo de medida y estadísticos de copia de respuestas

En la mayoría de los estadísticos diseñados para la detección de copia de respuestas, se observa que en un amplio número de trabajos se desarrolla un modelo estadístico con el objetivo de dar cuenta de la probabilidad de acertar un ítem, el cual es empleado posteriormente por el estadístico de copia. Esto permite afirmar que los investigadores consideran muy importante el modelar el comportamiento de resolución de ítems para llevar a cabo detecciones de copia

más fiables y válidas. Sin embargo, sólo los trabajos de Wollack (1997) y Sotaridona, Van der Linden y Meijer (2006) buscan sacar provecho de los desarrollos de la TRI, y los resultados de los estadísticos que la tienen en cuenta muestran que la potencia es mucho más alta y el error de tipo I más bajo que los estadísticos que no la implementan.

Sin embargo, como la TRI sigue teniendo un continuo desarrollo es posible que otros modelos y perspectivas puedan generar resultados similares a los ya obtenidos o puedan ser superiores. El uso de modelos de Teoría de Respuesta al Ítem No Paramétrica (NTRI) dentro del estudio de la detección de copiadores no se ha llevado a cabo y no se ha determinado en qué medida estos modelos pueden permitir mejores comportamiento de la potencia y del error de tipo I y en qué grado pueden diferir las detecciones según se tenga en cuenta un modelo de TRI o NTRI. Entre las ventajas que se tendrían al usar este tipo de modelos cabe mencionar que no sería necesario comprobar si un modelo de respuesta a los ítems se ajusta a todos los datos, así como, si las funciones de respuesta de cada ítem se ajustan a un modelo determinado. Otro de las ventajas que tiene los modelos de NTRI es que pueden ser aplicados con muestras más pequeñas de las habitualmente requeridas para los modelos paramétricos, donde no necesariamente el tamaño de la muestra deba ser un impedimento para estudiar tanto el comportamiento de ítems como de las habilidades de los sujetos.

Entre los modelos NTRI propuestos, se encuentra el modelo no paramétrico de Ramsay (Ramsay, 1991, 2000), que se diferencia de las propuestas paramétricas por no hacer supuestos del tipo de función de probabilidad y por ende no exige la estimación de parámetros. Para dar cuenta de estas probabilidades, el modelo de Ramsay se basa en la técnica de suavizamiento por núcleos que hace parte de los modelos de regresión no paramétrica. A través de la cual se obtiene una estimación directa de la relación funcional entre el nivel de habilidad del sujeto y la opción de respuesta al ítem. El resultado que se obtiene es una curva suave que de cuenta de la relación entre la habilidad y la probabilidad de seleccionar una opción de un ítem. Una exposición más detallada acerca de las características de este modelo serán expuestas en el capítulo 5.

Por lo tanto, se hace necesario estudiar los efectos positivos o negativos que pueda tener un modelo de TRI, paramétrico como no paramétrico, dentro de un estadístico de copia de respuestas. Para ello, se pueden llevar a cabo dos tipos de estudios: Para el primero de ellos se tiene como objetivo, analizar si la implementación de un modelo de TRI no paramétrico dentro de un estadístico de detección de copia de respuestas, que ya contempla un modelo de TRI

paramétrico, permite mejorar la calidad de la detección de copiadores. Y el segundo, comparar los efectos de la implementación, en un estadístico de detección de copia de respuestas, de dos modelos de TRI, uno paramétrico y otro no paramétrico, en la calidad de la detección de copiadores.

Para dar respuestas a estos objetivos, los estadísticos de copia de respuesta que pueden ser considerados como más idóneos son el ω y el S_2 , los cuales presentan tres características muy destacadas. Primera, son propuestas de detección recientemente planteadas. Segunda, demuestran una mejor capacidad de detección que estadísticos anteriormente planteados como el g_2 y K . Y tercera, los estudios que los presentan (Wollack, 1997; Sotaridona y Meijer, 2003) realizan un análisis de la potencia y del error de tipo I, bases para comprender la calidad de los estadísticos así como para ver las dificultades que tienen para mejorar su capacidad de detección.

Además, el atractivo de ω radica en que él incluye un modelo de TRI que explica la relación entre el nivel de habilidad y la probabilidad de seleccionar una determinada opción de respuesta en un ítem de selección múltiple. Esta introducción le da al estadístico ω una capacidad de análisis mucho mayor que otros índices, ya que la TRI puede discriminar hasta qué punto las respuestas de un sujeto se deben realmente al dominio del atributo, y cómo factores aberrantes, como la copia, impiden una correcta interpretación de las puntuaciones de un sujeto. Con otros estadísticos esto no es posible, ya que la mayoría de las propuestas anteriores a ω se preocupan fundamentalmente por encontrar el mejor modelo que de cuenta de las probabilidades de respuestas correctas, situación que mejor trata la TRI, y aún estableciendo un modelo de estimación, éste carece de una claridad teórica como la que tiene la TRI. Una descripción más amplia de las características de ω será presentada en el capítulo 5.

Con respecto al S_2 , lo que llama la atención es el modelamiento de la probabilidad de copia de una respuesta correcta común entre la fuente y el que copia. El estadístico carece de parsimonia, ya que se hace bastante complejo su manejo y estimación, no obstante el preocuparse por estimar un valor que de cuenta de la probabilidad de haber copiado una respuesta correcta hace que sea completamente diferente a los estadísticos planteados para la detección de copia de respuestas, y por ende su atractivo. Las características del S_2 serán presentadas en el capítulo 5.

Al introducir un modelo de NTRI, como el de Ramsay, dentro de ω se puede identificar en qué medida mejora o empeora la calidad de detección del mismo. Con respecto a S_2 es pertinente porque la implementación tanto de un modelo de TRI como de NTRI, dentro de un estadístico

que originalmente no lo contempla, permite hacer un análisis complementario de los efectos de la TRI en la calidad de la detección de copiadores.

Por consiguiente, en el marco de la presente tesis doctoral se proponen los estadísticos ω_k , S_{2k} y S_{2n} . El primero y el segundo tienen implementado el modelo no paramétrico de Ramsay dentro de ω y S_2 respectivamente. Y el tercero, implementa dentro de S_2 el MRN. A través de ω_k se busca establecer si el cambio de modelo de probabilidad mejora la detección de copia. Y a través de S_{2n} y S_{2k} se busca estudiar si existen diferencias en la capacidad de detectar copiadores entre estadísticos que implementan un modelo de TRI paramétrico y un modelo NTRI. Las características de los tres nuevos estadísticos ω_k , S_{2n} y S_{2k} serán presentadas en el capítulo 5.

Se espera que la calidad de detección de los estadísticos propuestos; ω_k , S_{2k} y S_{2n} , con respecto a los estadísticos de referencia, ω y S_2 , sea igual o mejor.

2.3. Información grupal versus información de la pareja

El estudio de los diferentes estadísticos desarrollados para la detección de copia de respuestas refleja que es posible agruparlos en dos tipos de estadísticos: en un grupo se pueden clasificar todos los estadísticos que requieren toda la información del grupo para llevar a cabo las estimaciones de copia de respuestas, entre estos se encuentran: g_2 de Frary y Col. (1977), g_{2w} de Frary y Tideman (1997), Post (1994), Wesolowsky (2000), Tideman y Kheirandish (2003), ω de Wollack (1997), Sotaridona, Van der Linden y Meijer (2006), K de Holland (1996), \bar{K}_1 y \bar{K}_2 de Sotaridona y Meijer (2002) y S_1 y S_2 de Sotaridona y Meijer (2003). Y en otro grupo se pueden clasificar los estadísticos que requieren únicamente de la información de la pareja sospechosa de copia para llevar a cabo su detección, entre ellos se encuentran: el índice B de Angoff (1974), los estadísticos de Harpp y Hogan (1993), el índice de Van der Linden y Sotaridona (2004) y $Z_{\hat{k}}$ de Sotaridona, Van der Linden y Meijer (2006). Como los estadísticos del primer tipo son dependientes del comportamiento del grupo es posible que se vean afectados por las características del mismo. Por ejemplo, si el grupo tiene sujetos con alto dominio en el atributo de medida o si existen problemas en la aplicación. Estos problemas pueden afectar la calidad de la detección.

En el segundo tipo de estadísticos, se observan los trabajos de Angoff (1974), van der Linden y Sotaridona (2004) y Sotaridona, van der Linden y Meijer (2006), los cuales se caracterizan

por presentar estadísticos que únicamente buscan tener en cuenta los patrones de respuesta de la pareja de sujetos sospechosos de copia, sin embargo, es un número considerablemente bajo de estudios. En dichos trabajos se realiza un análisis pobre con respecto a la calidad de los estadísticos de copia, excepto el trabajo de Sotaridona, van der Linden y Meijer (2006) en el cual se presenta el estadístico $Z_{\hat{k}}$ y se analizan los efectos del nivel de rasgo latente en la potencia y el error de tipo I.

Como el número de estadísticos que requieren únicamente de las respuestas de la pareja sospechosa de copia es bajo y el análisis de la calidad de detección de copia de respuestas es deficiente, entonces se hace necesario hacer una contribución clara a través del desarrollar un nuevo estadístico que requiera para su estimación las respuestas de los sujetos sospechosos de copia y que tenga una alta calidad: alta potencia con un bajo error de tipo I. El estadístico que se propone ha sido diseñado exclusivamente para la presente tesis doctoral y tiene en cuenta únicamente las respuestas de la pareja sospechosa de copia. Éste se puede aplicar tanto en muestras grandes como pequeñas, como es el caso de un salón de clase. El estadístico propuesto se llama K_{sc} .

Por otro lado, también se hace necesario que existan otros estadísticos que necesiten únicamente de las respuestas de la pareja sospechosa de copia. En el marco de la presente tesis doctoral se propone implementar el estadístico H_{ij}^T en el estudio de la detección de copia de respuestas. El H_{ij}^T originalmente fue planteado por Sijtsma (1986) y Sijtsma y Meijer (1992) en el estudio de las las Funciones de Respuesta a los Ítems (FRI), donde se analiza si dichas funciones se intersectan o no en el contexto de un modelo de NTRI. Hasta el momento, no se ha estudiado su aplicación en el contexto de la detección de copia de respuestas. Aunque Karabatsos (2003) hace una aplicación del H^T en la detección de patrones aberrantes, se concluye que éste puede ser aplicado en la detección de sujetos que posiblemente han copiado.

A través del K_{sc} y H_{ij}^T se busca hacer una contribución al desarrollo de los estadísticos aplicados en la detección de copia de respuestas. Pero, para que éstos puedan ser empleados en datos reales, es necesario estudiar su calidad en la detección de copiadores. Un análisis de la potencia y del error de tipo I, así como de la información proveniente de las curvas ROC, será necesario llevar a cabo. Las características del K_{sc} y del H_{ij}^T serán expuestas en el capítulo 6.

2.4. Preguntas de Investigación

La presente tesis doctoral parte de la siguiente pregunta de investigación: ¿Pueden desarrollarse estadísticos, con una alta calidad, para la detección de copia de respuestas en la medición educativa?. En donde se entiende por calidad a la capacidad de detectar a los copiadores con el error menor posible. Previamente se han descrito un conjunto de estadísticos que han sido propuestos para la presente tesis doctoral y pueden ser considerados como viables en la aplicación de la detección de copia de respuestas. Por otro lado, se ha planteado que se hace necesario estudiar los efectos de los modelos de TRI en la detección de copia de respuestas así como tener nuevos estadísticos que requieran únicamente de las respuestas de la pareja de sujetos sospechosa de copia. Por lo tanto, el presente problema de investigación puede ser reajustado en una serie de preguntas más puntuales:

1. ¿La calidad en la detección de copia de respuestas de los estadísticos propuestos S_{2n} y S_{2k} difieren del estadístico de referencia S_2 ?
2. ¿La calidad en la detección de copia de respuestas del estadístico propuesto ω_k es diferente a la del estadístico de referencia ω ?
3. ¿Qué condiciones afectan la calidad de la detección de copia de respuestas de los estadísticos de referencia: ω y S_2 , con respecto a los estadísticos propuestos: ω_k , S_{2n} y S_{2k} ?
4. ¿Existen diferencias en la calidad de la detección de copia de respuestas entre los estadísticos que introducen el modelo NTRI de Ramsay (ω_k , y S_{2k}), los que implementan el MRN de la TRI (ω y S_{2n}) y los que no contemplan ningún modelo de TRI (S_2)?
5. ¿Cómo es la calidad de la detección de copia de respuesta del estadístico propuesto K_{sc} y el estadístico implementado H_{ij}^T ?
6. ¿Qué estadísticos para la detección de copia de respuestas: los de referencia (ω y S_2), los propuestos (ω_k , S_{2n} , S_{2k} y K_{sc}) o el implementado (H_{ij}^T), presentan una mejor capacidad de detección de copia de respuestas en una aplicación con datos reales?

Para dar respuesta a cada una de estas preguntas, el presente trabajo de investigación esta dividido en tres partes. En la primera de ellas se dará respuesta a las preguntas 1, 2, 3 y 4 y en la segunda parte a la pregunta 5. La diferencias entre la primera y la segunda parte se debe a

que los estadísticos de referencia: ω y S_2 , y los estadísticos propuestos: ω_k , S_{2n} y S_{2k} necesitan de toda la información del grupo, mientras que el estadístico propuesto K_{sc} y el estadístico implementado H_{ij}^T sólo la información de la pareja. Por último, en la tercera parte se dará respuesta a la pregunta 6.

2.5. Objetivos

El presente trabajo de investigación tiene como objetivo principal analizar la calidad de los estadísticos propuestos en el marco de la presente tesis doctoral en comparación con los estadísticos de referencia. Para analizar esta calidad, es necesario simular tanto las características que se pueden presentar en el diseño de una prueba así como la copia de respuestas entre parejas de examinados. Y por otro lado, también es importante analizar dicha calidad en un conjunto de datos reales.

La calidad de un estadístico se define como la capacidad que tiene éste para discriminar correctamente entre un sujeto que ha copiado, de otro que no lo ha hecho y evitar al máximo falsas detecciones, es decir, con el menor error posible de detección. Por lo tanto, un estadístico tiene alta calidad si presenta una alta potencia y una baja tasa de error de tipo I de acuerdo a un punto de corte previamente establecido, por ejemplo un valor de α dado.

Para alcanzar este objetivo, la presente tesis doctoral se divide en tres partes y en cada una de ellas se da respuesta a las preguntas de investigación.

En la primera parte se presentan las características de un estudio de simulación que tiene como objetivo analizar la calidad de la detección de los estadísticos según distintas condiciones: número de sujetos, tamaños de prueba, proporción de copiadores y proporción de ítems copiados. Los estadísticos para la detección de copia de respuestas empleados fueron: los tres nuevos estadísticos ω_k , S_{2k} y S_{2n} y los estadísticos de referencia ω y S_2 . Donde el ω_k introduce el modelo NTRI de Ramsay, el S_{2k} implementa el modelo NTRI de Ramsay y en S_{2n} el MRN. En esta primera parte se van a dar respuesta a las primeras cuatro preguntas de investigación.

En la segunda parte, se presentan las características del nuevo estadístico para la detección de copia de respuestas K_{sc} y la implementación del H_{ij}^T como estadístico de detección de copiadores. En esta parte se da respuesta a la quinta pregunta de investigación y, para ello, se llevan a cabo dos estudios de simulación. El primer estudio de simulación busca identificar el punto de corte

óptimo más apropiado para de los estadísticos K_{sc} y H_{ij}^T , ya que son estadísticos que no se ajustan a un distribución teórica determinada. Y en el segundo estudio de simulación se analiza la calidad de los estadísticos K_{sc} y H_{ij}^T . En este estudio se hace uso de los puntos de corte estimados con anterioridad como criterios para discriminar a copiadores y no copiadores.

Y por último, en la tercera parte el objetivo es analizar la calidad de todos los estadísticos estudiados previamente en una muestra de datos reales. Los datos provienen de un Test de Aritmética (TA; Romero, 2010) que se aplicó a estudiantes de educación secundaria obligatoria. A través de esta última parte se da respuesta a la sexta pregunta de investigación.

Capítulo 3

Diseño metodológico

Como se mencionó en el capítulo 2, el objetivo de la presente tesis doctoral es analizar la calidad de un conjunto de estadísticos empleados para la detección de copia de respuestas. Los estadísticos propuestos ω_k , S_{2k} y S_{2n} necesitan de toda la información del grupo para ser estimados, mientras que los estadísticos K_{sc} y H_{ij}^T únicamente las respuestas de la pareja sospechosa de copia. Para estudiar el comportamiento de la calidad de estos estadísticos es necesario analizarlos en las más variadas condiciones que sean reflejo de un escenario real. Por ejemplo, ¿La calidad de los estadísticos ω_k , S_{2k} y S_{2n} será diferente si el tamaño de la prueba es de 40 ítems o de 80 ítems?. Para comprender mejor la calidad de los estadísticos propuestos en la presente tesis, y que su posible aplicación sea lo más cercano a la realidad de la medición educativa y psicológica, un diseño metodológico basado principalmente en la simulación permitirá obtener cada una de las respuestas a cada uno de los problemas que se formulan en la presente tesis. Un diseño basado en la simulación permite analizar la capacidad real que tienen los estadísticos para detectar correctamente a copiadores de los no copiadores. Las preguntas principales de investigación de la presente tesis doctoral van encaminadas a comprender las capacidades reales que tienen los estadísticos y un diseño de simulación puede dar respuesta a cada una de ellas de una forma clara y comprensible. Por otro lado, no es suficiente con comprender el funcionamiento de los estadísticos propuestos en un escenario de simulación, también se hace necesario someterlos a la viabilidad práctica, es decir, es importante comprobar qué capacidad real tienen de detectar a copiadores en un escenario real. Sólo a través de un análisis de las detecciones en datos reales se podrá establecer si los estadísticos propuestos pueden llegar a ser empleados en la vida práctica.

Para dar respuesta a la principal pregunta de investigación, la presente tesis doctoral esta

dividida en tres partes. En la primera, se analizan los estadísticos propuestos ω_k , S_{2k} y S_{2n} que necesitan de toda la información del grupo para ser estimados, en la segunda parte los estadísticos propuestos K_{sc} y H_{ij}^T que emplean únicamente las respuestas de la pareja sospechosa de copia. Y en la última se hace un análisis de la calidad de todos los estadísticos propuestos en un conjunto de datos reales. El diseño metodológico para la primera y segunda parte es a través de una simulación de datos. Mientras el diseño para la tercera parte es con datos reales.

En la primera parte se manipularon cuatro variables independientes con los siguientes niveles: el tamaño de la muestra (100, 300 y 500 sujetos); número de ítems de la prueba (40 y 80 ítems), proporción de copiadores (2 %, 5 % y 8 %) y proporción de ítems copiados (10 %, 20 %, 30 % y 40 %). El cruce de los niveles de las variables independientes generó un total de 72 condiciones y cada una de ellas se replicó 100 veces mediante un procedimiento aleatorio y se analizaron los resultados en cada condición. Una exposición detallada del diseño de la primera parte se presenta en el capítulo 5.

La segunda parte contempla dos estudios de simulación. El primero de ellos, tiene como objetivo establecer el punto de corte óptimo para los estadísticos K_{sc} y H_{ij}^T , ya que éstos carecen de distribución conocida y se hace necesario establecer el punto de una forma empírica. Las variables independientes manipuladas fueron: tamaño del test (20, 40, 60 y 80 ítems), opciones de respuesta (4 y 5) y número de ítems copiados (0 a k), siendo k el máximo número de ítems de la prueba. Se generó una distribución de 1000 sujetos cuya habilidad (θ) sigue una distribución $N(0, 1)$ y se tomaron de ella 200 remuestras con reemplazamiento, cada una de 30 sujetos. Finalmente se analizaron los resultados en cada remuestra.

El segundo estudio de simulación se llevo a cabo con el objetivo de analizar la calidad de las detecciones de los estadísticos propuestos K_{sc} y H_{ij}^T . Para ello se tomaron los puntos de corte óptimo estimados en el primer estudio de simulación. Las variables independientes manipuladas han sido: tamaño del test (20, 40, 60 y 80 ítems) y las opciones de respuesta (4 y 5). Se generaron 200 muestras de 30 sujetos cada una de ellas siguiendo una $N(0, 1)$. Se analizaron los resultados en cada muestra. Una exposición detallada del diseño de la segunda parte se presenta en el capítulo 6.

En la tercera parte se llevo a cabo un análisis de la calidad de los estadísticos propuestos en un conjunto de datos reales. Se analizó la capacidad de detectar copiadores de los estadísticos propuestos en los datos del TA (Romero, 2010) que se aplicó a 382 estudiantes de séptimo grado

de educación secundaria, según el sistema educativo colombiano. Una exposición detallada del diseño de la tercera parte se presenta en el capítulo 7.

3.1. Análisis de datos

Para analizar la calidad de un estadístico de detección de copia de respuestas es necesario dar cuenta de la potencia y de la tasa de error de tipo I del mismo, pero a su vez para comparar la calidad de distintos estadísticos no es suficiente el análisis de la potencia y del error de tipo I, es necesario tener una mayor información que permita identificar en qué medida los resultados de la clasificación de copiadores y no copiadores son similares o diferentes entre los estadísticos de copia de respuesta. Una metodología que permite dar respuestas a estas necesidades es el uso de las curvas *Receiver Operating Characteristic* (ROC en inglés). Los estadísticos que se obtienen a través de las curvas ROC permiten identificar la capacidad real de discriminación entre copiadores y no copiadores y a partir de ellos se pueden hacer comparaciones entre sí. Es así como los estadísticos: Área Bajo la Curva (AUC), el Área Bajo la Curva Parcial Estandarizada (AUC Parcial Estandarizado), La Fracción de Verdaderos Positivos (FVP) y los valores de los estadísticos de copia a un valor de la Fracción de Falsos Positivos (FFP), permiten comparar las capacidades de clasificación de los estadísticos propuestos para la detección de copia de respuestas.

El AUC permite conocer la capacidad real que tiene un estadístico para detectar copiadores, es decir, permite identificar la calidad del clasificador, y a partir de ella se pueden hacer comparaciones entre varios estadísticos. El AUC permitirá identificar que estadístico de copia de respuestas, y en qué condiciones, realiza la mejor clasificación de copiadores y no copiadores. A través del AUC Parcial Estandarizada se puede conocer la capacidad real que tiene el estadístico de discriminar a copiadores y no copiadores en un intervalo fijo de la FFP. Es apropiado para la presente tesis, ya que los estadísticos de detección de copia de respuestas deben funcionar correctamente a tasa de error de tipo I muy pequeñas, tales como 0.01 o 0.05. Por lo tanto, el AUC Parcial Estandarizado identifica al estadístico, y bajo en qué condiciones, realiza la mejor clasificación de copiadores y no copiadores según una FFP fija, que podrá ser de 0.01 o 0.05. Por otro lado, la FVP corresponde a la probabilidad de detectar correctamente a los copiadores. A partir de esta información se pueden realizar comparaciones entre los estadísticos para poder

identificar cuál de ellos clasifica mejor a los copiadores de los no copiadores y en qué condiciones. Y por último, es importante identificar si el valor del estadístico de detección de copia de respuesta a una FFP es igual al punto de corte definido teóricamente, es decir, se espera que el punto de corte teórico del estadístico sea igual al punto de corte empírico del mismo, de lograrse identificar dicha igualdad, entonces la FVP corresponderá a la potencia y la FFP al Error de Tipo. Es importante comparar si los puntos de corte empíricos son iguales a los teóricos e identificar en qué estadísticos se observa más similitudes y en cuáles más diferencias.

Esta información adicional al Error de Tipo I y la Potencia debe mejorar el análisis de la calidad real de los estadísticos de detección de copiadores. Entre más información se tenga sobre la capacidad real de funcionamiento de un estadístico de detección de copia de respuestas, mayores posibilidades reales tendrá de ser aplicado e interpretado correctamente en un contexto de datos reales. Los estadísticos de detección de copia de respuestas deben contribuir a la detección de patrones aberrantes y a una correcta estimación de las propiedades de los ítems y de las habilidades de los sujetos.

En definitiva, se analizó la potencia y el error de tipo I de los estadísticos propuestos para la detección de copia de respuestas. Además, se analiza los estadísticos proveniente de las Curvas ROC: AUC, AUC Parcial Estandarizada, FVP y los valores de los estadísticos a un valor de la FFP.

Las características de las curvas ROC así como de los estadísticos que se pueden extraer de ellas serán expuestas con un mayor detenimiento en el capítulo 4.

Para todas las partes de la presente tesis doctoral, el lenguaje de programación empleado para ejecutar tanto las simulaciones como los análisis de los resultados fue **R** (R Development Core Team, 2010) versiones 2.5.1 a 2.9.1. Además, se empleó el MULTILog (Thissen, 1991) para la estimación de los parámetros del MRN y el editor de textos Tinn-R (Faria, 2010) para una correcta programación de las rutinas de simulación y de análisis.

3.2. Estructura de la tesis

Hasta este punto, se ha expuesto la importancia de estudiar la detección de copia de respuestas en la medición educativa y, a su vez, se han descrito los distintos estadísticos para la detección de copia de respuesta diseñados hasta el momento. Se han presentado las pregun-

tas de investigación, los objetivos y se ha determinado que para dar cumplimiento a ellos, el presente trabajo de investigación se ha dividido en tres partes. A continuación se exponen las características de los restantes capítulos que conforman el presente trabajo de investigación.

En el Capítulo 4 se expone las características de las curvas ROC, así como sus fundamentos y estadísticos estimables. Se le dedica a este tema un capítulo debido a que es la metodología de análisis básica para dar respuesta a las preguntas de investigación.

El Capítulo 5 presenta las características de la primera parte. En primer lugar, se exponen las características de los estadísticos de referencia: ω y S_2 . En segundo lugar, se presentan los nuevos estadísticos: ω_k y S_{2k} , para los cuales se hace necesario describir brevemente la regresión no paramétrica, haciendo énfasis en el suavizamiento por núcleos que es la base del modelo NTRI de Ramsay (1991, 2000). En tercer lugar, se describe el nuevo estadístico S_{2n} , en cuarto lugar, se expone completamente el diseño metodológico de la primera parte. Finalmente se presentan los resultados obtenidos y unas conclusiones de los mismos.

En el Capítulo 6 se presentan las características de la segunda parte. En primer lugar, se introduce un nuevo estadístico para la detección de copia llamado K_{sc} y las características del estadístico H_{ij}^T . En segundo lugar, se exponen las características del primer estudio de simulación, cuyo objetivo es la estimación de los puntos de corte óptimos del K_{sc} y H_{ij}^T , así como su metodología y resultados. Y por último, se presentan las características del segundo estudio de simulación a través del cual se analiza la calidad de los estadísticos K_{sc} y H_{ij}^T , así como su metodología y los resultados obtenidos.

El Capítulo 7 presenta las características de la tercera parte, cuyo objetivo es llevar a cabo un análisis de la calidad de los estadísticos propuestos (ω_k , S_{2n} , S_{2k} , K_{sc} y H_{ij}^T) en comparación con los estadísticos de referencia (ω y S_2) para la detección de copia de respuestas en un conjunto de datos reales. Se expone la metodología, los resultados obtenidos y unas conclusiones de lo encontrado.

En el Capítulo 8 se presenta una discusión general de los resultados obtenidos en las tres partes, así como una presentación de las fortalezas de los diseños llevados a cabo en la presente tesis y sus limitaciones. Por último, una prospectiva de la investigación en detección de copia de respuestas.

El Capítulo 9 presenta los anexos que contienen las líneas de comando de cada uno de los programas diseñados para cada una de las partes de la presente tesis, y por último, el capítulo

que incluye las referencias bibliográficas de la presente tesis.

Capítulo 4

El análisis de la calidad de los clasificadores

En el presente capítulo se hace una exposición teórica de la metodología de curvas ROC puesto que es la técnica que se ha utilizado para analizar la calidad de los estadísticos de detección de copia de respuestas tanto en los estudios de simulación como en el análisis con datos reales de la presente tesis. Además, las curvas ROC no han sido empleadas con anterioridad en este contexto a pesar de ser una de las técnicas estadísticas más apropiadas para analizar la calidad de los estadísticos para la detección de copia de respuestas.

4.1. Introducción

En una evaluación de diagnóstico de cáncer, un radiólogo analiza, por ejemplo, los resultados de una mamografía realizada a una mujer de 40 años, para determinar si presenta cáncer o no. El especialista interpreta los resultados siguiendo unos criterios previamente establecidos, pero el problema más delicado al momento de emitir el diagnóstico es tener una certeza plena de que realmente la persona padece de cáncer, por lo tanto el resultado puede ser exacto o inexacto. Y por otro lado, a los ojos de otro radiólogo el resultado puede ser opuesto.

Por lo tanto, los criterios de evaluación que se hayan definido para interpretar los resultados de la mamografía, deben ser analizados en términos de la capacidad que tienen para distinguir entre los dos estados de salud.

Esta misma situación se presenta, por ejemplo, en otros escenarios como la detección de

señales: distinguir entre una señal verdadera y otras que pueden ser producto del ruido. En otros tipos de evaluación de pruebas médicas, como lo son las ecografías y, como en el presente trabajo de investigación, en pruebas estadísticas diseñadas para clasificar a una pareja de sujetos como copiadores y no copiadores.

Estos escenarios tienen en esencia una misma tarea, se enfrentan a la toma de decisiones bajo una incertidumbre en las que, a partir de los datos proporcionados por el experimento objeto de estudio, se debe tomar una decisión positiva o negativa sobre la presencia de la condición de interés (Franco y Vivo, 2007).

Las pruebas estadísticas, modelos de clasificación y procesos de evaluación (todos ellos llamados clasificadores), que tienen como resultado una clasificación binaria: presencia o ausencia de un estado, deben tener una calidad mínima, que debe garantizar que las clasificaciones que se realicen tienen la mayor exactitud posible, donde exactitud se entiende como la capacidad para clasificar de manera correcta a los individuos en subgrupos teóricamente relevantes.

Las curvas *Receiver Operating Characteristic* (ROC en inglés) que nacieron en el campo de la detección de señales, son una técnica estadística que por medio de un análisis gráfico permite la visualización, organización y selección de clasificadores basándose en su desempeño (Fawcett, 2006). A través de ellas se puede establecer un punto de corte óptimo en el estado del clasificador, a partir del cual se puede hacer una clasificación de presencia o ausencia de un fenómeno, y permiten ser una medida de la bondad de tal clasificación, es decir, qué tan exactas son las clasificaciones realizadas por el clasificador (Franco y Vivo, 2007). Por otro lado, entre las ventajas que tiene las curvas ROC se encuentra que son útiles cuando la distribución del clasificador es asimétrica y existen distintos costes del error de clasificación, es decir, dónde se defina el punto de corte para la clasificación puede generarse un mayor coste o no.

Los clasificadores se caracterizan porque tienen la función principal de discriminar entre los posibles estados del objeto de estudio, permiten decidir en qué momento se presenta cada uno de ellos y se asume que los distintos estados son mutuamente excluyentes.

Se puede decidir sobre más de dos posibles estados. Sin embargo, el problema de la presente tesis sólo contempla dos: presencia o ausencia. Las curvas ROC son pertinentes para esta situación. En caso de más de dos estados es necesario emplear los distintos métodos que hacen una extensión de las mismas. Pero esta situación no se contempla en la presente investigación.

A continuación se presentan las características de las curvas ROC; cómo se construyen, qué

información se tiene en cuenta para su construcción y cómo se interpretan. Para ello se presenta la información organizada en tres puntos:

En primer lugar, se describirán las características de la exactitud de un clasificador, en términos de sensibilidad y especificidad así como las características del espacio de las curvas ROC, donde se hablará de clasificaciones conservadoras y liberales.

En segundo lugar, los métodos para la construcción de las curvas ROC: paramétricos y no paramétricos, haciendo énfasis en estos últimos, que son los que se emplean en la presente investigación.

Y en tercer lugar, los análisis estadísticos de las curvas ROC, donde se introducen los estadísticos del área bajo la curva (AUC en inglés), área parcial bajo la curva ROC (AUC Parcial) y comparación entre dos clasificadores.

4.2. Exactitud de un clasificador

Cuando se diseña un clasificador, es necesario analizar su capacidad para agrupar a los sujetos en una de las dos clases previamente definidas y mutuamente excluyentes. Si se tiene como objetivo clasificar a las personas en una de dos clases posibles, entonces en una muestra, en donde se experimenta el clasificador, existirán personas que previamente se han identificado que pertenecen a una clase (presencia del estado) u otra (ausencia del estado). Al aplicar el clasificador, y según el criterio definido para diferenciar las clases, se obtiene una clasificación para cada sujeto en una de las dos clases. Se pueden dar cuatro posibles consecuencias: Si el sujeto pertenece al grupo de presencia del estado y es clasificado en ella se dice que es un *verdadero positivo* (VP); si el mismo individuo es clasificado como ausencia del estado se dice que es un *falso negativo* (FN); si un sujeto que pertenece al grupo de ausencia del estado y es clasificado como presencia del estado se dice que es un *falso positivo* (FP) y si es clasificado como ausencia del estado se dice que es *verdadero negativo* (VN).

Tabla 4.1: Matriz de Confusión

		Estado Real		Total
		Presencia	Ausencia	
Predicción del Clasificador	Positivo	<i>Verdaderos Positivos (VP)</i>	<i>Falsos Positivos (FP)</i>	<i>Total de Respuestas Positivas (TRP)</i>
	Negativo	<i>Falsos Negativos (FN)</i>	<i>Verdaderos Negativos (VN)</i>	<i>Total de Respuestas Negativas (TRN)</i>
	Total	<i>Total en la Clase Presencia (TCP)</i>	<i>Total en la Clase Ausencia (TCA)</i>	N

A partir de estas consecuencias se puede construir una tabla de contingencia que las represente, llamada comúnmente matriz de confusión, (Tabla 4.1) que contiene la distribución de los N sujetos en los cuatro tipos de consecuencias posibles. En la diagonal de la tabla 4.1 se presentan los sujetos que están correctamente clasificados, es decir, aquellos que realmente pertenecen a las clases y que el clasificador ha identificado como tal. Mientras los valores de *Falsos Positivos* y *Falsos Negativos* reflejan las dificultades que tiene el clasificador para hacer una correcta asignación de los sujetos a las clases. Si la cantidad de sujetos que se clasifican en la diagonal es alta en comparación con los que están por fuera, se puede pensar que el clasificador posee una exactitud alta para clasificar a los sujetos, sin embargo, para evitar hacer juicios subjetivos se pueden estimar dos probabilidades que hablan mejor de la exactitud del clasificador: la sensibilidad y la especificidad.

La *sensibilidad* es la probabilidad de clasificar correctamente a un sujeto cuyo estado real sea la presencia de la condición de interés (Franco y Vivo, 2007). Su estimador, denotado por S , es la proporción de respuestas positivas que son correctamente clasificadas.

$$S = \frac{VP}{(VP + FN)} = FVP \quad (4.1)$$

También se conoce como *Fracción de Verdaderos Positivos* (FVP), recall o exactitud positiva (Tabla 4.2).

Tabla 4.2: Matriz de fracciones

		Estado Real	
		Presencia	Ausencia
Predicción del Clasificador	Positivo	$FVP = \frac{VP}{TCP}$	$FFP = \frac{FP}{TCA}$
	Negativo	$FFN = \frac{FN}{TCP}$	$FVN = \frac{VN}{TCA}$
	Total	1	1

Por otro lado, en muchas situaciones, como las médicas, se necesita tener un clasificador que

tenga una baja proporción de FN y una alta sensibilidad, especialmente cuando se prueban nuevas técnicas de detección de enfermedades.

La *especificidad* es la probabilidad de clasificar correctamente a un sujeto cuyo estado real sea la ausencia de la condición de interés (Franco y Vivo, 2007). El estimador de la especificidad es la proporción de respuestas negativas que son correctamente clasificadas. Por lo que se denomina exactitud negativa.

$$E = \frac{VN}{(FP + VN)} = FVN \quad (4.2)$$

Un clasificador ideal sería aquel que no comete errores de clasificación, esto es, la $FN = FP = 0$, que tienen una sensibilidad y especificidad próximas a 1. Sin embargo, cuando se tienen clasificadores cuyos valores de sensibilidad y especificidad son menores a .80 se dice que presentan problemas en la exactitud (Burgueño, García-Bastos, González-Buitrago, 1995).

La sensibilidad y la especificidad son estimaciones de las verdaderas probabilidades que definen a estas dos medidas de exactitud, es así que se pueden construir los intervalos de confianza para estos valores. Para ello se estiman los errores estándar de cada valor, donde:

$$SD(S) = \sqrt{\frac{VP \cdot FN}{(VP + FN)^3}} \quad SD(E) = \sqrt{\frac{FP \cdot VN}{(FP + VN)^3}}$$

Los intervalos de confianza asintóticos vienen definidos por:

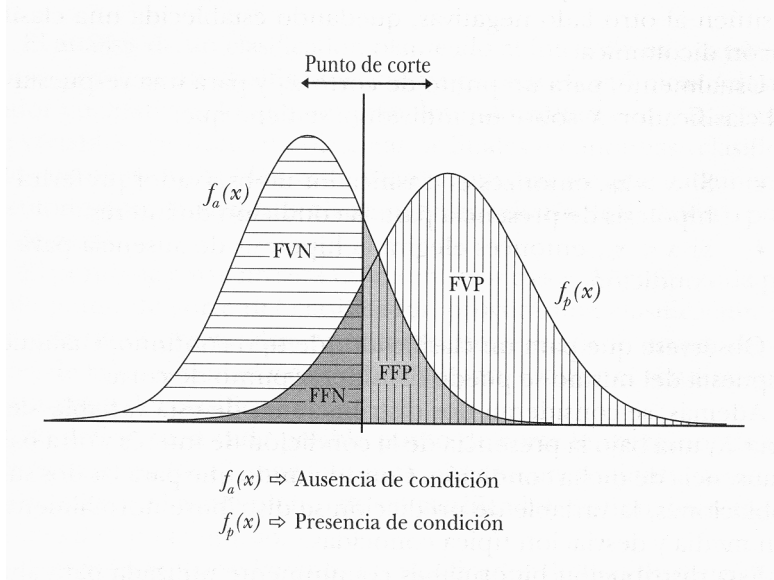
$$S \pm z_{1-\alpha/2}SD(S) \quad E \pm z_{1-\alpha/2}SD(E)$$

Las medidas de exactitud expuestas corresponden a un clasificador que tiene respuestas dicotómicas (clasificador cualitativo), en donde existe un único punto de corte para generar las clases. Por lo tanto existe una única pareja de valores (S, E) que dan cuenta de la exactitud del clasificador. Pero, si por el contrario el clasificador es ordinal o continuo se pueden presentar

distintos valores de sensibilidad y especificidad según donde se establezca el punto de corte. Es así que para cada punto de corte existe una pareja de (S, E) que da cuenta de la exactitud del clasificador. El problema que se plantea ante estas situaciones es poder establecer el mejor punto de corte que dé cuenta de una mejor clasificación (una mayor exactitud) y cómo se pueden analizar conjuntamente todas las parejas posibles de valores (S, E) que permitan determinar una clasificación dicotómica de las respuestas del clasificador según sean superiores o inferiores al valor elegido, es decir, un proceso de categorización o codificación. Al final, las variables ordinales y continuas deben verse como clasificación dicotómica con dos estados: presencia y ausencia.

En la gráfica 4.1 se pueden observar las distribuciones de cada estado de clasificación, como se solapan y el punto de corte que define las clases. Como se puede observar si el punto de corte se desplaza hacia la derecha la FVN aumenta y disminuye la FVP, es decir, aumenta la especificidad, pero si se desplaza a la izquierda, aumenta la FVP y disminuye la FVN, aumentando la sensibilidad. Por lo tanto, en el caso de clasificadores continuos, la elección del criterio de selección afecta a la sensibilidad y la especificidad de dicha variable de predicción (Franco y Vivo, 2007).

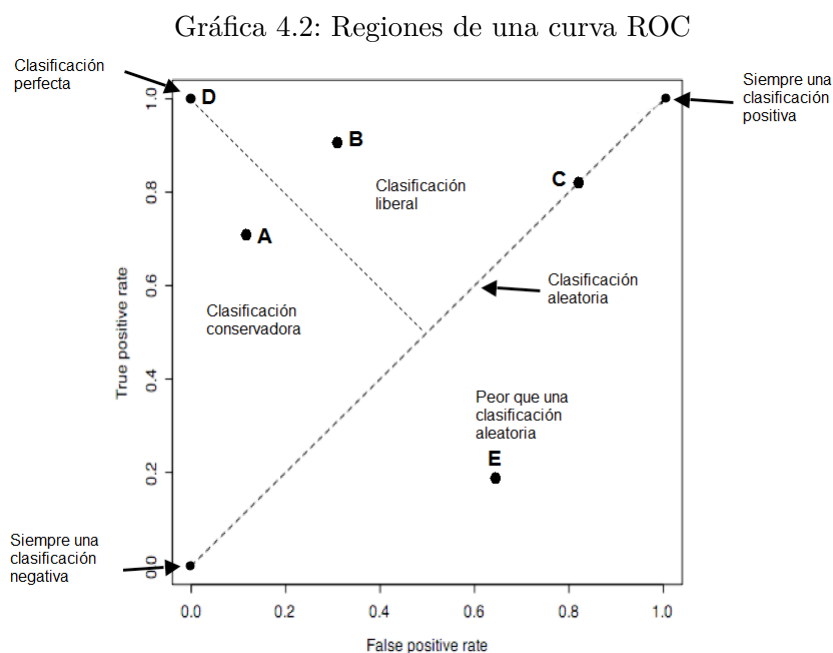
Gráfica 4.1: Variable de predicción condicionada al estado de la condición.



Gráfica tomada de Franco y Vivo (2007)

4.3. Espacio ROC

Las curvas ROC son gráficas de dos dimensiones en las cuales la FVP se sitúan en el eje Y (*Sensibilidad*) y la *Fracción de Falsos Positivos* (FFP) en el eje X (*1- Especificidad*). Una curva ROC será una representación relativa de la ventaja y desventaja entre el beneficio (Verdaderos Positivos) y el coste (Falsos Positivos). En la gráfica 4.2 se muestra un espacio ROC con 5 clasificadores etiquetados de la A a la E.



En la gráfica 4.2 se observa que todos los clasificadores son discretos, ya que sólo se ve representadas parejas de valores (FVP, FFP). Donde cada punto es una pareja de valores para cada clasificador. Existen ciertos puntos dentro del espacio ROC que es importante describir. El punto más abajo hacia la izquierda (0,0) representa que nunca se realiza una clasificación positiva; no existen verdaderos positivos ni falsos positivos, por el contrario, el punto (1,1) refleja la estrategia opuesta, en donde se identifican todos los verdaderos positivos y los falsos positivos (Fawcett, 2006).

El punto (0,1) representa una perfecta clasificación, donde el punto del clasificador D tiene una perfecta ejecución.

De manera informal un punto dentro del espacio ROC es mejor que otro si la FVP es alta y la FFP es baja o ambas en comparación con otro. Los puntos de los clasificadores que aparecen más cerca del eje X y a la izquierda de la diagonal del espacio ROC se dice que tienen una

ejecución conservadora: dichos clasificadores hacen una clasificación positiva únicamente con evidencia muy fuerte, lo que genera que se presenten errores bajos de falsos positivos, pero a su vez, por lo general estos clasificadores tienen una baja tasa de verdaderos positivos. El punto A es un buen ejemplo de ello. Mientras los clasificadores que se sitúan en la parte derecha del espacio ROC son considerados liberales: Los clasificadores hacen clasificaciones positivas con una débil evidencia, por ello clasifican prácticamente a todos los positivos correctamente, pero por el contrario frecuentemente presentan una alta tasa de falsos positivos. El punto B es ejemplo de un clasificador liberal. A es más conservador que B. La línea discontinua que se presenta desde el punto (0,1) hasta la diagonal del espacio ROC es la que permite definir si un punto de un clasificador es considerado liberal o conservador.

Los valores que se sitúan en la diagonal del espacio ROC, la que une los puntos (0,0) y (1,1), corresponden a clasificadores que clasifican aleatoriamente un estado de la condición, es decir, no discriminan entre un estado y otro. Además si los puntos de un clasificador caen por debajo de la diagonal presentan un peor rendimiento que un clasificador aleatorio, pero como el espacio de decisión es simétrico con respecto a la diagonal, entonces un clasificador que cae por debajo y se le invierte el sentido de la predicción mejorará su rendimiento. Entonces, en el caso de clasificadores que tengan valores que se sitúan por debajo de la diagonal, deberían invertirse sus reglas de clasificación para mejorar su desempeño, donde los errores de falsos positivos se transforman en verdaderos positivos (Franco y Vivo, 2007). Además los clasificadores en esta situación presentan información útil pero se está aplicando incorrectamente (Fawcett, 2006).

Por lo general, el espacio donde se dibujan los puntos es en la región triangular superior (gráfica 4.2).

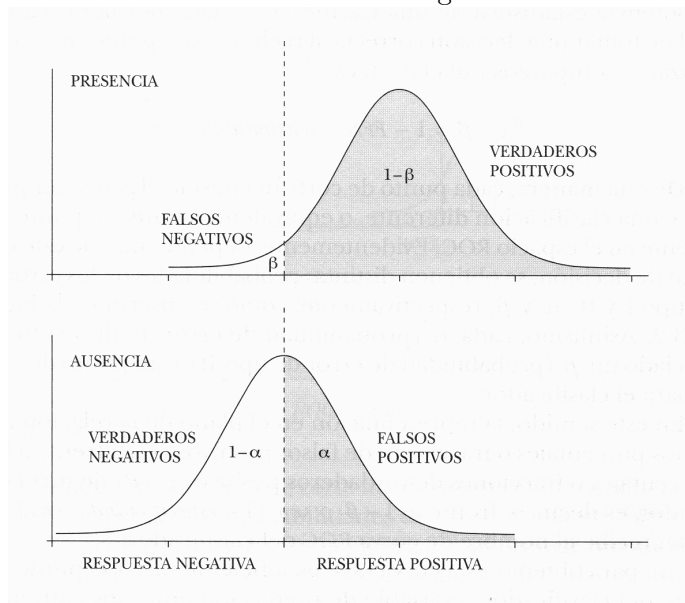
Si el clasificador es continuo, entonces se pueden representar en el espacio ROC todos los puntos posibles (S , $1-E$), generándose una curva sobre el espacio ROC. El verdadero poder de las curvas ROC viene de que ellas caracterizan la ejecución de un clasificador como una curva en lugar de un simple punto.

4.4. Curvas ROC

Como se ha mencionado anteriormente, los puntos que se representan en el espacio ROC son valores de una clasificación particular asociada a una matriz de confusión. Por otro lado, si se

tiene un clasificador de naturaleza continua entonces se debe definir un punto de corte en él para producir una matriz de decisión; donde si la respuesta del clasificador está por encima de dicho punto de corte se define como positiva, de lo contrario, negativa. Este contexto lleva a que se presente una situación análoga entre las falsas clasificaciones que se observan en una matriz de confusión y las probabilidades de los errores de tipo I y II (α y β respectivamente) usadas en los contrastes de pruebas de hipótesis (Franco y Vivo, 2007). La gráfica 4.3 es una representación de la distribución del clasificador según el estado de la condición.

Gráfica 4.3: Distribución del clasificador según el estado de la condición.



Gráfica tomada de Franco y Vivo (2007)

La probabilidad de error de tipo I (α) es la probabilidad de rechazar la hipótesis nula cuando ésta en realidad es cierta. Y la probabilidad del error de tipo II (β) es la probabilidad de aceptar la hipótesis nula cuando la hipótesis alternativa es la verdadera.

Para el caso de un clasificador el contraste de hipótesis viene dado por:

$$\begin{cases} H_0 : & \text{Ausencia de la condición de interés} \\ H_1 : & \text{Presencia de la condición de interés} \end{cases}$$

El error de tipo I, en este contraste, es análogo a la fracción de falsos positivos (FFP) que es igual a $1 - \text{Especificidad}$, el error de tipo II corresponde a la fracción de falsos negativos (FFN) que es igual a $1 - \text{Sensibilidad}$. Y la potencia estadística del clasificador, la probabilidad de tomar la

decisión correcta al rechazar la hipótesis nula, es: $1-\beta = 1-FFN = \text{Sensibilidad}$, es decir, FVP.

Por lo tanto, cada punto de corte que se defina para el clasificador produce una clasificación diferente, o en otras palabras, un punto diferente en el espacio ROC. Dependiendo del criterio que se defina, se obtiene distintas probabilidades de los errores de tipo I y II, como se puede observar en la gráfica 4.3. Cada α tiene asociado un β y un punto de corte para el clasificador.

Por lo tanto, las curvas ROC pueden representar gráficamente el error de tipo I y la potencia estadística de un clasificador, que es una representación en un plano de la relación entre las probabilidades de falsos positivos y las de verdaderos positivos, entre α y $1-\beta$.

La curva ROC se obtiene al representar para cada punto de corte posible del clasificador, las medidas del rendimiento asociadas a la clasificación que se provoca, la *sensibilidad* (FVP) en el eje de ordenadas y $1-\text{Especificidad}$ (FFP) en el eje de abscisas. Las cuales permiten que se presente de manera gráfica la exactitud global del clasificador (Franco y Vivo, 2007).

El punto de corte ideal será aquel que corresponde a que ambas probabilidades de error sean mínimas. Sin embargo, si se disminuye α aumenta β y viceversa como se observa en la gráfica 4.3.

Encontrar el punto de corte ideal será posible a través del estudio de la relación de compensación entre α y $1-\beta$. Un punto de corte ideal será aquel que al aumentar ligeramente la sensibilidad se produce un incremento significativo de la especificidad (Franco y Vivo, 2007).

Por lo tanto, la capacidad para predecir de un clasificador, o en otras palabras, para discriminar entre dos estados mutuamente excluyentes de una condición viene definida por el conjunto de pares (sensibilidad, especificidad), donde cada uno corresponde a un criterio de decisión, es decir, el cambio de punto de corte altera la clasificación, y por ende las medidas de capacidad del clasificador (especificidad, sensibilidad, entre otros).

A partir de la gráfica 4.3, se observa que si las distribuciones de cada una de las condiciones se solapan, es decir, no se pudiera distinguir entre los dos estados, entonces el clasificador no discrimina bien entre los dos estados. En esta condición la respuesta del clasificador puede indicar cualquiera de las dos condiciones. Por el contrario si las distribuciones se solapan muy poco o no hay solapamiento, entonces el clasificador discrimina bien entre las dos condiciones, tiene un rendimiento perfecto. Como en los datos reales estas dos situaciones son muy poco habituales, entonces las curvas ROC son una representación para analizar qué tanto un clasificador se encuentra entre estas dos situaciones. Por lo tanto, las curvas ROC representan una manera

sencilla de cómo diferentes criterios de decisión producen diferentes valores para la proporción de falsos positivos y de verdaderos positivos, donde el que analiza la información puede variar su criterio para altos y bajos niveles (Franco y Vivo, 2007). Lo importante es que se hace un énfasis en el comportamiento del clasificador y no del criterio de decisión pertinente para el clasificador, ya que si el clasificador presenta un rendimiento deficiente de clasificación, el discutir sobre el punto de corte ideal es inapropiado, ya que por sí mismo no se va a mejorar la exactitud del clasificador.

4.4.1. Métodos para el cálculo de las curvas ROC

Dado un clasificador X con funciones de distribución

$$F_p(X) = P(X \leq x | C = 1) \quad \text{y} \quad F_a(X) = P(X \leq x | C = 0)$$

Para cada grupo, con sujetos que presentan la condición y sujetos ausentes de la misma, respectivamente. Donde $F_a(X_0)$ es la especificidad y $1 - F_p(X_0)$ la sensibilidad de la clasificación obtenida a partir del criterio de decisión x_0 del clasificador X .

La curva ROC teórica del clasificador X , para cada punto de corte x_0 , será una representación del complementario de la especificidad $t = 1 - E = 1 - F_a(X_0)$ y la sensibilidad $q = S = 1 - F_p(X_0)$. Donde la curva estará definida por los puntos (t, q) tales que

$$q = R(t) = 1 - F_p\left(F_a^{-1}(1 - t)\right) \quad (4.3)$$

Con $0 \leq t \leq 1$.

En general, las distribuciones del clasificador son desconocidas en las dos subpoblaciones determinadas por la presencia o ausencia de la condición, por lo que es necesario emplear métodos de cálculo de curvas ROC, es decir, estimar la curva ROC en los puntos $(t, R(t))$.

4.4.1.1. Métodos no paramétricos

Cuando no se asume ninguna distribución sobre las respuestas del clasificador en ambas subpoblaciones para estimar la curva ROC es necesario emplear métodos no paramétricos. De este tipo, el método más empleado es el empírico que se basa en la estimación de las funciones de distribución teóricas del clasificador según el estado de la condición, F_p y F_a , mediante las funciones de distribución empíricas,

$$\hat{F}_{n_p}(x) \quad y \quad \hat{F}_{n_a}(x)$$

Las cuales están determinadas por los dos subconjuntos de respuestas

$$\{x_1, x_2, \dots, x_{n_p}\} \quad y \quad \{y_1, y_2, \dots, y_{n_a}\}$$

Que corresponden a una muestra aleatoria de sujetos observados de la población en cada estado de la condición, presencia y ausencia, respectivamente.

Una función de distribución empírica se define como el porcentaje observado de valores de la muestra menores o iguales que x , para todo x . Así, la estimación de la curva ROC, llamada curva ROC empírica, está determinada por los pares:

$$(1 - \hat{F}_{n_a}(x), 1 - \hat{F}_{n_p}(x)) \quad (4.4)$$

Para todo punto de corte x , siendo

$$\hat{F}_{n_p}(x) = \frac{1}{n_p} \sum_{i=1}^{n_p} I(x_i \leq x) \quad y \quad \hat{F}_{n_a}(x) = \frac{1}{n_a} \sum_{j=1}^{n_a} I(y_j \leq x)$$

Donde I es la función indicadora.

Uniando estos pares de puntos mediante líneas, se obtiene la curva ROC empírica con forma escalonada, basada en el estimador

$$\hat{R}(t) = 1 - \hat{F}_{n_p}(\hat{F}_{n_a}^{-1}(1 - t)) \quad (4.5)$$

Si la variación del punto de corte produce variaciones en la sensibilidad y especificidad, este comportamiento se refleja en la curva ROC, realizando un trazo horizontal cuando se incrementa al menos en un caso el número de falsos positivos, y un trazo vertical cuando se aumenta al menos en un caso el número de verdaderos positivos. En caso de empate, es decir, dos o más sujetos con el mismo valor del clasificador y si se presenta entre al menos un individuo de cada subgrupo

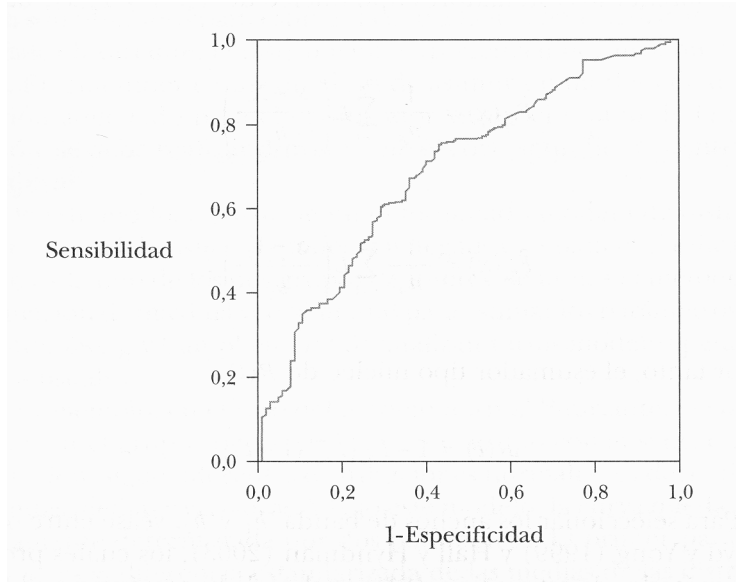
determinado por el estado de la condición, entonces se refleja en la representación mediante un trazo diagonal, siendo su ángulo dependiente del número de empates.

Por otro lado, en el caso de un clasificador de tipo continuo, la forma de la curva ROC empírica $(t, \hat{R}(t))$, tiende a suavizarse a medida que aumenta el tamaño muestral, como se observa en la gráfica 4.4, donde va convergiendo a la curva ROC teórica.

En conclusión, la estimación de las curvas ROC por el método no paramétrico presenta las siguientes ventajas (Burgueño, García-Bastos y González-Buitrago, 1995):

1. Usa toda la información de los datos y la curva pasa por todos los puntos de corte.
2. Proporciona estimadores centrados (sin sesgo) de la sensibilidad, la especificidad y el área bajo la curva, ya que para cada punto de corte los mejores estimadores son los no paramétricos.
3. No necesita asumir supuestos.
4. Los cálculos son simples.

Gráfica 4.4: Curva ROC empírica de un clasificador continuo.



Gráfica tomada de Franco y Vivo (2007)

Entre las desventajas de estos procedimientos:

1. Tiene apariencia de escalera.
2. Las series grandes de datos producen un gráfico abigarrado.

3. Los empates pueden causar problemas, ya que normalmente dan lugar a curvas subestimadas y, por tanto, la exactitud obtenida es menor que la real.
4. La comparación entre dos puntos de dos curvas ROC sólo puede realizarse a sensibilidades y especificidades observadas.

4.4.1.2. Métodos Paramétricos

Los métodos paramétricos se caracterizan porque presumen que existe un determinado tipo de distribución poblacional para el clasificador en las dos subpoblaciones que trata de distinguir. Las curvas ROC estimadas bajo estos supuestos se denominan curvas ROC paramétricas o suavizadas (Franco y Vivo, 2007).

El modelo más habitual es la distribución normal bivariada, el cual supone que la distribución del clasificador en la población con presencia o ausencia del estado sigue una distribución normal. Pero existen muchos otros modelos posibles que surgen al considerar distintas distribuciones similares a la normal, como la logística o la exponencial negativa (López de Ullibarri y Pita Fernández, 1998).

El problema se reduce a la estimación de los parámetros de la distribución por el método más adecuado, por lo general el de máxima verosimilitud. Sin embargo, es necesario, antes que nada, evaluar si el modelo de distribución se ajusta a los datos, para que las curvas ROC estimadas tengan un componente de validez. Si con los datos originales no se obtiene el ajuste, una transformación de los mismos para que se logre una mayor compatibilidad con el tipo de distribución definida puede ser empleada. El problema que se genera es de interpretación, por lo general de tipo subjetivo. Por lo tanto, dadas estas limitaciones, los métodos paramétricos de curvas ROC no son muy recomendados para datos continuos, siendo ampliamente empleados con datos discretos (Franco y Vivo, 2007).

En conclusión, la estimación de las curvas ROC por el método paramétrico presenta las siguientes ventajas (Burgueño, García-Bastos y González-Buitrago, 1995):

1. Proporciona una línea curva de visualización más clara.
2. Permite comparar dos puntos de dos curvas a cualquier sensibilidad o especificidad, observadas o no.

Entre las desventajas de estos procedimientos:

1. Descartan datos al agruparlos, con la consiguiente pérdida de información.
2. Asumen modelos de distribución que muchas veces no se pueden comparar.
3. La curva no pasa necesariamente por los verdaderos puntos. Los puntos ROC y el área pueden ser sesgados.
4. Los cálculos son complejos.

4.5. Área bajo la curva ROC

El análisis de la sensibilidad y especificidad de un clasificador siempre están dependiendo del punto de corte que se defina para establecer los dos posibles estados del clasificador. Por lo tanto, emplearlos como estadísticos que hablen de la exactitud general del mismo no es lo más apropiado, y por ende se hace necesario visualizar la gráfica de la curva ROC para llevar a cabo el análisis de exactitud. La misma situación se presenta a la hora de comparar el comportamiento de distintos clasificadores.

Un estadístico que comúnmente se emplea para dar cuenta de la calidad del clasificador y que se puede emplear para comparar distintos clasificadores es el área bajo la curva ROC (AUC en inglés).

Cuando se construye una curva ROC, el área que se encuentra bajo la curva puede ser tomada como un indicador que da cuenta de la exactitud del clasificador. Como el área máxima que puede tener una curva ROC es 1 (máxima exactitud) entonces dicho valor se convierte en el estadístico más apropiado para dar cuenta de la calidad de un clasificador. Una característica importante del AUC es que es invariante a la prevalencia de la condición, al igual que una curva ROC.

Una situación que es importante aclarar es cuando el AUC es de 0.5 que corresponde a un clasificador aleatorio, donde se considera inútil cualquiera de los criterios de decisión, ya que la FVP será siempre igual a la FFP. Si el valor del AUC está por debajo de 0.5, el rendimiento del clasificador mejorará invirtiendo la positividad del clasificador. Por lo tanto, en general, se considera que el valor de AUC de un clasificador debe encontrarse entre 0.5 y 1. Cuánto más se acerque a 1 mejor.

El AUC se puede interpretar como la probabilidad de clasificar correctamente a un par de

sujetos: uno identificado en el estado A y el otro en el estado B. Los cuales han sido seleccionados al azar de la población mediante los resultados obtenidos a través del clasificador. Si las puntuaciones bajas del clasificador dan cuenta de los sujetos que se encuentran en el estado B, entonces el AUC es la probabilidad de que el resultado del clasificador resulte más bajo en los sujetos del estado B (Hanley y McNeil, 1982).

Swets (1988) interpreta el AUC de la siguiente manera: valores entre 0.5 y 0.7 indican una baja exactitud, entre 0.7 y 0.9 pueden ser útiles para algunos propósitos y un valor mayor de 0.9 indica una exactitud alta.

Bamber (1975) afirma que el AUC es equivalente al valor del estadístico suma de rangos de Wilcoxon, dicha equivalencia permite trasladar las propiedades de este estadístico a la medida de exactitud global dado por el área bajo la curva ROC.

Por último, el valor de AUC puede interpretarse como un promedio de la sensibilidad para todos los valores posibles de especificidad. Y análogamente, como un promedio de la especificidad para todos los valores de sensibilidad.

4.5.1. Procedimientos para la estimación del AUC

Una forma obvia de estimar el AUC es realizar la estimación de la curva ROC correspondiente al clasificador y calcular el área que encierra. No obstante hay otros procedimientos para estimar directamente esta medida de rendimiento global de un clasificador a partir de las observaciones de su diagnóstico. A continuación se detallarán dichos métodos:

4.5.1.1. Métodos no paramétricos

Estos procedimientos no asumen ningún modelo de distribución del clasificador sobre las dos subpoblaciones dadas por la ausencia y presencia de la condición. De esta clase de métodos se encuentran la regla trapezoidal y el estadístico U de Mann Whitney.

La regla trapezoidal es un método de integración numérica para aproximar el AUC. Este método consiste en sumar las áreas de los trapecios formados mediante la unión de los puntos de la curva ROC. Hanley y McNeil (1982) han encontrado que la regla trapezoidal subestima la verdadera AUC cuando éstas son muy cóncavas o cuando se utilizan datos ordinales en la clasificación, de forma alternativa se pueden usar los puntos medios de los intervalos como valores de la curva pero esto conduce a sobreestimar el AUC.

El otro procedimiento (estadístico U de Mann Whitney también conocido como suma de rangos de Wilcoxon) viene de la definición de Bamber (1975) en la que se considera la AUC de forma análoga a la suma de rangos de Wilcoxon. El estadístico U de Mann Whitney viene dado por:

$$U = \sum_{i=1}^{n_p} \sum_{j=1}^{n_a} S(X_{pi}, X_{aj}) \quad (4.6)$$

Siendo:

$$S(X_{pi}, X_{aj}) = \begin{cases} 1 & \text{si } x_p > x_a \\ 1/2 & \text{si } x_p = x_a \\ 0 & \text{si } x_p < x_a \end{cases} \quad (4.7)$$

Es importante anotar que este estadístico solo tiene en cuenta la proporción de todos los posibles pares de sujetos con presencia y ausencia de la condición cuya respuesta del clasificador bajo presencia es mayor que bajo ausencia. Basados en dicho estadístico, Hanley y McNeil (1982) proponen la estimación del AUC empleando el estadístico U de Mann Whitney proporcionando un estimador no paramétrico sencillo de obtener como se puede apreciar en la siguiente expresión:

$$\widehat{AUC} = \frac{1}{n_p \cdot n_a} U \quad (4.8)$$

Donde la estimación del error estándar $SD(\widehat{AUC})$ viene dado por:

$$SD(\widehat{AUC}) = \sqrt{\frac{AUC(1 - AUC) + (n_p - 1)(Q_1 - AUC^2) + (n_a - 1)(Q_2 - AUC^2)}{n_p \cdot n_a}} \quad (4.9)$$

Donde,

Q_1 es la probabilidad de que las respuestas de dos individuos, elegidos al azar del grupo de presencia de la condición, sean mayores que la de individuos elegidos aleatoriamente del grupo de ausencia.

Q_2 es la probabilidad de que la respuesta del clasificador sobre un individuo elegido al azar del grupo de presencia sea mayor que las respuestas sobre dos individuos seleccionados al azar

del grupo de ausencia.

Hanley y McNeil (1982) sugieren una aproximación basada en la distribución exponencial para los valores de Q_1 y Q_2 . Por lo tanto:

$$\hat{Q}_1 = \frac{\widehat{AUC}}{2 - \widehat{AUC}} \quad (4.10)$$

$$\hat{Q}_2 = \frac{2 \cdot \widehat{AUC}^2}{1 + \widehat{AUC}} \quad (4.11)$$

Por medio del error estándar se puede construir el intervalo de confianza del AUC, el cual permite evaluar la calidad de la clasificación realizada por el clasificador y a su vez determinar que el AUC no se encuentre por debajo de 0.5, lo cual reflejaría que el clasificador presenta problemas serios de clasificación.

4.5.1.2. Métodos paramétricos

Si se asume un tipo de distribución del clasificador para cada subpoblación determinada por el estado de la condición, entonces se estima de forma paramétrica el AUC suavizado. El AUC viene dado por:

$$AUC = \int_0^1 \left(1 - F_p \left(F_p^{-1}(1-t)\right)\right) dt = \int_0^1 FVP(x) dFFP(x) \quad (4.12)$$

Donde:

$$FFP(x) = P(X > x | C = 0) = 1 - F_a(x) \quad (4.13)$$

$$FVP(x) = P(X > x | C = 1) = 1 - F_p(x) \quad (4.14)$$

Suponiendo la distribución normal bivariada para el clasificador, entonces se tiene que:

$$x_p \sim N(\mu_p, \sigma_p^2) \quad y \quad x_a \sim N(\mu_a, \sigma_a^2)$$

Para cada uno de las distribuciones del clasificador: presencia y ausencia. El valor de AUC es estimado como:

$$AUC = 1 - \Phi \left(\frac{\frac{\mu_p - \mu_a}{\sigma_p}}{\sqrt{1 + \frac{\sigma_a^2}{\sigma_p^2}}} \right) \quad (4.15)$$

$$AUC = 1 - \Phi \left(\frac{a}{\sqrt{1 + b^2}} \right) \quad (4.16)$$

Lo anterior muestra que el AUC aumenta en función del parámetro a y disminuye en función del parámetro b (Franco y Vivo, 2007).

La varianza del AUC, según el método delta (para el caso bivariado) del cálculo de la varianza que se basa en la expansión de series de Taylor es:

$$V(\widehat{AUC}) = \hat{f}^2 \hat{V}(\hat{a}) + \hat{g}^2 V(\hat{b}) + 2 \cdot \hat{f} \hat{g} \cdot cov(\hat{a}, \hat{b}) \quad (4.17)$$

Donde:

$$f = \frac{e^{-a^2/(2(1+b^2))}}{\sqrt{2\pi(1+b^2)}} \quad y \quad g = -\frac{abe^{-a^2/(2(1+b^2))}}{\sqrt{2\pi(1+b^2)^3}}$$

4.5.2. Comparación de dos clasificadores

Frecuentemente, existe la necesidad de comparar diferentes clasificadores que se aplican a un mismo conjunto de datos y se comparan las curvas ROC para determinar cual clasificador se comporta mejor. En tal situación es importante calcular la correlación entre las áreas de las curvas ROC, lo cual permite que el error se reduzca y la potencia de la comparación se incremente. Es factible realizar comparaciones entre clasificadores siempre y cuando se tenga en cuenta la correlación entre ellas. Para comparar los AUC de dos clasificadores se establece el contraste de hipótesis:

$$\begin{cases} H_0 : AUC_1 - AUC_2 = 0 \\ H_1 : AUC_1 - AUC_2 \neq 0 \end{cases}$$

Este contraste se realiza mediante el siguiente estadístico (Hanley y McNeil, 1983):

$$z = \frac{\widehat{AUC}_1 - \widehat{AUC}_2}{\sqrt{SE(\widehat{AUC}_1)^2 + SE(\widehat{AUC}_2)^2 - 2 \cdot r \cdot SE(\widehat{AUC}_1) \cdot SE(\widehat{AUC}_2)}} \quad (4.18)$$

Por medio de este estadístico se puede establecer que uno de los dos clasificadores tiene mayor capacidad global para discriminar entre ambos grupos de la población, presencia y ausencia (Franco y Vivo, 2007). Por otro lado, es importante indicar que la no diferencia significativa entre AUC de dos clasificadores no implica equivalencia entre ellos. Para hablar de dicha equivalencia, es necesario establecer una definición de la misma para los clasificadores. El significado de una no diferencia significativa corresponde a una insuficiente evidencia para mostrar una diferencia (Westin, 2001). No obstante, la comparación de dos AUC no puede recaer únicamente en el contraste de hipótesis. Pueden existir dos pruebas con dos curvas ROC con formas muy distintas pero que sus AUC sean prácticamente iguales. El empleo del área parcial de AUC puede permitir manejar correctamente estas situaciones (López de Ullibarri y Pita Fernández, 1998).

4.5.3. AUC Parcial

El AUC de un clasificador es una medida que permite dar cuenta qué tan adecuado es el procedimiento para discriminar entre las dos condiciones. Sin embargo, hay situaciones en donde una medida general es insuficiente o perjudicial, ya que, por la forma en que se aplica o se interpreta el clasificador, se hace necesario tener una medida de la calidad del clasificador entre unos valores de la FFP. Se necesita una medida parcial del clasificador.

El área parcial bajo la curva ROC (AUC Parcial) viene dado por la porción de AUC restringida a una parte del espacio ROC. Por ello, se denota por $AUC_{e_1 \leq FFP \leq e_2}$, al área bajo la curva ROC correspondiente a la región del espacio ROC delimitada por las rectas verticales $x = e_1$ y $x = e_2$, es decir, el área bajo la porción de curva ROC del clasificador con valores de FFP en el intervalo (e_1, e_2) (Franco y Vivo, 2007).

El AUC Parcial puede ser interpretado como el promedio de la sensibilidad (especificidad) sobre el intervalo de valores de la especificidad (sensibilidad), proporcionando una medida de exactitud intrínseca parcial del clasificador. Donde el máximo valor del AUC parcial es igual al ancho del intervalo entre e_2 y e_1 ($e_2 - e_1$). McClish (1989) y Jiang, Metz y Nishikawa (1996) recomiendan la estandarización del AUC Parcial a través de su división por el máximo valor. Este valor de *AUC Parcial Estandarizado* se interpreta como el promedio de sensibilidad para

el intervalo de FFP examinado (Obuchowski, 2003). Si el AUC Parcial en el intervalo de FFP entre 0.00 y 0.20 es 0.112, entonces su AUC Parcial Estandarizado será 0.56, lo cual significa que cuando la FFP se encuentra entre 0.00 y 0.20 el promedio de sensibilidad (Verdaderos Positivos) será de 0.56.

Capítulo 5

Estadísticos que requieren de toda la información del grupo

5.1. Introducción

En el primer capítulo se pudo apreciar que la variedad de estadísticos diseñados para la detección de copia es amplia; que existen aproximaciones diferentes acerca de cómo llevar a cabo la detección y qué información hay que tener en cuenta para la misma. Dentro de las propuestas expuestas, llaman la atención principalmente dos estadísticos el ω (Wollack, 1997) y S_2 (Sotaridona y Meijer, 2003), ya que presentan tres características muy destacadas. Primera, son propuestas de detección recientemente planteadas. Segunda, demuestran una mejor capacidad de detección que estadísticos anteriormente planteados como el g_2 (Frary y Col. 1977) y K (Holland, 1996). Y tercera, sus autores realizan un análisis de la potencia y del error de tipo I, herramientas básicas para comprender la calidad de los estadísticos así como para ver las dificultades que tienen para mejorar su capacidad de detección.

Además, el atractivo de ω radica en que incluye un modelo de TRI que explica la relación entre el nivel de habilidad y la probabilidad de seleccionar una determinada opción de respuesta en un ítem de selección múltiple. Esta introducción le da al estadístico ω una capacidad de análisis mucho mayor que otros índices, ya que la TRI puede discriminar hasta qué punto las respuestas de un sujeto se deben realmente al dominio del atributo, y cómo factores aberrantes, como la copia, impiden una correcta interpretación de las puntuaciones de un sujeto. Con otros estadísticos esto no es posible, ya que la mayoría de las propuestas anteriores a ω se preocupan

fundamentalmente por encontrar el mejor modelo que de cuenta de las probabilidades de respuesta correcta, situación que mejor trata la TRI, y aún estableciendo un modelo de estimación, éste carece de una claridad teórica como la que tiene la TRI.

Con respecto al S_2 , lo que llama la atención es el modelamiento de la probabilidad de copia de una respuesta correcta común entre la fuente y el que copia. Si bien es cierto que carece de parsimonia, tiene en cuenta la probabilidad de haber copiado una respuesta correcta lo que lo hace diferente a los otros estadísticos planteados para la detección de copia, y por ende su atractivo.

Por otro lado, la revisión teórica de los estadísticos de detección de copia, expuesta en el primer capítulo, indica que todos los estadísticos buscan tener en cuenta en su proceso de estimación el cómo un sujeto responde a un ítem y cómo se puede estimar dicha probabilidad, para así poder diferenciar la probabilidad de acierto de la probabilidad de copia de una respuesta. La TRI permite dar cuenta de la primera exigencia y para ello se han generado tanto propuestas paramétricas como no paramétricas. Como se ha mencionado, el estadístico ω emplea el MRN pero se puede introducir otro tipo de modelo TRI al mismo. Dentro de los modelos no paramétricos, que buscan dar cuenta de la probabilidad de respuesta de un sujeto dado su nivel de habilidad a la opción de un ítem, se encuentra el modelo no paramétrico de Ramsay (Ramsay, 1991), que se diferencia de las propuestas paramétricas por no hacer supuestos del tipo de función de probabilidad y por ende no exige la estimación de parámetros.

Los estudios previos en detección de copia muestran que los modelos no paramétricos de TRI no han sido tenidos en cuenta en la construcción de nuevos índices de detección de copiadores así como su introducción en estadísticos ya construidos. Por lo tanto, en el presente capítulo se proponen tres nuevos estadísticos para la detección de copia: ω_k , S_{2n} y S_{2k} . El primero de ellos (ω_k) introduce en ω el modelo de Ramsay. El S_{2n} que implementa el MRN en el S_2 y el S_{2k} que introduce el modelo de Ramsay dentro de S_2 . A través de ω_k se busca establecer si el cambio de modelo de probabilidad mejora la detección de copia, entendida como una mayor potencia a una tasa de error de tipo I más bajo. Y a través de S_{2n} y S_{2k} se busca estudiar si existen diferencias en la capacidad de detectar copiadores entre estadísticos que implementan un modelo de TRI paramétrico y un modelo no paramétrico de TRI.

Por lo tanto, los estadísticos para la detección de copia que serán tratados en el presente capítulo son: ω_k , S_{2n} y S_{2k} , y se comparan con los estadísticos de referencia: ω y S_2 . Se analiza

la calidad de la detección de cada uno de ellos y se comparan entre sí, para establecer, bajo unas condiciones definidas en el método, qué estadístico funciona mejor o peor. La calidad de un estadístico se entiende como la potencia de detección y el error de tipo I. Además el uso de las curvas ROC y los valores estimados de AUC, AUC Parcial Estandarizado y Fracción de Verdaderos Positivos serán un complemento idóneo para el análisis de la calidad, una mayor información de la capacidad de detección de copiadores en las más variadas condiciones.

Para cumplir con este objetivo general se llevó a cabo un estudio de simulación cuyos objetivos específicos han sido:

1. Analizar la Potencia y el Error de Tipo I de los estadísticos propuestos: ω_k , S_{2n} y S_{2k} , y de los estadísticos de referencia: ω y S_2 , a un α de 0.01 y 0.05.
2. Analizar la capacidad de discriminación de los estadísticos propuestos: ω_k , S_{2n} y S_{2k} , y de los estadísticos de referencia: ω y S_2 , a través de los valores de AUC y AUC Parcial estandarizado a una Fracción de Falsos Positivos de 0.01 y 0.05.
3. Analizar la Fracción de Verdaderos Positivos de los estadísticos propuestos: ω_k , S_{2n} y S_{2k} , y de los estadísticos de referencia: ω y S_2 , a una Fracción de Falsos Positivos de 0.01 y 0.05.
4. Analizar los valores de los estadísticos propuestos: ω_k , S_{2n} y S_{2k} , y de los estadísticos de referencia: ω y S_2 , a una Fracción de Falsos Positivos de 0.01 y 0.05.
5. Identificar cuál de los estadísticos propuestos: ω_k , S_{2n} y S_{2k} , y de los estadísticos de referencia: ω y S_2 , es más apropiado para la detección de copiadores teniendo en cuenta los resultados de potencia, error de tipo I, AUC, AUC Parcial Estandarizado y FVP.

5.2. Estructura del capítulo

La estructura del presente capítulo es la siguiente: en primer lugar se exponen las características de los estadísticos de referencia ω y S_2 ; sus fundamentos y la forma en que se estima la detección de copiadores. Posteriormente, se presentan los conceptos básicos de una regresión no paramétrica y específicamente el método de suavizamiento por núcleos, los cuales son el sustento de la propuesta de Ramsay. A continuación se expone el modelo de Ramsay de TRI no

paramétrica. Una vez descrito esto último, se presentan los nuevos estadísticos propuestos: ω_k , S_{2n} y S_{2k} . Posteriormente se presenta la metodología de investigación que se ha diseñado bajo una perspectiva de simulación, los resultados del estudio y por último unas conclusiones de lo analizado.

5.3. Estadísticos de referencia S_2 y ω para la detección de copia

5.3.1. Estadístico de referencia S_2

Los índices de copia que están basados únicamente en las respuestas incorrectas comunes, tales como K , \bar{K}_1 y \bar{K}_2 , excluyen información adicional para la copia: la relacionada con las respuestas correctas comunes. Al excluir el número de respuestas correctas en el análisis de respuestas copiadas, explícitamente se está asumiendo que las respuestas correctas comunes entre el sujeto copiadador (c) y el sujeto fuente (s) son productos independientes de sus niveles de habilidad y que c conoce completamente las respuestas a los i ítems. Sin embargo, éste no es el caso. Una persona puede obtener la respuesta correcta a un ítem por copia o por adivinación.

Sotaridona y Meijer (2003) diseñan un estadístico que tiene en cuenta las respuestas correctas e incorrectas comunes en una pareja de sujetos. La propuesta es una extensión del índice S_1 , descrito en el Capítulo 1, que únicamente tiene en cuenta las respuestas incorrectas comunes. El índice S_2 se ha propuesto para superar la limitación de S_1 , incorporando información relacionada con las respuestas correctas junto con las incorrectas.

En los estadísticos K , \bar{K}_1 y \bar{K}_2 la evidencia de copia se indica como 1 si c y s han elegido la misma respuesta incorrecta y 0 si la respuesta es correcta o las respuestas al ítem no coinciden. Para el caso de S_2 el valor de 1 será si s y c eligen la misma opción incorrecta al ítem, δ si s y c eligen la correcta, y 0 en otro caso. La variable δ cuantifica la cantidad de información de respuestas correctas copiadas para una pareja particular s y c .

A partir del número total de respuestas incorrectas cada sujeto es clasificado en un grupo que representa el número de respuestas incorrectas, $r = 1, 2, \dots, R$, de tal forma que el sujeto $j = 1, 2, \dots, J_r$ tiene el mismo número de respuestas incorrectas que su grupo r . El número de sujetos en el grupo de respuestas incorrectas r se indica como J_r y rj es usado para indicar al sujeto j en el grupo de respuestas incorrectas r .

Si i^* corresponde a un ítem que es resuelto correctamente por el sujeto fuente (s), y U_{i^*rj} la

respuesta del sujeto rj (el copiador) al ítem i^* , entonces, δ_{i^*rj} es la estimación de la información de copia en el ítem i^* para un sujeto rj . El valor de δ_{i^*rj} viene a satisfacer la desigualdad: $1 \geq \delta_{i^*rj} \geq 0$.

Esto es, $\delta_{i^*rj} = 0$ si rj conoce la respuesta correcta al ítem i^* y $\delta_{i^*rj} = 1$ si rj desconoce completamente la respuesta correcta al ítem i^* . El problema, que se presenta en esta situación, es cuantificar la cantidad de conocimiento que rj tiene del ítem i^* . Para hacerlo se obtiene la probabilidad de que rj responda el ítem i^* correctamente. Esta probabilidad puede ser estimada a través de la proporción de examinados que en un grupo de respuestas incorrectas r consiguen la respuesta correcta al ítem i^* . Un inconveniente al hacer esto es que la estimación depende mucho de la población de los examinados que responden el test. Por ejemplo, la estimación tenderá a ser baja si la población de examinados tiene un alto nivel de habilidad o, viceversa, tenderá a ser alta si la población de examinados tiene un bajo nivel de habilidad. Una solución a esta situación es condicionar en el nivel de habilidad del supuesto copiador.

Si P_{i^*rj} corresponde a la probabilidad de que rj de una respuesta correcta al ítem i^* y A_{i^*rj} una variable indicador que es igual a 1 si $U_{i^*rj} = u_{i^*s}$ y 0 en otro caso. Se observa que P_{i^*rj} corresponde a una probabilidad condicional y no debe ser confundida como una probabilidad conjunta de que s y rj den una respuesta común al ítem i^* . Dado U_{i^*s} , la probabilidad es:

$$P_{i^*rj} = P(U_{i^*rj} = u_{i^*s} | U_{i^*s}) \quad (5.1)$$

y la estimación por Máxima Verosimilitud de P_{i^*rj} es igual al número de sujetos en el grupo r que tienen la misma respuesta de la fuente (s) sobre el número de sujetos en el grupo r :

$$P_{i^*rj} = \frac{\sum_{j=1}^{J_r} A_{i^*rj}}{J_r} \quad (5.2)$$

Dada la estimación de P_{i^*rj} , se debe buscar una función - $f(P_{i^*rj})$ - que permita transformarla en δ_{i^*rj} , la cual debe satisfacer las siguientes condiciones:

1. $f(P_{i^*rj})$ se aproxima a 0 cuando P_{i^*rj} se aproxima a 1; esto es, la evidencia de respuesta copiada disminuye cuando se aproxima P_{i^*rj} a 1.
2. $f(P_{i^*rj})$ se aproxima a 1 como P_{i^*rj} se aproxima a 0; esto es, la evidencia de respuesta copiada se aproxima a 1 si el supuesto copiador responde un ítem correctamente a pesar

de una baja probabilidad de conseguir la respuesta correcta al ítem.

3. Pruebas con diferentes números de opciones deben tener diferentes pesos en la función.

Si f y f' son dos diferentes pesos de funciones y i^* y $i^{*'}$ los ítems que se toman de dos tests con número de opciones V y V' tal que $V < V'$. Entonces, $f(P_{i^*rj}) > f'(P_{i^{*'}rj})$ en cualquier momento que $P_{i^*rj} = P_{i^{*'}rj}$.

Las condiciones 1 y 2 son claras. La condición 3 tiene su origen en la idea de que los test de selección múltiple con un número diferente de opciones deben tener diferentes funciones de transformación que difiera por un factor que es una función del número de opciones.

Si g denota la probabilidad de conseguir la respuesta correcta al ítem i por adivinación, entonces, un valor frecuentemente usado de g sería 0.20 para un test de cinco opciones y 0.25 para uno de cuatro opciones. Sotaridona y Meijer (2003) proponen que la función que satisface las tres condiciones es:

$$\delta_{i^*rj} = f(P_{i^*rj}) = d_1 e^{d_2 P_{i^*rj}} \quad (5.3)$$

donde:

$$d_2 = -\left(\frac{1+g}{g}\right) \quad \text{y} \quad d_1 = \left(\frac{1+g}{g}\right)^{d_2 P_{i^*rj}}$$

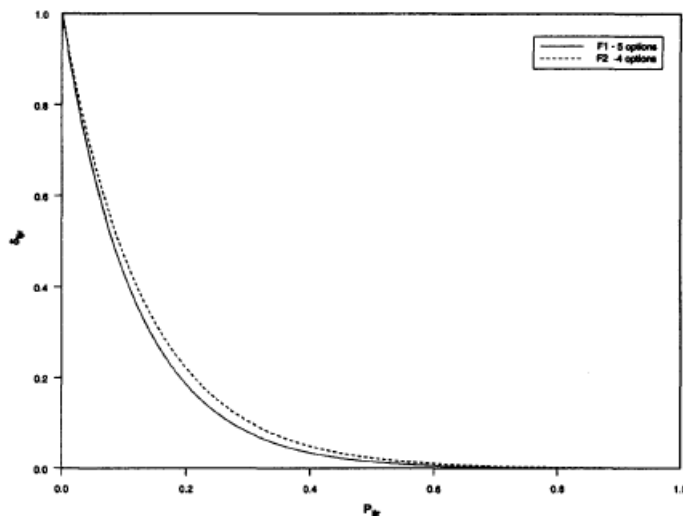
La función propuesta es una función monótonamente decreciente de P_{i^*rj} con un escalar constante g . Como se puede observar en la gráfica 5.1 .

El número de respuestas incorrectas comunes entre rj y s , denotado por M_{rj} es definido por los autores como:

$$M_{rj} = \sum_{i \in W_s} A_{irj} \quad (5.4)$$

M_{rj}^* será la suma del número de respuestas incorrectas comunes elegidas (M_{rj}) y el peso de las respuestas correctas elegidas tanto por el examinado rj como del examinado s , por lo tanto la expresión para M_{rj}^* estará dada por:

$$M_{rj}^* = M_{rj} + \sum_{i^*} \delta_{i^*rj} \quad (5.5)$$

Gráfica 5.1: δ_{i^*rj} como una función de P_{i^*rj} con $g_1 = 0.20$ y $g_2 = 0.25$ 

Gráfica tomada de Sotaridona y Meijer (2003)

En la anterior ecuación, la contribución de cada ítem al valor de M_{rj}^* es 0 si la respuesta de rj es diferente a la de s , 1 si la respuesta incorrecta de rj es la misma de s y δ_{i^*rj} si la respuesta correcta de rj es la misma de s . Un valor grande de M_{rj}^* indica una fuerte evidencia de respuestas copiadas.

Debe observarse que si no hay respuestas correctas comunes entre s y rj , el segundo término de la ecuación 3.5 sumará cero y $M_{rj}^* = M_{rj}$ será un caso especial de M_{rj}^* . Por otro lado, si no hay elección de respuestas incorrectas y únicamente respuestas correctas, entonces $M_{rj} = 0$ y $M_{rj}^* = \sum_{i^*} \delta_{i^*rj}$. Aunque M_{rj} sea sensible únicamente a las respuestas incorrectas, M_{rj}^* es sensible tanto a las respuestas correctas como incorrectas.

En realidad, la variable aleatoria M_{rj}^* es un valor no negativo, una variable que toma valores aleatorios reales. Sotaridona y Meijer (2003) hacen una aproximación de M_{rj}^* al entero más cercano.

Es así que el estadístico S_2 se define como:

$$S_2 = \sum_{w=m_{rj}^*}^I \frac{e^{-\hat{\mu}_r} \hat{\mu}_r^w}{w!} \quad (5.6)$$

El valor de μ corresponde al valor esperado de la variable de poisson M_{rj}^* y es estimado a través de un modelo loglineal que tiene la siguiente forma:

$$\log(\mu_r) = \beta_0 + \beta_1 w_r \quad \forall r$$

Cuanto más pequeño sea el valor de S_2 más probable es que las respuestas copiadas hayan ocurrido.

5.3.2. Estadístico de referencia ω

El estadístico ω se define como una estandarización de h_{cs} , que corresponde al número de ítems $i = 1, 2, \dots, I$ en que las respuestas del sujeto c son iguales a las respuestas del sujeto s . Donde c es el sujeto del que se tiene sospecha de haber copiado respuestas del sujeto s en un test de opción múltiple con opciones $v = 1, 2, \dots, k, \dots, V$. Para la estandarización es necesario estimar tanto el valor esperado de h_{cs} como su desviación estándar.

Si dado que la respuesta de s en i es v , entonces $P_{iv}(\theta_c)$ sería la probabilidad de que c seleccione la misma opción v en el ítem i . Para la estimación de $P_{iv}(\theta_c)$ Wollack (1997) usa el Modelo de Respuesta Nominal (Bock, 1972), la probabilidad de acertar el ítem se define como:

$$P_{iv}(\theta_c) = \frac{\exp(\zeta_{iv} + \lambda_{iv}\theta_c)}{\sum_{v=1}^V \exp(\zeta_{iv} + \lambda_{iv}\theta_c)} \quad (5.7)$$

Donde ζ_{iv} y λ_{iv} son los parámetros: intercepto y pendiente. El valor esperado de h_{cs} se estima a través del condicionamiento en el nivel de habilidad del copiadador (θ_c), del vector de respuestas a los ítems del sujeto s $\mathbf{U}_s = (U_{1s}, \dots, U_{Is})$, donde U_{is} es la respuesta al ítem i , y de los parámetros del ítem $\xi = (\xi_1, \dots, \xi_I)$ con $\xi_1 = (\zeta_{i1}, \dots, \zeta_{iv}, \lambda_{i1}, \dots, \lambda_{iv})$:

$$E(h_{cs} | \theta_c, \mathbf{U}_s, \xi) = \sum_{i=1}^I P_{iv}(\theta_c) \quad (5.8)$$

y la desviación estándar de h_{cs} se estima como:

$$\sigma_{h_{cs}} = \sqrt{\sum_{i=1}^I [P_{iv}(\theta_c)] [1 - P_{iv}(\theta_c)]} \quad (5.9)$$

El estadístico ω está basado en los residuos entre los valores observados y esperados de h_{cs} . Un residuo estandarizado es el que define a ω , el cual sigue una distribución asintóticamente normal estandarizada (Wollack, 1997). A medida que el valor de ω es alto la evidencia de copia entre c y s es fuerte. Por lo tanto, el estadístico ω se define como:

$$\omega = \frac{h_{cs} - E(h_{cs}|\theta_c, \mathbf{U}_s, \xi)}{\sigma_{h_{cs}}} \quad (5.10)$$

5.4. Justificación de los estadísticos propuestos: ω_k , S_{2n} y S_{2k}

En la presente tesis doctoral se presentan tres nuevos estadísticos para la detección de copia de respuestas: ω_k , S_{2n} y S_{2k} . El primero de ellos corresponde a una modificación del estadístico de referencia ω , en donde se introduce un modelo de NTRI, como el de Ramsay. Se introduce un modelo diferente para la estimación de las probabilidades de responder una opción determinada del ítem. A través de la introducción de este modelo se busca identificar en qué medida mejora o empeora la calidad de detección de copiadores. El estadístico S_{2n} , que es una nueva propuesta, introduce el MRN de Bock (1972) para la estimación de las probabilidades de dar respuestas correctas a un ítem. Y por último, el nuevo estadístico S_{2k} en el que se introduce el modelo NTRI de Ramsay para la estimación de las probabilidades de dar respuestas correctas a un ítem.

Por consiguiente, en el marco de la presente tesis doctoral se proponen los estadísticos ω_k , S_{2k} y S_{2n} . El primero y el segundo tienen implementado el modelo no paramétrico de Ramsay dentro de ω y S_2 respectivamente. Y el tercero, implementa dentro de S_2 el MRN. A través de ω_k se busca establecer si el cambio de modelo de probabilidad mejora la detección de copia. Y a través de S_{2n} y S_{2k} se busca estudiar si existen diferencias en la capacidad de detectar copiadores entre estadísticos que implementan un modelo de TRI paramétrico y un modelo NTRI.

5.5. Regresión No Paramétrica

En años recientes, gracias al desarrollo de los ordenadores, una de las áreas de la estadística contemporánea que más se ha desarrollado es la que tiene que ver con las técnicas para la estimación directa de las funciones. Estas técnicas se ven en contraposición con las aproximaciones tradicionales que especifican una familia de funciones que están definidas por un cierto número de parámetros. El principal problema con el enfoque paramétrico es que sin importar cuántos parámetros se definan, algunas aplicaciones siempre necesitan más flexibilidad que la familia paramétrica puede proporcionar. Y, sin embargo, si un número generoso de parámetros son usados, para dar una mayor flexibilidad a un amplio número de aplicaciones, entonces algunas aplicaciones para funciones sencillas pueden ser sobreestimadas. Esta sobreestimación conlleva

va algunos problemas, entre los cuales se encuentran un alto coste computacional, propiedades pobres de estimación para los parámetros, y una potencia estadística pobre para las pruebas de hipótesis. Estos problemas son bien conocidos en el contexto del modelo lineal o regresión múltiple.

En el campo de la psicometría, un ejemplo que ilustra los problemas de una aproximación paramétrica se pueden observar en el modelo de 3 parámetros de la TRI (3PL). Es una función que está definida por tres parámetros: a (discriminación), b (dificultad) y c (pseudo-azar), para dar cuenta de la probabilidad de acertar un ítem dado un nivel de habilidad del sujeto.

$$P(\theta) = c + (1 - c) \frac{\exp[1.7a(\theta - b)]}{1 + \exp[1.7a(\theta - b)]}$$

Cuando el ítem tiende a ser fácil, no hay virtualmente datos posibles para la estimación del parámetro c , y entonces, grandes cambios en c pueden ser compensados por los correspondientes cambios en el parámetro a . El resultado es que a (el cual puede jugar un rol importante a la hora de describir el ítem) es entonces pobremente estimado. Ahora bien, cuando el ítem tiene una baja dificultad se tendería a fijar $c = 0$, reduciendo el modelo al logístico de 2 parámetros. Por otro lado, aún cuando el ítem sea moderadamente difícil, la covarianza entre los parámetros estimados con el 3PL será alta y se requerirán grandes cantidades de datos para estimarlos bien, incluso aunque la función esté bien definida. Thissen y Wainer (1982) discuten esos y otros problemas con el modelo de 3PL.

5.5.1. Suavizamiento por Núcleos

La regresión no paramétrica es el término empleado para un amplio rango de técnicas que buscan una estimación directa, una relación funcional entre una variable independiente x y una variables dependiente y . Estas técnicas varían en sofisticación, conveniencia computacional, y otros importantes aspectos. Una de las técnicas es el suavizamiento por núcleos o *Kernel Smoothing* (Simonoff, 1996 y Eubank, 1988) que busca estimar una curva suave de una función g con valores $g(x)$.

El suavizamiento por núcleos se define como un promedio local de valores de y en unos límites definidos de x . Se tiene un conjunto de valores de una variable independiente x_i , $i = 1, \dots, n$; y un conjunto correspondiente de valores de una variable dependiente y_i , y se desea calcular el

valor de $g(x_q)$ a un valor de la variable independiente x_q , el cual puede o no puede coincidir con alguno de los valores de los datos. x_q puede ser definido como un punto de evaluación, entonces, empleando un promedio local, se puede construir la curva de la función $g(x)$. Esto significa que se calcula un promedio de los valores y_i que corresponden a los valores x_i más “ceranos” al valor objetivo x_q . Dicho promedio puede ser estimado de diferentes maneras:

- Promediar según el vecino más cercano: Si $g(x_q)$ es la media aritmética de los valores y_i correspondientes a los k x_i más cercanos a x_q .
- Promedio local uniforme: Si $g(x_q)$ es la media aritmética de los valores y_i correspondientes a los x_i los cuales no están más que a h unidades de x_q .

El promedio local uniforme permite ampliar el concepto de promedio. El promedio ponderado (Ave_w) se define por:

$$Ave_w = \sum_{i=1}^n w_i y_i \quad \text{donde} \quad \sum_{i=1}^n w_i = 1$$

Algunas estimaciones usadas en estadística pueden ser pensadas como promedios ponderados. Un ejemplo particular de esta situación es la mediana, la cual es el resultado de usar un $w_i = 0$ para todos los valores excepto para el valor central, para el cual es $w_i = 1$. Por el contrario, se denomina promedio no ponderado a una media aritmética que hace uso de pesos $w_i = 1/n$, que no varían sobre i .

Un promedio local puede ser definido como aquel para el cual los pesos w_i (correspondientes a los valores x_i cercanos al valor objetivo x_q) son sustancialmente más grandes que cero.

Una técnica general para definir promedios locales usa una función de suavizamiento por núcleos (K), la cual tiene las siguientes propiedades:

- $K(u)$ es cero o positiva para todos los valores de un argumento u , $k(0)$ es el máximo valor tomado por K .
- $K(u)$ tiende a cero cuando u se desvía de 0 (en cualquier dirección).

Tres funciones por núcleos comúnmente empleadas son:

- Uniforme: $K(u) = 1$ si $|u| = 1$ y 0 en otro caso.
- Cuadrática o Epanechnikov: $K(u) = 1 - u^2$, $|u| = 1$ y 0 en otro caso.

- Gaussiana: $K(u) = \exp(-u^2/2)$.

Una definición de promedio local por medio de los pesos w_{iq} asociados con el punto de evaluación x_q sería:

$$w_{iq} = \frac{K[(x_i - x_q)/h]}{\sum_{j=1}^n K[(x_j - x_q)/h]} \quad (5.11)$$

El denominador en esta expresión simplemente asegura que los pesos sumen 1, por lo tanto debe ponerse atención al numerador. Para definir la función $K[(x_i - x_q)/h]$ se puede utilizar alguna de las tres funciones de núcleos presentadas anteriormente. Se observa que el argumento u en la expresión 3.11 es la razón $u_i = (x_i - x_q)/h$. Esta razón define una medición del desplazamiento entre algún valor observado x_i y el punto de evaluación x_q . El parámetro h , llamado parámetro de suavizamiento o algunas veces parámetro de ancho de banda, controla el tamaño de esta medida de desplazamiento: cuando h es relativamente grande, la razón $u_i = (x_i - x_q)/h$ únicamente será grande para diferencias relativamente amplias de $x_i - x_q$; y cuando h es relativamente pequeño, la razón se tornará grande para diferencias comparativamente pequeñas. Así, h controla la cantidad de datos que están considerablemente ponderados jugando un rol importante en la definición del promedio ponderado Ave_w .

Una definición completa de la estimación por suavizamiento por núcleos de $g(x_q)$ es:

$$g(x_q) = \sum_{i=1}^n w_{iq} y_{iq} \quad (5.12)$$

El parámetro de suavizamiento h controla el balance entre dos factores opuestos:

Sesgo: El sesgo en el punto de evaluación x_q es la diferencia $E[g(x_q) - f(x_q)]$, donde $f(x_q)$ es la función verdadera. Si h es pequeño, el sesgo tenderá a cero, porque la principal fuente de sesgo es que los valores y_i de la función verdadera $f(x_i)$ sean considerablemente diferentes de aquellos y_q estimados mediante $f(x_q)$. Si la diferencia $x_i - x_q$ es grande se presentarán imprecisiones, especialmente en regiones donde la función (f) tiene una alta curvatura. Para alcanzar un bajo sesgo es necesario tener un valor pequeño de h .

Varianza muestral: La varianza muestral de la media aritmética de n observaciones de una población con varianza σ^2 es σ^2/n . Esto es, la varianza muestral disminuye a medida que el número de observaciones se incrementa, lo mismo ocurre para los promedios ponderados. Si se tiene un valor grande de h entonces se tendrá una varianza muestral pequeña.

Por lo tanto, se necesita tener un valor de h que no genere un sesgo muy grande y que a su vez tenga una varianza muestral pequeña. Esto es en realidad equivale a obtener el valor h que nos permita lograr una media cuadrada del error (MSE) lo más pequeña posible, donde:

$$MSE[g(x_q)] = E\left[\{g(x_q) - f(x_q)\}^2\right]$$

El MSE, sesgo y varianza muestral están relacionados por la ecuación:

$$MSE = \{\text{sesgo al cuadrado}\} + \{\text{varianza muestral}\}$$

Según Ramsay (2000) para lograr que el MSE sea pequeño el valor de h debe ser proporcional a $n^{-1/5}$. Esto implica que h decrece lentamente a medida que n se incrementa.

En resumen, el suavizamiento por núcleos es una técnica efectiva con un bajo coste computacional para estimar directamente los valores de una función sin usar un modelo específico que esté definido en términos de parámetros. La estimación de la función por medio del suavizamiento es especialmente valiosa cuando no hay fuertes razones para suponer que la función tendrá unas características específicas que puedan ser modeladas por una familia de curvas de parámetros conocidos. Pero aún, si éste fuese el caso, el suavizamiento por núcleos puede ser una atractiva técnica de estimación por su parsimonia y menor coste computacional.

5.6. Estimación de $P_{iv}(\theta)$ a través del suavizamiento por núcleos

Si la variable independiente son los valores de la destreza o de rasgo latente θ , y la variable dependiente es la probabilidad de elegir la opción v del ítem i , entonces a partir de los datos de un test es posible estimar las curvas que relacionan la destreza con la probabilidad. Para ello, las respuestas de cada ítem se reorganizan en variables y_{iva} , llamadas variables indicador. Cada una de estas variables toman un valor de 1 si el examinado a elige la opción v del ítem i , y 0 en otro caso. Tentativamente se puede asociar un valor de destreza θ_a con cada examinado, por lo tanto la función de probabilidad $P_{iv}(\theta)$ se puede estimar mediante el suavizamiento de la relación entre los valores binarios (0-1) y las habilidades de los sujetos.

Ramsay (2000) establece los siguientes pasos como procedimiento para estimar la función de probabilidad:

1. Calcular los rangos: Se estima el rango r_a de cada examinado al ranquear los valores x_a de algún estadístico X , el cual usualmente es la puntuación total en un test.
2. Enumerar: Se debe reemplazar los rangos r_a por los valores de una distribución normal estandarizada. Para ello, primero se calculan los ntiles de cada r_a , mediante la división de cada rango r_a entre $N + 1$. Posteriormente se emplea la inversa de la distribución normal estándar. Se usan esos valores como los valores del rasgo θ_a .
3. Ordenar: Se ordenan los patrones de respuesta de los examinados (X_{a1}, \dots, X_{an}) por los rangos de habilidad estimados.
4. Suavizar: Para cada opción de respuesta de cada uno de los k ítems, se estima la P_{iv} por medio del suavizamiento de la relación entre la variable indicador y_{iva} de longitud N y el vector de destreza $\Theta(\theta_1, \dots, \theta_N)$. Para ello se emplea la estimación:

$$P_{iv}(\theta_q) = \sum_{a=1}^N w_{aq} y_{iva} \quad (5.13)$$

Donde,

$$w_{aq} = \frac{K[(\theta_a - \theta_q)/h]}{\sum_{b=1}^N K[(\theta_b - \theta_q)/h]} \quad (5.14)$$

Se definen un determinado número de puntos de evaluación θ_q en un intervalo dado entre un θ_{min} y θ_{max} , por ejemplo entre -3 y 3, que son los valores entre los cuales se observan frecuentemente los valores de habilidad de los sujetos. El parámetro de suavizamiento puede ser un valor cercano a $h = N^{-1/5}$. Ramsay (2000) en su programa TestGraf usa por defecto $h = 1.1N^{-1/5}$, el cual ha sido el valor utilizado en la presente investigación.

La estimación de P_{iv} mediante el suavizamiento por núcleos presenta un número importante de ventajas sobre las aproximaciones paramétricas y semiparamétricas:

1. Permite obtener una estimación del error estándar de los valores de la curva estimada $P_{iv}(\theta_q)$, la cual esta dada por la expresión:

$$s(\theta_q) = \sum_{a=1}^N w_{iva}^2 P_{iv}(\theta_a) [1 - P_{iv}(\theta_a)]$$

2. No es necesario que las curvas características tengan que exhibir propiedades exigidas en

los modelos paramétricos tales como el 3PL. Por ejemplo, las curvas características pueden ser no monótonas, lo cual significa que pueden decrecer y crecer a lo largo del rasgo latente.

3. Algunos estudios de simulación han mostrado que, aunque los datos sean muestreados de una población donde las curvas características de los ítems siguen un modelo paramétrico de TRI, la curva característica estimada tiene MSE tan buenos como los que se obtienen por estimación de máxima verosimilitud usando modelos paramétricos apropiados. Esto sugiere que no hay pérdida en términos de eficiencia de la estimación (Ramsay, 2000).

5.7. Estadísticos propuestos para la detección de copia: S_{2n} , S_{2k} y ω_k

5.7.1. Estadísticos propuestos S_{2n} y S_{2k}

En el estadístico S_2 de Sotaridona y Meijer (2003) las respuestas incorrectas comunes entre una pareja de sujetos, c y s , se identifican como 1, las respuestas correctas comunes como δ y 0 en otro caso. El valor de δ cuantifica la cantidad de información de copia entre c y s en la respuesta correcta, para obtener dicha información se hace necesario estimar la probabilidad de que el sujeto c responda correctamente al ítem. Sotaridona y Meijer (2003) indican que esta probabilidad puede ser estimada a partir del número de personas que responden correctamente al ítem y que tiene un mismo número de respuestas incorrectas.

A partir del número de respuestas incorrectas se pueden clasificar a los n sujetos, lo que permite que se conformen r grupos. Cuando se define a uno de los sujetos de la pareja como copiadador, este pertenece a un grupo r , es decir, se identifica como rj . Si se genera una nueva variable A_{irj} que toma el valor de 1 si el sujeto rj responde, como el sujeto s , correctamente el ítem i , y 0 en otro caso, entonces la probabilidad de que el sujeto rj conozca la respuesta correcta será la suma de A_{irj} sobre el número de personas que conforman el grupo J_r .

$$P_{irj} = \frac{\sum_{j=1}^{J_r} A_{irj}}{J_r} \quad (5.15)$$

Es decir, el número de personas del grupo r que responden, al igual que el sujeto s , correctamente al ítem i sobre J_r .

Como se observa, lo más interesante del estadístico S_2 es el valor δ , probabilidad de copia de

una respuesta correcta común, el cual es una novedad dentro de los estadísticos de copia. Para llegar a este valor δ se ha partido de una probabilidad de conocer la respuesta correcta, entonces esta situación nos lleva a preguntar: ¿Qué tanto se ve afectada la detección del S_2 si el valor de δ es resultado de una probabilidad modelada bajo la TRI?, ¿Existirá una mejor capacidad de detección del estadístico si se tiene en cuenta un modelo de TRI?, ¿Qué tanta ganancia en potencia se lograría? y ¿La tasa de error de tipo I sería inferior al estadístico original?. Para dar respuesta a estas preguntas se proponen en la presente tesis los siguientes estadísticos:

5.7.1.1. S_{2n}

Se propone el estadístico S_{2n} para la detección de copia de respuestas. En este estadístico se introduce el Modelo de Respuesta Nominal (Bock, 1972) de la TRI como modelo para la estimación de la probabilidad de que el sujeto jr de una respuesta correcta al ítem i , como alternativa a la propuesta de Sotaridona y Meijer (2003).

El MRN permite tener una probabilidad para cada una de las opciones de respuesta en ítems de opción múltiple, como se observa en la siguiente expresión:

$$P_{irj} = P_{iv}(\theta_{rj}) = \frac{\exp(\zeta_{iv} + \lambda_{iv}\theta_{rj})}{\sum_{v=1}^V \exp(\zeta_{iv} + \lambda_{iv}\theta_{rj})} \quad (5.16)$$

Donde, se estima la probabilidad de que el sujeto jr con habilidad θ_{rj} seleccione la opción v (opción correcta) del ítem i .

La estimación de los demás elementos del estadístico (δ , M_{rj} , M_{rj}^* y μ_r) se realiza de la misma forma propuesta por Sotaridona y Meijer (2003). El estadístico S_{2n} queda definido como:

$$S_{2n} = \sum_{w=m_{rj}^*}^I \frac{e^{-\hat{\mu}_r} \hat{\mu}_r^w}{w!} \quad (5.17)$$

5.7.1.2. S_{2k}

En el nuevo estadístico S_{2k} , a diferencia del S_{2n} , la estimación de la probabilidad de que el sujeto jr de una respuesta correcta al ítem i , se lleva a cabo a través de una aproximación de TRI no paramétrica, específicamente a través del Modelo de NTRI que propone Ramsay (1991, 2000). Por medio de este procedimiento se estima la probabilidad, como se puede observar en la siguiente expresión:

$$P_{irj} = P_{iv}(\theta_{rj}) = \sum_{a=1}^N w_{arj} y_{ivrj} \quad (5.18)$$

Donde,

$$w_{arj} = \frac{K[(\theta_a - \theta_{rj})/h]}{\sum_{b=1}^N K[(\theta_b - \theta_{rj})/h]} \quad (5.19)$$

Esto es, se estima la probabilidad de que el sujeto rj con habilidad θ_{rj} seleccione la opción v (opción correcta) del ítem i .

La estimación de los demás elementos del estadístico (δ , M_{rj} , M_{rj}^* y μ_r) se realiza de la misma forma propuesta por Sotaridona y Meijer (2003). El estadístico S_{2k} queda definido como:

$$S_{2k} = \sum_{w=m_{rj}^*}^I \frac{e^{-\hat{\mu}_r} \hat{\mu}_r^w}{w!} \quad (5.20)$$

Por lo tanto, las diferencias entre el estadístico S_2 y los propuestos S_{2n} y S_{2k} radica en la forma en que se estima la probabilidad de la opción de respuesta correcta del sujeto que copia en cada uno de los ítems que tienen respuestas correctas comunes al sujeto s .

5.7.2. Estadístico propuesto ω_k

Se propone el estadístico ω_k para la detección de copia de respuestas. En este estadístico se introduce la aproximación de TRI no paramétrica planteada por Ramsay (1991, 2000) como modelo para la estimación de la probabilidad de que el sujeto copiadador (c) seleccione la misma opción v , del ítem i , que ha elegido el sujeto fuente (s) como alternativa a la propuesta de del MRN de la TRI usado por Wollack (1997). Como se puede observar en la siguiente expresión:

$$P_{iv}(\theta_c) = \sum_{a=1}^N w_{ac} y_{ivc} \quad (5.21)$$

Donde,

$$w_{ac} = \frac{K[(\theta_a - \theta_c)/h]}{\sum_{b=1}^N K[(\theta_b - \theta_c)/h]} \quad (5.22)$$

Esto es, se estima la probabilidad de que el sujeto c con habilidad θ_c seleccione la opción v del ítem i .

El estadístico ω_k es una estandarización del número de respuestas correctas, incorrectas u omitidas comunes entre un par de sujetos (h_{cs}). El valor esperado de h_{cs} esta condicionado al nivel de habilidad del copiadore (θ_c) y al vector de respuestas a los ítems de la fuente $\mathbf{U}_s = (U_{1s}, \dots, U_{Is})$ donde U_{is} es la respuesta al ítem i del sujeto s .

$$E(h_{cs}|\theta_c, \mathbf{U}_s) = \sum_{i=1}^I P_{iv}(\theta_c) \quad (5.23)$$

Es importante notar que la expresión cambia con respecto a la del estadístico ω , puesto que ω_k no se consideran los parámetros de los ítems (ξ).

La desviación estándar de h_{cs} es:

$$\sigma_{h_{cs}} = \sqrt{\sum_{i=1}^I [P_{iv}(\theta_c)] [1 - P_{iv}(\theta_c)]} \quad (5.24)$$

El índice ω_k propuesto se define como:

$$\omega_k = \frac{h_{cs} - E(h_{cs}|\theta_c, \mathbf{U}_s)}{\sigma_{h_{cs}}} \quad (5.25)$$

A medida que el valor de ω_k es alto la evidencia de copia entre c y s es fuerte.

5.8. Método

5.8.1. Diseño de la Simulación.

Para la generación de los datos del presente estudio se definieron 4 variables independientes:

- (a) Tamaños de la muestra: 100, 300 y 500 sujetos.
- (b) Número de ítems: 40 y 80.
- (c) Proporción de copiadores: 2 %, 5 % y 8 %.
- (d) Proporción de ítems copiados: 10 %, 20 %, 30 % y 40 %.

Por lo tanto, el diseño fue de $3 \times 2 \times 3 \times 4 = 72$ condiciones, con 100 replicas para cada condición. Se simularon respuestas para ítems de selección múltiple de 5 categorías generando los datos con los parámetros reportados por Wollack (1997).

5.8.2. Modelo de TRI.

El modelo de TRI que se tomó para simular las respuestas de los sujetos fue el Modelo de Respuesta Nominal de Bock (1972).

5.8.3. Tamaños de la muestra.

Los tres tipos de tamaño de muestra son: 100, 300 y 500 sujetos. Wollack (1997) y Sotaridona y Meijer (2003) trabajan con 100 y 500 sujetos. Se ha decidido introducir un tamaño de muestra de 300 sujetos para analizar si la calidad de los estadísticos es superior a muestras de 100 sujetos e inferior a 500 sujetos.

5.8.4. Número de ítems.

Se definieron dos tamaños de test, uno compuesto por 40 ítems y otro por 80 ítems. Estos tamaños de pruebas son igualmente trabajados por Wollack (1997) y Sotaridona y Meijer (2003).

5.8.5. Proporción de copiadores.

Cada muestra presentaba una cantidad de sujetos identificados como copiadores, la proporción de ellos fue de 2 %, 5 % y 8 % del total de sujetos de la muestra. Wollack (1997) y Sotaridona y Meijer (2003) trabajan únicamente con un 5 % de copiadores, sin embargo Sotaridona y Meijer (2003) plantean la necesidad de estudiar los efectos de diferentes proporción de copiadores en la calidad de los estadísticos de copia.

5.8.6. Proporción de ítems copiados.

La proporción de ítems que se podía copiar en cada muestra era de 10 %, 20 %, 30 % y 40 % de los ítems. No importaba si las respuestas copiadas eran correctas o incorrectas. Wollack (1997) y Sotaridona y Meijer (2003) trabajan con este número de proporciones.

5.8.7. Definición de copiadores.

Se simulan los parámetros de habilidad (θ) de n sujetos siguiendo una $N(0, 1)$ y con los parámetros del MRN reportados por Wollack (1997) se simulan las respuestas a los k ítems. A partir del valor θ se determinó si el sujeto era copiadador o fuente. Para los copiadores se tomo la

proporción (2 %, 5 % u 8 %) de sujetos con θ más baja y para los sujetos definidos como fuente la proporción de θ más alta. Los ítems copiados han sido seleccionados aleatoriamente de las respuestas del sujeto fuente, las respuestas del copiador fueron reemplazadas por las respuestas del sujeto fuente. Posteriormente se estimaron los estadísticos de copia para la muestra simulada y se analizaron los resultados para cada una de las 72 condiciones.

5.8.8. Variables dependientes.

Se analizan seis variables dependientes: primero, la Potencia del estadístico de copia a un α de 0.01 y 0.05. Segundo, el Error de Tipo I a un α de 0.01 y 0.05. Tercero, el valor del Área Bajo la Curva ROC (AUC). Cuarto, el valor del AUC Parcial Estandarizado. Quinto, la Fracción de Verdaderos Positivos a un valor de Falsos Positivos igual a 0.01 y 0.05 y sexto, el valor del estadístico de copia a un valor de Falsos Positivos igual a 0.01 y 0.05.

Para resumir los resultados se presenta la media, en las 100 réplicas, de cada una de las variables dependientes analizadas. También se ha calculado el error estándar y el intervalo de confianza para la media (95 %) de cada una de las variables.

5.8.9. Procedimiento.

Los pasos del procedimiento de simulación fueron:

1. Se generaron las habilidades (θ) de los sujetos siguiendo una $N(0, 1)$.
2. Se simularon las respuestas a los ítems mediante el MRN teniendo en cuenta los parámetros empleados por Wollack (1997).
3. Se modificaron las bases de datos simulando el comportamiento de copia de acuerdo con las características de cada una de las 72 condiciones de diseño.
4. Para los estadísticos ω y S_{2n} , se estimó los parámetros de los ítems y de los sujetos con el MRN utilizando el MULTLOG. Para los estadísticos ω_k y S_{2k} no se utilizaron los parámetros calibrados con MRN sino las estimaciones generadas por el modelo no paramétrico de Ramsay (1991, 2000). Y para S_2 no se empleó este paso,
5. Se estimaron los estadísticos de copia para cada base de datos correspondiente a cada condición.

6. Se replicaron 100 veces los pasos 1 a 5 para cada una de las 72 condiciones.
7. Se analizó la calidad de los estadísticos a través de las variables dependientes.

5.8.10. Software.

El lenguaje de programación fue R versión 2.9.2 (R Development Core Team, 2010) y escrito con el editor Tinn-R versión 2.3.2.2 (Faria, 2010). La calibración de los ítems se llevo a cabo con MULTILOG. En los anexos se presentan las rutinas de simulación para obtener los datos para cada una de las condiciones como las rutinas para el análisis de los resultados.

5.9. Resultados

Los resultados del presente estudio se presentan en tres secciones: en primer lugar, se exponen los resultados de la potencia y del error de tipo I de los estadísticos a valores de α de 0.01 y 0.05; en segundo lugar, los resultados de AUC y AUC Parcial Estandarizado a valores de FFP de 0.01 y 0.05 y en la tercera sección los resultados de la FVP a una FFP de 0.01 y 0.05 y los valores de los estadístico de copia en dichos puntos. En cada una de las secciones se presenta la media, el error estándar y el intervalo de confianza al 95 % de la media de cada variable dependiente de las 100 réplicas de cada condición. Cada sección es analizada independientemente y luego se establecen unos resultados generales para cada una de ellas.

5.9.1. Potencia y Error de Tipo I

5.9.1.1. Potencia del estadístico de referencia ω a un α de 0.01

En la tabla 5.1 se presenta la potencia del estadístico ω . En dicha tabla se evidencia que la potencia es sensible, principalmente, al número de ítems de la prueba pues en pruebas de 40 ítems la potencia es mucho menor que en pruebas de 80 ítems independientemente de los demás factores (números de sujetos, proporción de copiadores y de ítems copiados). Por ejemplo, para 300 sujetos, 40 ítems, 5% de copiadores y 30% de ítems copiados se tiene una media en la potencia de 0.046 con un error estándar de 0.006. Mientras para las mismas condiciones pero con 80 ítems se tiene una media en la potencia de 0.281 con un error estándar de 0.012.

Por otro lado, se destaca que la media de la potencia siempre va creciendo a medida que

hay un aumento en la proporción de ítems copiados. Por ejemplo, con 500 sujetos, 40 ítems y 2% de copiadores se tiene una media de 0.006 para 10% de ítems copiados, para 20% la media es 0.025, para 30% la media es 0.050 y para 40% la media es 0.058. Es importante anotar que para un α de 0.01 se observan medias de potencia relativamente muy buenas para el nivel de restricción que se tiene. Por ejemplo, para 300 sujetos, 80 ítems, 5% de copiadores y 40% de ítems copiados se observa una media en la potencia de 0.487 con un error estándar de 0.015 y un intervalo de confianza al 95% que oscila entre 0.458 y 0.516. Es decir, 1 de cada 2 parejas que han copiado es detectada.

Con respecto al error estándar de la media de la potencia se observa que los valores son más pequeños para pruebas de 40 ítems que para 80, pero aún así los valores son muy pequeños, esto permite afirmar que las medias oscilarán en valores relativamente cercanos a la media de potencia estimada.

Los resultados indican que el estadístico ω a un nivel de α de 0.01 tiene un comportamiento muy positivo para detectar copiadores y el escenario que más le favorece es cuando se tienen pruebas de 80 ítems. Sin embargo, es necesario destacar que se necesita una alta proporción de ítems copiados para lograr tasas de detección favorables, pero esta situación es un común denominador entre los estadísticos de copia.

5.9.1.2. Error de Tipo I del estadístico de referencia ω a un α de 0.01

El estadístico ω presenta una baja tasa de error de tipo I a un α de 0.01. Independientemente del número de sujetos, tamaño de la prueba, proporción de copiadores y de ítems copiados, las medias en el error de tipo I se mantienen bajas y son similares. Según se observa en la tabla 5.1, por ejemplo, la media de error de tipo I más bajo es de 0.005 y la más alta de 0.007 con errores estándar cercanos a 0.

El estadístico ω funciona muy bien y se comporta de acuerdo a lo que se espera de un estadístico de detección de copia. Tasas bajas de error de tipo I cercanas al valor de α que se definió.

Tabla 5.1: Potencia y error de tipo I a un valor de α de 0.01 del estadístico de referencia ω

Tamaño de la Muestra	Numero de ítems	% Copiadores	% Ítems Copiados	Potencia				Error de Tipo I			
				Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
100	40	2	10	0.025	0.011	0.004	0.047	0.005	0.000	0.005	0.005
			20	0.035	0.013	0.010	0.060	0.005	0.000	0.005	0.005
			30	0.085	0.021	0.043	0.127	0.005	0.000	0.005	0.005
			40	0.120	0.024	0.074	0.166	0.005	0.000	0.005	0.005
		5	10	0.048	0.009	0.031	0.065	0.005	0.000	0.005	0.005
			20	0.048	0.009	0.030	0.066	0.005	0.000	0.005	0.005
			30	0.096	0.015	0.067	0.125	0.005	0.000	0.005	0.005
			40	0.078	0.012	0.054	0.102	0.005	0.000	0.005	0.005
		8	10	0.029	0.006	0.017	0.040	0.005	0.000	0.005	0.005
			20	0.046	0.007	0.033	0.059	0.005	0.000	0.005	0.005
			30	0.085	0.010	0.065	0.105	0.005	0.000	0.005	0.006
			40	0.085	0.011	0.064	0.106	0.005	0.000	0.005	0.006
	80	2	10	0.095	0.020	0.056	0.134	0.005	0.000	0.005	0.005
			20	0.255	0.033	0.190	0.320	0.005	0.000	0.005	0.005
			30	0.450	0.035	0.381	0.519	0.005	0.000	0.005	0.006
			40	0.555	0.036	0.486	0.624	0.005	0.000	0.005	0.005
		5	10	0.058	0.010	0.039	0.078	0.005	0.000	0.005	0.005
			20	0.198	0.018	0.163	0.233	0.006	0.000	0.005	0.006
			30	0.348	0.025	0.298	0.398	0.006	0.000	0.006	0.006
			40	0.476	0.022	0.432	0.520	0.006	0.000	0.006	0.006
		8	10	0.050	0.008	0.034	0.066	0.005	0.000	0.005	0.005
			20	0.142	0.012	0.120	0.165	0.006	0.000	0.005	0.006
			30	0.307	0.018	0.272	0.343	0.006	0.000	0.006	0.006
			40	0.475	0.021	0.434	0.516	0.006	0.000	0.006	0.006
300	40	2	10	0.010	0.004	0.002	0.018	0.006	0.000	0.006	0.006
			20	0.030	0.007	0.016	0.044	0.006	0.000	0.006	0.006
			30	0.058	0.010	0.038	0.079	0.006	0.000	0.006	0.006
			40	0.055	0.010	0.035	0.075	0.006	0.000	0.006	0.006
		5	10	0.012	0.003	0.006	0.018	0.008	0.002	0.004	0.011
			20	0.025	0.004	0.017	0.034	0.006	0.000	0.006	0.006
			30	0.046	0.006	0.034	0.058	0.006	0.000	0.006	0.006
			40	0.060	0.007	0.047	0.073	0.006	0.000	0.006	0.006
		8	10	0.006	0.002	0.003	0.009	0.006	0.000	0.006	0.006
			20	0.027	0.003	0.020	0.033	0.007	0.001	0.005	0.009
			30	0.044	0.004	0.036	0.052	0.006	0.000	0.006	0.006
			40	0.071	0.006	0.060	0.082	0.006	0.000	0.006	0.006
	80	2	10	0.050	0.011	0.030	0.071	0.006	0.000	0.006	0.006
			20	0.180	0.017	0.146	0.214	0.006	0.000	0.006	0.006
			30	0.410	0.019	0.373	0.447	0.006	0.000	0.006	0.006
			40	0.542	0.024	0.494	0.589	0.006	0.000	0.006	0.006
		5	10	0.028	0.004	0.020	0.036	0.006	0.000	0.006	0.006
			20	0.109	0.008	0.094	0.125	0.006	0.000	0.006	0.006
			30	0.281	0.012	0.258	0.303	0.006	0.000	0.006	0.006
			40	0.487	0.015	0.458	0.516	0.006	0.000	0.006	0.006
		8	10	0.009	0.002	0.005	0.013	0.006	0.000	0.006	0.006
			20	0.087	0.006	0.076	0.099	0.006	0.000	0.006	0.006
			30	0.273	0.010	0.253	0.294	0.006	0.000	0.006	0.006
			40	0.461	0.011	0.439	0.483	0.006	0.000	0.006	0.006
500	40	2	10	0.006	0.002	0.001	0.011	0.006	0.000	0.006	0.006
			20	0.025	0.005	0.015	0.035	0.006	0.000	0.006	0.006
			30	0.050	0.007	0.037	0.064	0.006	0.000	0.006	0.006
			40	0.058	0.007	0.044	0.072	0.006	0.000	0.006	0.006
		5	10	0.006	0.002	0.002	0.009	0.006	0.000	0.006	0.006
			20	0.020	0.003	0.015	0.025	0.006	0.000	0.006	0.006
			30	0.039	0.004	0.032	0.046	0.006	0.000	0.006	0.006
			40	0.048	0.004	0.039	0.057	0.006	0.000	0.006	0.006
		8	10	0.005	0.001	0.003	0.007	0.006	0.000	0.006	0.006
			20	0.022	0.002	0.017	0.027	0.006	0.000	0.006	0.006
			30	0.039	0.003	0.032	0.045	0.006	0.000	0.006	0.006
			40	0.071	0.005	0.062	0.080	0.006	0.000	0.006	0.006
80	2	10	0.039	0.006	0.027	0.051	0.006	0.000	0.006	0.006	
		20	0.170	0.013	0.145	0.195	0.006	0.000	0.006	0.006	
		30	0.402	0.017	0.369	0.435	0.006	0.000	0.006	0.006	
		40	0.544	0.016	0.513	0.575	0.006	0.000	0.006	0.006	
	5	10	0.019	0.002	0.014	0.024	0.006	0.000	0.006	0.006	
		20	0.086	0.006	0.075	0.098	0.006	0.000	0.006	0.006	
		30	0.281	0.011	0.260	0.302	0.006	0.000	0.006	0.006	
		40	0.472	0.012	0.449	0.495	0.006	0.000	0.006	0.006	
	8	10	0.011	0.002	0.008	0.015	0.006	0.000	0.006	0.006	
		20	0.077	0.004	0.070	0.084	0.006	0.000	0.006	0.006	
		30	0.239	0.006	0.226	0.251	0.006	0.000	0.006	0.006	
		40	0.468	0.010	0.449	0.487	0.006	0.000	0.006	0.006	

5.9.1.3. Potencia del estadístico de referencia ω a un α de 0.05

Los resultados expuestos en la tabla 5.2 permiten afirmar que la media de potencia del estadístico ω es más alta cuando se tienen pruebas de 80 ítems que en pruebas de 40 ítems.

Por ejemplo, en el caso de 300 sujetos, 40 ítems, 5% de copiadores y 30% de ítems copiados se observa una media de 0.237 mientras que en el mismo caso con 80 ítems se tiene una media de 0.649. También se puede observar que la media de los errores estándar va decreciendo a medida que aumenta la proporción de copiadores. Por ejemplo, para 100 sujetos, 40 ítems y 2% de copiadores se observan medias que oscilan entre 0.022 y 0.036 para 10% y 40% de ítems copiados. Mientras que para un 5% de copiadores las medias de los errores estándar se pueden observar entre 0.014 y 0.022 para 10% y 40% de ítems copiados. lo anterior permite afirmar que la proporción de copiadores afecta el error estándar de la media de la potencia y no la potencia en sí. Finalmente, es importante observar que cuando se han copiado un 40% de ítems las medias de la potencia para pruebas de 80 ítems se encuentra por encima de 0.80, lo que indica que de 5 parejas copiatoras 4 son detectadas, indicando una alta capacidad de detección. Por ejemplo, para 100 sujetos, 80 ítems, 5% de copiadores y 40% de ítems copiados se observa una media en la potencia de 0.80 con un error estándar de 0.018. Para 300 sujetos la media de la potencia es de 0.815 con un error estándar de 0.011 y para 500 sujetos la media de la potencia es de 0.828 con un error estándar de 0.008.

El estadístico ω a un nivel α de 0.05 presenta un comportamiento muy similar al encontrado para un α de 0.01. Sin embargo, la diferencia más relevantes es la relacionada con la media de potencia observada. Para un α de 0.05 la media de potencia es mucho más alta que para un α de 0.01, situación que era de esperarse, ya que el error de tipo I contemplado es cinco veces mayor.

Por otro lado, el número de sujetos, los tamaños de las pruebas, la proporción de copiadores y de ítems copiados no afectan el comportamiento de ω a un α de 0.05 con respecto a un α de 0.01.

5.9.1.4. Error de Tipo I del estadístico de referencia ω a un α de 0.05

Según las resultados presentes en la tabla 5.2, las medias de error de tipo I para el estadístico ω a un α de 0.05 se caracterizan por: primero, son conservadoras, es decir, las medias de los errores de tipo I siempre se encuentran por debajo del valor de α , un hecho que se puede valorar como muy positivo, ya que ω tiene una baja tasa de error de tipo I y, en algunas condiciones, una alta potencia. Por ejemplo, para 300 sujetos, 80 ítems, 8% de copiadores y 40% de ítems copiados la media de error de tipo I es de 0.035 y la potencia observada es de 0.794.

Segundo, las medias de los errores estándar difieren muy poco entre todas las condiciones de

simulación, llegando a considerarse muy similares. Se observa que oscilan entre 0.030 y 0.036. Tercero, un hecho que es muy relevante es que la tasa de error de tipo I no se ve afectada por la proporción de ítems copiados, la cual sólo afecta a la potencia. Por ejemplo, para 500 sujetos, 40 ítems, 2 % de copiadores y para el 10 %, 20 %, 30 % y 40 % de ítems copiados la media de error de tipo I es la misma (0.034), mientras la media de la potencia oscila entre 0.054 y 0.331, para las mismas condiciones.

En conclusión, el estadístico ω , tanto a niveles de α de 0.01 y 0.05, tiene una media de potencia alta cuando se ha copiado el 40 % de los ítems, especialmente en una prueba de 80 ítems. Por otro lado, es un estadístico con una muy baja tasa de error de tipo I que no llega a los valores de α nominal, lo que permite afirmar que ω es un estadístico apropiado para la detección de copiadores.

Tabla 5.2: Potencia y error de tipo I a un valor de α de 0.05 del estadístico de referencia ω

Tamaño de la Muestra	Numero de ítems	% Copiadores	% Ítems Copiados	Potencia				Error de Tipo I			
				Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
100	2		10	0.115	0.022	0.071	0.159	0.030	0.000	0.030	0.031
			20	0.220	0.030	0.162	0.278	0.031	0.000	0.030	0.031
			30	0.295	0.035	0.227	0.363	0.030	0.000	0.030	0.031
			40	0.390	0.036	0.320	0.460	0.031	0.000	0.030	0.031
	40	5	10	0.122	0.014	0.094	0.150	0.031	0.000	0.030	0.031
			20	0.208	0.016	0.178	0.238	0.031	0.000	0.031	0.032
			30	0.274	0.023	0.230	0.318	0.032	0.000	0.032	0.033
			40	0.288	0.022	0.244	0.332	0.031	0.000	0.030	0.031
	80	8	10	0.085	0.010	0.065	0.105	0.031	0.000	0.031	0.031
			20	0.191	0.014	0.164	0.218	0.032	0.000	0.031	0.032
			30	0.269	0.016	0.238	0.300	0.032	0.000	0.032	0.033
			40	0.310	0.018	0.275	0.345	0.032	0.000	0.031	0.032
	200	2	10	0.265	0.029	0.208	0.322	0.031	0.000	0.030	0.031
			20	0.570	0.038	0.496	0.644	0.031	0.000	0.030	0.031
			30	0.750	0.035	0.681	0.819	0.031	0.000	0.031	0.032
			40	0.830	0.026	0.779	0.881	0.032	0.000	0.031	0.032
	400	5	10	0.184	0.017	0.151	0.217	0.031	0.000	0.031	0.032
			20	0.424	0.020	0.384	0.464	0.032	0.000	0.032	0.032
			30	0.648	0.022	0.605	0.691	0.032	0.000	0.032	0.033
			40	0.800	0.018	0.765	0.835	0.032	0.000	0.032	0.033
	800	8	10	0.168	0.012	0.145	0.190	0.032	0.000	0.031	0.032
			20	0.393	0.016	0.361	0.424	0.033	0.000	0.032	0.033
			30	0.600	0.019	0.563	0.637	0.034	0.000	0.033	0.034
			40	0.770	0.017	0.736	0.804	0.034	0.000	0.033	0.034
300	2	10	0.078	0.011	0.057	0.100	0.033	0.000	0.033	0.034	
		20	0.222	0.017	0.188	0.255	0.034	0.000	0.034	0.034	
		30	0.263	0.020	0.224	0.302	0.034	0.000	0.033	0.034	
		40	0.327	0.021	0.285	0.368	0.034	0.000	0.033	0.034	
	40	5	10	0.062	0.007	0.049	0.075	0.036	0.002	0.032	0.040
			20	0.155	0.009	0.137	0.173	0.034	0.000	0.034	0.034
			30	0.237	0.013	0.211	0.263	0.034	0.000	0.034	0.034
			40	0.291	0.015	0.262	0.320	0.034	0.000	0.034	0.034
	80	8	10	0.048	0.005	0.038	0.057	0.034	0.000	0.034	0.034
			20	0.126	0.007	0.113	0.139	0.036	0.001	0.033	0.039
			30	0.228	0.009	0.209	0.246	0.034	0.000	0.034	0.034
			40	0.299	0.011	0.277	0.320	0.034	0.000	0.034	0.035
500	2	10	0.202	0.019	0.165	0.239	0.033	0.000	0.033	0.034	
		20	0.527	0.019	0.490	0.563	0.034	0.000	0.034	0.034	
		30	0.782	0.017	0.748	0.816	0.034	0.000	0.034	0.034	
		40	0.870	0.016	0.838	0.902	0.034	0.000	0.034	0.034	
	40	5	10	0.110	0.008	0.095	0.125	0.034	0.000	0.033	0.034
			20	0.371	0.013	0.346	0.396	0.034	0.000	0.034	0.035
			30	0.649	0.015	0.620	0.678	0.035	0.000	0.034	0.035
			40	0.815	0.011	0.794	0.837	0.035	0.000	0.035	0.035
	80	8	10	0.080	0.005	0.070	0.090	0.034	0.000	0.033	0.034
			20	0.310	0.010	0.290	0.329	0.035	0.000	0.034	0.035
			30	0.610	0.011	0.590	0.631	0.035	0.000	0.035	0.036
			40	0.794	0.009	0.776	0.812	0.035	0.000	0.035	0.035
700	2	10	0.054	0.007	0.041	0.068	0.034	0.000	0.034	0.034	
		20	0.199	0.012	0.176	0.222	0.034	0.000	0.034	0.035	
		30	0.264	0.016	0.233	0.295	0.034	0.000	0.034	0.034	
		40	0.331	0.015	0.302	0.360	0.034	0.000	0.034	0.034	
	40	5	10	0.046	0.004	0.038	0.055	0.034	0.000	0.034	0.035
			20	0.150	0.008	0.135	0.165	0.035	0.000	0.034	0.035
			30	0.225	0.010	0.205	0.245	0.035	0.000	0.034	0.035
			40	0.299	0.011	0.277	0.320	0.034	0.000	0.034	0.035
	80	8	10	0.042	0.003	0.036	0.047	0.035	0.000	0.034	0.035
			20	0.128	0.006	0.116	0.139	0.035	0.000	0.035	0.035
			30	0.225	0.007	0.211	0.240	0.035	0.000	0.035	0.035
			40	0.333	0.008	0.317	0.348	0.035	0.000	0.035	0.035
900	2	10	0.164	0.011	0.143	0.185	0.034	0.000	0.034	0.034	
		20	0.485	0.015	0.456	0.514	0.035	0.000	0.034	0.035	
		30	0.753	0.014	0.726	0.780	0.035	0.000	0.034	0.035	
		40	0.895	0.010	0.875	0.915	0.034	0.000	0.034	0.035	
	40	5	10	0.092	0.005	0.081	0.102	0.034	0.000	0.034	0.035
			20	0.312	0.010	0.292	0.333	0.035	0.000	0.035	0.035
			30	0.642	0.010	0.622	0.662	0.035	0.000	0.035	0.035
			40	0.828	0.008	0.812	0.844	0.035	0.000	0.035	0.035
	80	8	10	0.075	0.004	0.068	0.083	0.034	0.000	0.034	0.035
			20	0.283	0.007	0.269	0.296	0.035	0.000	0.035	0.035
			30	0.582	0.008	0.566	0.597	0.036	0.000	0.035	0.036
			40	0.805	0.007	0.792	0.818	0.035	0.000	0.035	0.036

5.9.1.5. Potencia del estadístico propuesto ω_k a un α de 0.01

Según los resultados de la tabla 5.3 el estadístico ω_k se caracteriza por presentar una potencia muy baja o nula en muchas de las condiciones de simulación. Sólo presenta una media de potencia

de manera constante cuando se ha copiado el 40% de los ítems, donde el valor de potencia media más alto se da en 500 sujetos, 80 ítems y 8% de copiadores (0.063). La media del error estándar más alta se presenta para 100 sujetos, 80 ítems, 8% de copiadores y 40% de ítems copiados (0.007). Por lo tanto, los intervalos de confianza son muy pequeños, por ejemplo para 300 sujetos, 40 ítems, 8% de copiadores y 40% de ítems copiados están entre 0.007 y 0.015. El estadístico presenta una potencia muy baja para detectar de manera correcta a los copiadores a un α nominal de 0.01. Es importante anotar que para la condición de 10% de ítems copiados la potencia es prácticamente nula independientemente del tamaño de la muestra, del número de ítems y del porcentaje de copiadores. ω_k tiene una potencia muy baja lo que conlleva a que sea poco pertinente para la detección de copiadores a un α de 0.01.

5.9.1.6. Error de Tipo I del estadístico propuesto ω_k a un α de 0.01

La media de errores de tipo I, que se observan en la tabla 5.3 para el estadístico ω_k , oscilan entre 0.004 y 0.006 independientemente de la condición de simulación. Y las medias de los errores estándar a su vez son demasiado bajas o nulas, generando intervalos de confianza muy pequeños y bajos, como es de esperar, pero en la mayoría por debajo del α nominal de 0.01. Por ejemplo, para 300 sujetos, 80 ítems, 5% de copiadores y 20% de ítems copiados el intervalo es 0.006 a 0.006. Esto indica que el estadístico ω_k es muy conservador para la detección de copiadores y a su vez plantea que posiblemente el punto de corte para discriminar entre copiadores y no copiadores debe ser modificado, ya que se tiene una potencia muy baja a este punto y una tasa de error de tipo I muy escasa.

Tabla 5.3: Potencia y error de tipo I a un valor de α de 0.01 del estadístico propuesto ω_k

Tamaño de la Muestra	Numero de ítems	% Copiadores	% Ítems Copiados	Potencia				Error de Tipo I				
				Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	
100	2		10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.000	0.004	0.004	
			20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.000	0.004	0.005	
			30	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.000	0.004	0.004	
			40	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.000	0.004	0.004	
	40	5		10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.000	0.004	0.004
				20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.005	0.000	0.004	0.005
				30	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.000	0.004	0.005
				40	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.000	0.004	0.005
	80	8		10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.000	0.004	0.005
				20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.000	0.004	0.005
				30	0.001	0.001	-0.001	0.004	0.005	0.000	0.004	0.005
				40	0.005	0.002	0.000	0.010	0.005	0.000	0.004	0.005
	2			10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.000	0.004	0.005
				20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.000	0.004	0.005
				30	0.000	0.000	0.000	0.000	0.005	0.000	0.004	0.005
				40	0.000	0.000	0.000	0.000	0.005	0.000	0.004	0.005
	5			10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.005	0.000	0.004	0.005
				20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.005	0.000	0.004	0.005
				30	0.000	0.000	0.000	0.000	0.005	0.000	0.005	0.005
				40	0.018	0.006	0.005	0.031	0.005	0.000	0.005	0.005
	8			10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.005	0.000	0.004	0.005
				20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.005	0.000	0.005	0.005
				30	0.005	0.002	0.000	0.010	0.005	0.000	0.005	0.005
				40	0.048	0.007	0.034	0.061	0.005	0.000	0.005	0.005
300	2		10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.006	0.000	0.005	0.006	
			20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.006	0.000	0.006	0.006	
			30	0.000	0.000	0.000	0.000	0.006	0.000	0.006	0.006	
			40	0.000	0.000	0.000	0.000	0.006	0.000	0.006	0.006	
	40	5		10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.006	0.000	0.006	0.006
				20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.006	0.000	0.006	0.006
				30	0.001	0.001	-0.001	0.002	0.006	0.000	0.006	0.006
				40	0.005	0.002	0.001	0.008	0.006	0.000	0.006	0.006
	80	8		10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.006	0.000	0.006	0.006
				20	0.001	0.001	0.000	0.002	0.006	0.000	0.006	0.006
				30	0.002	0.001	0.000	0.003	0.006	0.000	0.006	0.006
				40	0.011	0.002	0.007	0.015	0.006	0.000	0.006	0.006
	2			10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.005	0.000	0.005	0.006
				20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.005	0.000	0.005	0.006
				30	0.000	0.000	0.000	0.000	0.006	0.000	0.005	0.006
				40	0.002	0.002	-0.002	0.005	0.006	0.000	0.006	0.006
	5			10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.006	0.000	0.005	0.006
				20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.006	0.000	0.006	0.006
				30	0.001	0.001	-0.001	0.003	0.006	0.000	0.006	0.006
				40	0.021	0.005	0.011	0.032	0.006	0.000	0.006	0.006
	8			10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.006	0.000	0.006	0.006
				20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.006	0.000	0.006	0.006
				30	0.007	0.002	0.004	0.010	0.006	0.000	0.006	0.006
				40	0.057	0.005	0.048	0.066	0.006	0.000	0.006	0.006
500	2		10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.006	0.000	0.006	0.006	
			20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.006	0.000	0.006	0.006	
			30	0.000	0.000	0.000	0.000	0.006	0.000	0.006	0.006	
			40	0.000	0.000	0.000	0.000	0.006	0.000	0.006	0.006	
	40	5		10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.006	0.000	0.006	0.006
				20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.006	0.000	0.006	0.006
				30	0.000	0.000	0.000	0.001	0.006	0.000	0.006	0.006
				40	0.002	0.001	0.001	0.004	0.006	0.000	0.006	0.006
	80	8		10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.006	0.000	0.006	0.006
				20	0.000	0.000	0.000	0.001	0.006	0.000	0.006	0.006
				30	0.001	0.000	0.000	0.002	0.006	0.000	0.006	0.006
				40	0.009	0.001	0.006	0.011	0.006	0.000	0.006	0.006
	2			10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.006	0.000	0.006	0.006
				20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.006	0.000	0.006	0.006
				30	0.000	0.000	0.000	0.000	0.006	0.000	0.006	0.006
				40	0.003	0.002	0.000	0.006	0.006	0.000	0.006	0.006
	5			10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.006	0.000	0.006	0.006
				20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.006	0.000	0.006	0.006
				30	0.004	0.001	0.002	0.006	0.006	0.000	0.006	0.006
				40	0.017	0.003	0.012	0.022	0.006	0.000	0.006	0.006
	8			10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.006	0.000	0.006	0.006
				20	0.001	0.000	0.000	0.001	0.006	0.000	0.006	0.006
				30	0.010	0.002	0.007	0.013	0.006	0.000	0.006	0.006
				40	0.063	0.004	0.054	0.071	0.006	0.000	0.006	0.006

5.9.1.7. Potencia del estadístico propuesto ω_k a un α de 0.05

El estadístico ω_k tiene una baja media de potencia, para el 10%, 20% y 30% de ítems copiados, independientemente de las demás condiciones. La mayor media de potencia se da para

500 sujetos, 80 ítems, 8 % de copiadores y 30 % de ítems copiados (0.087). Por otro lado, la media de los errores estándar es igualmente baja, valores que no se encuentran por encima de 0.008, sin embargo, a partir de los intervalos de confianza al 95 %, la media de la potencia máxima no es superior a 0.096, lo cual refleja que el estadístico ω_k tiene una muy baja potencia para detectar copiadores a un nivel de α de 0.05 (Tabla 5.4). Cuando se observa el 40 % de ítems copiados, si bien es cierto que la media de la potencia es muy superior a las registradas en proporciones de ítems copiados inferiores, también es cierto que no son valores que se acerquen a lo deseable para un estadístico de copia. La media de potencia más alta se da en las condiciones más extremas; 500 sujetos, 80 ítems y 8 % de copiadores (0.258). Además, se observa como la media de potencia crece a medida que existe una mayor proporción de copiadores, por ejemplo, para 300 sujetos, 40 ítems, 2 % de copiadores (0.005), 5 % de copiadores (0.027) y 8 % de copiadores (0.071). La media de los errores estándar son grandes, en donde el valor más alto se da para 100 sujetos, 80 ítems, 8 % de copiadores (0.017).

5.9.1.8. Error de Tipo I del estadístico propuesto ω_k a un α de 0.05

Con respecto a la tasa de error de tipo I para el estadístico ω_k se observa que la media de errores de tipo I no es superior al valor α de 0.05 y se tiene una media de los errores estándar muy pequeña en la mayoría de situaciones (< 0.001), por lo tanto el error de tipo I del estadístico ω_k se encuentra por debajo del α nominal (Tabla 5.4).

En conclusión, el estadístico ω_k tiene un bajo error de tipo I en todas las condiciones de simulación, lo cual indica que no tiene altas tasas de detección errónea de copiadores, pero como la potencia es baja en la mayoría de situaciones, especialmente cuando se copia 30 % de los ítems o menos, se complica la viabilidad práctica del estadístico para detectar copiadores, pues el estadístico tiene problemas para discriminar copiadores de los no copiadores.

Por otro lado, el ω_k tiene un mejor comportamiento de potencia a un nivel de α de 0.05, sin embargo, reporta valores de potencia “interesantes” sólo cuando se ha copiado el 40 % de los ítems, lo cual permite afirmar que es un estadístico muy conservador y con serías dificultades para detectar copiadores, ya que otros estadísticos a un porcentaje inferior de ítems copiados presentan resultados similares o mejores que el ω_k .

Se observa que el modelo de medida que se defina para dar cuenta de la habilidad del sujeto y de las propiedades de los ítems influye claramente en la estimación de la detección de copiadores.

El MRN permite que se obtengan altas tasas de potencia en ω con una tasa de error de tipo I por debajo de los niveles de α nominal. Mientras el modelo no paramétrico de Ramsay, implementado en el estadístico ω_k , no genera altas tasas de potencia pero sí bajas proporciones de error de tipo I.

Tabla 5.4: Potencia y error de tipo I a un valor de α de 0.05 del estadístico propuesto ω_k

Tamaño de la Muestra	Numero de ítems	% Copiadores	% Ítems Copiados	Potencia				Error de Tipo I			
				Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
100	2	40	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.027	0.000	0.026	0.027
			20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.027	0.000	0.027	0.027
			30	0.000	0.000	0.000	0.000	0.027	0.000	0.027	0.027
		40	0.005	0.005	-0.005	0.015	0.027	0.000	0.027	0.027	
		5	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.027	0.000	0.027	0.028
			20	0.002	0.002	-0.002	0.006	0.027	0.000	0.027	0.028
	30		0.004	0.003	-0.002	0.010	0.028	0.000	0.028	0.028	
	8	10	0.001	0.001	-0.001	0.004	0.027	0.000	0.027	0.027	
		20	0.005	0.002	0.000	0.010	0.028	0.000	0.027	0.028	
		30	0.016	0.005	0.007	0.025	0.028	0.000	0.028	0.029	
		40	0.056	0.008	0.041	0.071	0.028	0.000	0.028	0.028	
		10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.028	0.000	0.028	0.029	
		20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.028	0.000	0.028	0.029	
	2	20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.028	0.000	0.028	0.029	
		30	0.015	0.009	-0.002	0.032	0.029	0.000	0.028	0.029	
		40	0.040	0.014	0.013	0.067	0.029	0.000	0.028	0.029	
		10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.028	0.000	0.028	0.029	
		20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.029	0.000	0.029	0.029	
		30	0.020	0.006	0.008	0.032	0.029	0.000	0.029	0.029	
	5	40	0.110	0.015	0.081	0.139	0.029	0.000	0.029	0.030	
		10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.029	0.000	0.029	0.029	
		20	0.005	0.002	0.000	0.010	0.029	0.000	0.028	0.029	
		30	0.048	0.008	0.031	0.064	0.029	0.000	0.029	0.030	
		40	0.239	0.017	0.206	0.272	0.030	0.000	0.030	0.030	
10		0.000	0.000	0.000	0.000	0.032	0.000	0.031	0.032		
2	20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.032	0.000	0.032	0.032		
	30	0.002	0.002	-0.002	0.005	0.032	0.000	0.032	0.032		
	40	0.005	0.003	-0.001	0.011	0.032	0.000	0.032	0.032		
	10	0.001	0.001	-0.001	0.002	0.032	0.000	0.032	0.032		
	20	0.001	0.001	-0.001	0.002	0.032	0.000	0.032	0.032		
	30	0.007	0.002	0.003	0.011	0.032	0.000	0.032	0.032		
8	40	0.027	0.004	0.018	0.035	0.032	0.000	0.032	0.032		
	10	0.001	0.001	0.000	0.003	0.032	0.000	0.032	0.032		
	20	0.005	0.002	0.002	0.008	0.032	0.000	0.032	0.032		
	30	0.018	0.002	0.013	0.022	0.032	0.000	0.032	0.032		
	40	0.071	0.005	0.061	0.081	0.033	0.000	0.032	0.033		
	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.032	0.000	0.032	0.032		
2	20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.032	0.000	0.032	0.033		
	30	0.003	0.002	-0.001	0.008	0.032	0.000	0.032	0.033		
	40	0.045	0.009	0.028	0.062	0.033	0.000	0.032	0.033		
	10	0.001	0.001	-0.001	0.002	0.032	0.000	0.032	0.032		
	20	0.002	0.001	0.000	0.004	0.033	0.000	0.032	0.033		
	30	0.025	0.004	0.018	0.032	0.033	0.000	0.033	0.033		
5	40	0.142	0.011	0.121	0.163	0.033	0.000	0.033	0.033		
	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.032	0.000	0.032	0.033		
	20	0.010	0.002	0.006	0.014	0.033	0.000	0.033	0.033		
	30	0.075	0.006	0.063	0.087	0.033	0.000	0.033	0.034		
	40	0.254	0.010	0.235	0.273	0.033	0.000	0.033	0.033		
	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.033	0.000	0.033	0.033		
2	20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.033	0.000	0.033	0.033		
	30	0.001	0.001	-0.001	0.003	0.033	0.000	0.033	0.033		
	40	0.007	0.003	0.002	0.012	0.033	0.000	0.033	0.033		
	10	0.000	0.000	0.000	0.001	0.033	0.000	0.033	0.033		
	20	0.003	0.001	0.001	0.005	0.033	0.000	0.033	0.033		
	30	0.008	0.002	0.004	0.012	0.033	0.000	0.033	0.034		
8	40	0.030	0.003	0.023	0.036	0.033	0.000	0.033	0.033		
	10	0.002	0.001	0.000	0.003	0.033	0.000	0.033	0.033		
	20	0.008	0.001	0.005	0.011	0.033	0.000	0.033	0.034		
	30	0.020	0.002	0.015	0.024	0.034	0.000	0.034	0.034		
	40	0.071	0.004	0.062	0.080	0.034	0.000	0.033	0.034		
	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.033	0.000	0.033	0.033		
2	20	0.001	0.001	-0.001	0.003	0.033	0.000	0.033	0.034		
	30	0.006	0.002	0.001	0.011	0.033	0.000	0.033	0.033		
	40	0.036	0.006	0.024	0.048	0.033	0.000	0.033	0.034		
	10	0.001	0.001	0.000	0.002	0.033	0.000	0.033	0.033		
	20	0.005	0.001	0.002	0.008	0.034	0.000	0.033	0.034		
	30	0.040	0.004	0.033	0.048	0.034	0.000	0.034	0.034		
5	40	0.148	0.007	0.134	0.162	0.034	0.000	0.034	0.034		
	10	0.002	0.001	0.000	0.003	0.033	0.000	0.033	0.033		
	20	0.014	0.002	0.011	0.018	0.034	0.000	0.034	0.034		
	30	0.087	0.005	0.077	0.096	0.034	0.000	0.034	0.034		
	40	0.258	0.008	0.242	0.274	0.034	0.000	0.034	0.034		
	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.034	0.000	0.034	0.034		

5.9.1.9. Potencia del estadístico de referencia S_2 a un α de 0.01

Según los resultados de la tabla 5.5 se puede afirmar: primero, la potencia del estadístico S_2 es baja en todas las condiciones de simulación, por ejemplo, para 100 sujetos, 40 ítems, 8 %

de copiadores y 30 % de ítems copiados la media de potencia es 0.030 con un error estándar de 0.006. Y para una prueba de 500 sujetos, 80 ítems, 5 % de copiadores y 40 % de ítems copiados la media es de 0.098 con un error estándar de 0.007.

Segundo, Se observa que la potencia únicamente crece a medida que aumenta la proporción de ítems copiados en pruebas de 100 sujetos, por el contrario para pruebas de 300 y 500 sujetos se observa que la media de potencia es mayor cuando se ha copiado el 10 % de los ítems con respecto al 20 %, 30 % o 40 % de ítems copiados. Por ejemplo, en el caso de 100 sujetos, 80 ítems, 5 % de copiadores y 40 % de ítems copiados la media es de 0.204; con 300 sujetos la media es de 0.153 y con 500 sujetos es de 0.098. Con 100 sujetos y un 10 % de ítems copiados la media es de 0.008; con 300 sujetos es de 0.116 y con 500 sujetos es de 0.193. El S_2 detecta mejor a copiadores que han copiado pocos ítems con respecto a los que copian muchos ítems, es un escenario contradictorio para un estadístico de copia.

Y tercero, el error estándar de la media es más alto para pruebas de 40 ítems que para 80 ítems en todas las condiciones de simulación. Por ejemplo se observa que para 300 sujetos, 40 ítems, 5 % de copiadores y 20 % de ítems copiados la media de potencia es de 0.003 con un error estándar de 0.001, mientras que con 80 ítems la media de potencia es de 0.040 con un error estándar de 0.006. El tamaño de la prueba afecta sobre todo al error estándar de la media de la potencia.

En términos generales el estadístico S_2 tiene una media de potencia deficiente tanto para pruebas de 40 y 80 ítems y se ve afectada de forma negativa por la proporción de ítems copiados. Es general es un estadístico con problemas para detectar copiadores a un α de 0.01.

5.9.1.10. Error de Tipo I del estadístico de referencia S_2 a un α de 0.01

Con respecto al error de tipo I, el estadístico S_2 a un α de 0.01 tiene un comportamiento bueno. Los resultados de la tabla 5.5 indican que la media de error de tipo I se encuentra por debajo del valor de α de 0.01 en pruebas de 40 ítems independientemente de las demás condiciones y levemente por encima para pruebas de 80 ítems. Con 100 sujetos se presenta una media de error de tipo I fija en todas las condiciones (0.003) siendo la más baja de todas las condiciones. La media de error de tipo I más alta que se espera observar, según el intervalo de confianza, es de 0.016 que se genera en la condición de 500 sujetos, 80 ítems, 2 % de copiadores y 20 % de ítems copiados.

Estos resultados indican que el estadístico S_2 es conservador y tiene una buena tasa de error de tipo I a un α de 0.01.

Tabla 5.5: Potencia y error de tipo I a un valor de α de 0.01 del estadístico de referencia S_2

Tamaño de la Muestra	Numero de ítems	% Copiadores	% Ítems Copiados	Potencia				Error de Tipo I			
				Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
100	40	2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.003	0.000	0.003	0.004
			20	0.010	0.010	-0.010	0.030	0.003	0.000	0.003	0.004
			30	0.030	0.012	0.007	0.053	0.003	0.000	0.003	0.004
		40	0.010	0.007	-0.004	0.024	0.003	0.000	0.003	0.004	
		5	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.003	0.000	0.003	0.003
			20	0.024	0.007	0.011	0.037	0.003	0.000	0.003	0.003
			30	0.038	0.010	0.018	0.058	0.003	0.000	0.003	0.003
		40	0.044	0.009	0.027	0.061	0.003	0.000	0.003	0.003	
		8	10	0.005	0.003	-0.001	0.011	0.003	0.000	0.003	0.003
			20	0.019	0.005	0.009	0.029	0.003	0.000	0.003	0.003
			30	0.030	0.006	0.018	0.042	0.003	0.000	0.003	0.003
		40	0.058	0.009	0.040	0.075	0.003	0.000	0.003	0.003	
	80	2	10	0.005	0.005	-0.005	0.015	0.008	0.000	0.008	0.009
			20	0.010	0.007	-0.004	0.024	0.008	0.000	0.008	0.008
			30	0.050	0.015	0.021	0.080	0.008	0.000	0.008	0.008
		40	0.210	0.030	0.152	0.268	0.008	0.000	0.008	0.008	
		5	10	0.008	0.004	0.000	0.016	0.008	0.000	0.007	0.008
			20	0.044	0.011	0.024	0.065	0.007	0.000	0.007	0.008
			30	0.086	0.013	0.060	0.112	0.007	0.000	0.007	0.008
		40	0.204	0.019	0.167	0.241	0.007	0.000	0.007	0.007	
		8	10	0.020	0.006	0.009	0.031	0.008	0.000	0.008	0.008
			20	0.031	0.008	0.016	0.046	0.007	0.000	0.007	0.007
			30	0.109	0.011	0.087	0.130	0.007	0.000	0.007	0.007
		40	0.251	0.017	0.219	0.284	0.007	0.000	0.006	0.007	
300	40	2	10	0.018	0.006	0.006	0.031	0.008	0.000	0.008	0.009
			20	0.002	0.002	-0.002	0.005	0.008	0.000	0.007	0.008
			30	0.005	0.003	-0.001	0.011	0.008	0.000	0.007	0.008
		40	0.010	0.004	0.002	0.018	0.007	0.000	0.006	0.007	
		5	10	0.035	0.005	0.026	0.044	0.007	0.000	0.007	0.007
			20	0.003	0.001	0.000	0.005	0.008	0.000	0.007	0.008
			30	0.005	0.002	0.001	0.008	0.007	0.000	0.006	0.007
		40	0.011	0.003	0.005	0.017	0.006	0.000	0.006	0.006	
		8	10	0.051	0.005	0.041	0.061	0.006	0.000	0.006	0.007
			20	0.001	0.001	0.000	0.002	0.007	0.000	0.007	0.008
			30	0.008	0.002	0.004	0.011	0.006	0.000	0.006	0.006
		40	0.022	0.003	0.016	0.028	0.005	0.000	0.005	0.006	
	80	2	10	0.145	0.017	0.113	0.177	0.013	0.000	0.012	0.013
			20	0.075	0.012	0.051	0.099	0.013	0.000	0.012	0.013
			30	0.092	0.013	0.066	0.118	0.013	0.000	0.012	0.013
		40	0.148	0.014	0.121	0.176	0.012	0.000	0.012	0.012	
		5	10	0.116	0.009	0.098	0.134	0.012	0.000	0.012	0.013
			20	0.040	0.006	0.028	0.052	0.012	0.000	0.011	0.012
			30	0.088	0.008	0.073	0.103	0.011	0.000	0.011	0.012
		40	0.153	0.011	0.131	0.176	0.010	0.000	0.010	0.011	
		8	10	0.100	0.008	0.086	0.115	0.013	0.000	0.013	0.014
			20	0.045	0.004	0.037	0.054	0.011	0.000	0.010	0.011
			30	0.063	0.005	0.052	0.073	0.010	0.000	0.009	0.010
		40	0.170	0.009	0.154	0.187	0.009	0.000	0.008	0.009	
500	40	2	10	0.015	0.004	0.006	0.024	0.009	0.000	0.009	0.010
			20	0.001	0.001	-0.001	0.003	0.009	0.000	0.008	0.009
			30	0.002	0.001	-0.001	0.005	0.009	0.000	0.008	0.009
		40	0.001	0.001	-0.001	0.003	0.008	0.000	0.008	0.009	
		5	10	0.036	0.004	0.029	0.043	0.008	0.000	0.008	0.008
			20	0.001	0.001	-0.001	0.003	0.008	0.000	0.008	0.008
			30	0.002	0.001	0.001	0.004	0.007	0.000	0.007	0.008
		40	0.003	0.001	0.001	0.005	0.007	0.000	0.006	0.007	
		8	10	0.052	0.004	0.045	0.060	0.007	0.000	0.006	0.007
			20	0.001	0.000	0.000	0.001	0.007	0.000	0.007	0.008
			30	0.003	0.001	0.001	0.004	0.006	0.000	0.006	0.006
		40	0.009	0.001	0.006	0.012	0.006	0.000	0.006	0.006	
	80	2	10	0.191	0.014	0.164	0.218	0.014	0.000	0.014	0.015
			20	0.050	0.009	0.031	0.069	0.015	0.000	0.015	0.016
			30	0.063	0.008	0.048	0.078	0.015	0.000	0.015	0.016
		40	0.074	0.008	0.059	0.089	0.015	0.000	0.014	0.015	
		5	10	0.193	0.008	0.178	0.209	0.014	0.000	0.013	0.014
			20	0.034	0.004	0.026	0.043	0.012	0.000	0.012	0.013
			30	0.042	0.005	0.032	0.051	0.012	0.000	0.012	0.013
		40	0.098	0.007	0.086	0.111	0.011	0.000	0.011	0.012	
		8	10	0.177	0.006	0.166	0.189	0.015	0.000	0.014	0.015
			20	0.038	0.003	0.032	0.044	0.011	0.000	0.010	0.011
			30	0.030	0.003	0.024	0.036	0.010	0.000	0.009	0.010
		40	0.112	0.005	0.101	0.123	0.009	0.000	0.009	0.010	

5.9.1.11. Potencia del estadístico de referencia S_2 a un α de 0.05

Si se observan los resultados para pruebas con 40 ítems se tiene: primero, para muestras de 100 sujetos, a medida que aumenta la proporción de copiadores aumenta la media de la potencia (Tabla 5.6). Por ejemplo, en el caso de 100 sujetos, 40 ítems, 5 % de copiadores y 10 % de ítems copiados la media es de 0.056; con 20 % de ítems copiados es de 0.144; con 30 % de ítems copiados es de 0.200 y con 40 % de ítems copiados es de 0.258. Pero en muestras de 300 y 500 sujetos se observa que la media de la potencia no crece a medida que aumentan los ítems copiados, en algunas condiciones la media más alta se observa con 10 % de ítems copiados (en la condición: 500 sujetos, 40 ítems y 5 % de copiadores) y en otras condiciones la media más alta es al 30 % de ítems copiados (por ejemplo en el caso de 300 sujetos, 40 ítems y 2 % de copiadores).

Segundo, la media de la potencia del estadístico S_2 es más alta en pruebas de 100 sujetos que en pruebas de 300 y 500 sujetos. Por ejemplo, con 100 sujetos, 40 ítems, 8 % de copiadores y 20 % de ítems copiados la media de potencia es de 0.128, para 300 sujetos es de 0.083 y para 500 sujetos es de 0.060.

Y tercero, las medias de los errores estándar de la media decrecen a medida que hay más sujetos. Por ejemplo, en la condición de 100 sujetos, 40 ítems, 5 % de copiadores y 30 % de ítems copiados, la media del error estándar de la media es 0.021, para 300 sujetos, y demás condiciones idénticas, es de 0.011 y para 500 sujetos es de 0.007 (Tabla 5.6).

En resumen, en pruebas de 40 ítems se observa que influye negativamente el tamaño de la muestra, entre más sujetos se tenga menos potencia presentará el estadístico S_2 , comportamiento inesperado para un estadístico de detección de copia.

Con pruebas de 80 ítems se observa: primero, se acentúa el problema de que la potencia no aumente a medida que aumenta la proporción de copiadores. Por ejemplo, para 500 sujetos, 80 ítems, 5 % de copiadores y 10 % de ítems copiados la media de potencia es 0.411 pero para 20 % de ítems copiados es de 0.252 y para 30 % de ítems copiados es de 0.383. Y segundo, la media de los errores estándar de la media de la potencia decrecen a medida que aumenta el número de sujetos, generando intervalos de confianza más pequeños.

Una característica importante del S_2 es que su potencia difiere a la de los estadísticos ω y ω_k , es más pequeña comparándola con ω pero más alta con respecto a ω_k . La potencia del S_2 se ve influenciada por el número de sujetos, el número de ítems y la proporción de copiadores, pero

lo más delicado es que el número de sujetos afecte la potencia.

5.9.1.12. Error de Tipo I del estadístico de referencia S_2 a un α de 0.05

La media de error de tipo I es más baja para pruebas de 40 ítems, donde la media no pasa de 0.061. Mientras que con 80 ítems la media de error de tipo I es como mínimo de 0.119 (Tabla 5.6). Es así que, el S_2 tiene un error de tipo I adecuado para un estadístico de detección de copia.

En conclusión, el estadístico S_2 tiene un mejor comportamiento a un α de 0.05 que a 0.01, donde es posible observar una potencia mucho más alta. Además, en ambas situaciones el error de tipo I oscila alrededor de los valores de α . Para un nivel de α de 0.05 se puede sugerir, pero con precaución, que el S_2 se utilice en muestras de 100 sujetos y 80 ítems.

Tabla 5.6: Potencia y error de tipo I a un valor de α de 0.05 del estadístico de referencia S_2

Tamaño de la Muestra	Numero de ítems	% Copiadores	% Ítems Copiados	Potencia				Error de Tipo I			
				Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
100	40	2	10	0.035	0.013	0.010	0.060	0.049	0.001	0.048	0.051
			20	0.100	0.023	0.056	0.144	0.049	0.001	0.048	0.051
			30	0.135	0.025	0.087	0.183	0.048	0.001	0.046	0.050
			40	0.200	0.028	0.146	0.254	0.049	0.001	0.047	0.050
		5	10	0.056	0.012	0.032	0.080	0.048	0.001	0.047	0.049
			20	0.144	0.019	0.107	0.181	0.049	0.001	0.047	0.051
			30	0.200	0.021	0.159	0.241	0.048	0.001	0.046	0.049
			40	0.258	0.019	0.220	0.296	0.046	0.001	0.045	0.048
		8	10	0.066	0.012	0.044	0.089	0.047	0.001	0.045	0.048
			20	0.128	0.013	0.101	0.154	0.047	0.001	0.046	0.048
			30	0.205	0.016	0.174	0.236	0.047	0.001	0.045	0.048
			40	0.309	0.016	0.278	0.340	0.045	0.001	0.044	0.046
	80	2	10	0.035	0.015	0.006	0.064	0.098	0.001	0.096	0.100
			20	0.085	0.019	0.048	0.122	0.097	0.001	0.095	0.099
			30	0.215	0.030	0.157	0.273	0.097	0.001	0.095	0.099
			40	0.490	0.037	0.418	0.562	0.097	0.001	0.095	0.099
		5	10	0.076	0.014	0.048	0.104	0.096	0.001	0.094	0.098
			20	0.174	0.018	0.138	0.210	0.094	0.001	0.092	0.096
			30	0.320	0.023	0.274	0.366	0.093	0.001	0.091	0.095
			40	0.518	0.024	0.471	0.565	0.090	0.001	0.089	0.092
		8	10	0.100	0.013	0.075	0.125	0.097	0.001	0.095	0.099
			20	0.156	0.014	0.129	0.184	0.091	0.001	0.089	0.092
			30	0.372	0.016	0.342	0.403	0.089	0.001	0.088	0.091
			40	0.583	0.017	0.549	0.616	0.089	0.001	0.087	0.091
300	40	2	10	0.132	0.018	0.097	0.167	0.060	0.001	0.058	0.061
			20	0.153	0.018	0.118	0.189	0.061	0.001	0.059	0.062
			30	0.163	0.016	0.132	0.195	0.060	0.001	0.059	0.062
			40	0.112	0.013	0.085	0.138	0.059	0.001	0.058	0.060
		5	10	0.142	0.013	0.117	0.167	0.053	0.001	0.052	0.054
			20	0.131	0.012	0.107	0.155	0.056	0.001	0.055	0.057
			30	0.158	0.011	0.137	0.179	0.054	0.001	0.053	0.055
			40	0.147	0.010	0.127	0.168	0.052	0.001	0.051	0.053
		8	10	0.159	0.010	0.140	0.178	0.050	0.001	0.049	0.051
			20	0.083	0.008	0.066	0.099	0.051	0.001	0.050	0.052
			30	0.148	0.008	0.132	0.164	0.050	0.001	0.049	0.051
			40	0.184	0.008	0.168	0.201	0.048	0.001	0.047	0.049
	80	2	10	0.395	0.024	0.347	0.443	0.119	0.001	0.118	0.121
			20	0.292	0.022	0.248	0.335	0.116	0.001	0.114	0.118
			30	0.362	0.023	0.316	0.407	0.117	0.001	0.115	0.118
			40	0.518	0.022	0.475	0.561	0.116	0.001	0.114	0.117
		5	10	0.355	0.016	0.324	0.387	0.113	0.001	0.111	0.115
			20	0.277	0.014	0.250	0.305	0.107	0.001	0.105	0.109
			30	0.413	0.015	0.385	0.442	0.107	0.001	0.106	0.109
			40	0.543	0.015	0.514	0.573	0.105	0.001	0.103	0.107
		8	10	0.349	0.011	0.327	0.371	0.112	0.001	0.111	0.114
			20	0.281	0.011	0.260	0.303	0.099	0.001	0.097	0.100
			30	0.388	0.012	0.364	0.411	0.095	0.001	0.094	0.097
			40	0.586	0.012	0.564	0.609	0.094	0.001	0.092	0.095
500	40	2	10	0.099	0.015	0.070	0.128	0.055	0.001	0.054	0.056
			20	0.158	0.014	0.131	0.185	0.057	0.001	0.056	0.058
			30	0.096	0.010	0.076	0.116	0.056	0.001	0.055	0.057
			40	0.059	0.007	0.045	0.074	0.055	0.001	0.054	0.056
		5	10	0.110	0.009	0.093	0.127	0.048	0.001	0.047	0.049
			20	0.086	0.007	0.072	0.099	0.050	0.000	0.049	0.051
			30	0.092	0.007	0.078	0.105	0.049	0.000	0.048	0.050
			40	0.087	0.006	0.075	0.099	0.048	0.000	0.047	0.049
		8	10	0.119	0.007	0.105	0.134	0.044	0.000	0.044	0.045
			20	0.060	0.005	0.051	0.069	0.046	0.000	0.046	0.047
			30	0.098	0.005	0.087	0.108	0.044	0.000	0.043	0.045
			40	0.121	0.006	0.110	0.133	0.045	0.000	0.044	0.046
	80	2	10	0.409	0.019	0.371	0.447	0.113	0.001	0.112	0.115
			20	0.305	0.018	0.270	0.340	0.111	0.001	0.110	0.113
			30	0.454	0.019	0.416	0.492	0.112	0.001	0.111	0.114
			40	0.427	0.017	0.394	0.460	0.112	0.001	0.110	0.113
		5	10	0.411	0.012	0.387	0.435	0.105	0.001	0.103	0.106
			20	0.252	0.009	0.233	0.270	0.096	0.001	0.094	0.097
			30	0.383	0.013	0.359	0.408	0.097	0.001	0.095	0.098
			40	0.485	0.011	0.465	0.506	0.096	0.001	0.095	0.097
		8	10	0.407	0.009	0.389	0.426	0.103	0.001	0.102	0.105
			20	0.252	0.008	0.237	0.267	0.088	0.001	0.087	0.089
			30	0.349	0.009	0.332	0.366	0.085	0.001	0.084	0.086
			40	0.507	0.009	0.490	0.525	0.086	0.001	0.085	0.087

5.9.1.13. Potencia del estadístico propuesto S_{2k} a un α de 0.01

Los resultados de la tabla 5.7 permiten afirmar que la potencia del estadístico S_{2k} , independientemente del tamaño de la muestra y de la prueba, y de la proporción de copiadores y de

ítems copiados, es muy baja y en muchas de las condiciones nula. Sin embargo, un hecho muy relevante es que en todas las condiciones de cada uno de los tamaños de muestra, se observa que la media de la potencia crece a medida que aumenta el número de ítems copiados. Por lo tanto, la introducción de un modelo de TRI no paramétrico está teniendo dos efectos en S_{2k} , el primero de forma positiva, en donde se ha logrado controlar que el tamaño de la muestra no afecte el comportamiento de la potencia, es decir, la potencia con 100 sujetos es muy similar a la observada con 300 y 500 sujetos. Pero a su vez tiene un efecto negativo, que la media de la potencia no se aproxima a la observada en el estadístico S_2 .

5.9.1.14. Error de Tipo I del estadístico propuesto S_{2k} a un α de 0.01

La media de error de tipo I del estadístico S_{2k} se encuentra por debajo del nivel de α de 0.01 independientemente del número de sujetos, de ítems, de proporción de copiadore y de ítems copiados. Además, la media de los errores estándar de la media de error de tipo I es nula o es muy baja, lo que genera intervalos de confianza muy pequeños. El estadístico S_{2k} tiene una buena tasa de error de tipo I, indicando bajas tasas de detección falsa de copiadore (Tabla 5.7).

Tabla 5.7: Potencia y error de tipo I a un valor de α de 0.01 del estadístico propuesto S_{2k}

Tamaño de la Muestra	Numero de ítems	% Copiadores	% Ítems Copiados	Potencia				Error de Tipo I			
				Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
100	40	2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.000	0.002	0.002
			20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.000	0.002	0.002
			30	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.000	0.002	0.002
			40	0.015	0.009	-0.002	0.032	0.002	0.000	0.002	0.002
		5	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.000	0.002	0.002
			20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.000	0.002	0.002
			30	0.012	0.005	0.003	0.021	0.002	0.000	0.001	0.002
			40	0.028	0.007	0.014	0.042	0.002	0.000	0.002	0.002
		8	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.000	0.002	0.002
			20	0.004	0.002	0.000	0.008	0.002	0.000	0.001	0.002
			30	0.018	0.004	0.009	0.026	0.002	0.000	0.001	0.002
			40	0.041	0.007	0.027	0.055	0.002	0.000	0.002	0.002
	80	2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.000	0.004	0.004
			20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.000	0.004	0.004
			30	0.020	0.010	0.001	0.039	0.004	0.000	0.004	0.004
			40	0.115	0.022	0.071	0.159	0.004	0.000	0.004	0.004
		5	10	0.004	0.003	-0.002	0.010	0.004	0.000	0.004	0.004
			20	0.006	0.003	-0.001	0.013	0.004	0.000	0.004	0.004
			30	0.052	0.010	0.033	0.071	0.004	0.000	0.003	0.004
			40	0.172	0.016	0.140	0.204	0.004	0.000	0.003	0.004
		8	10	0.003	0.002	-0.001	0.006	0.004	0.000	0.004	0.004
			20	0.011	0.004	0.004	0.018	0.004	0.000	0.003	0.004
			30	0.070	0.009	0.053	0.087	0.003	0.000	0.003	0.004
			40	0.204	0.015	0.174	0.233	0.003	0.000	0.003	0.003
300	40	2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.000	0.002	0.002
			20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.000	0.002	0.002
			30	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.000	0.002	0.002
			40	0.012	0.004	0.003	0.020	0.002	0.000	0.002	0.002
		5	10	0.002	0.001	0.000	0.004	0.002	0.000	0.002	0.002
			20	0.001	0.001	-0.001	0.003	0.002	0.000	0.002	0.002
			30	0.007	0.002	0.003	0.011	0.002	0.000	0.002	0.002
			40	0.029	0.004	0.020	0.037	0.002	0.000	0.002	0.002
		8	10	0.001	0.001	0.000	0.003	0.002	0.000	0.002	0.002
			20	0.003	0.001	0.001	0.004	0.002	0.000	0.002	0.002
			30	0.016	0.003	0.011	0.021	0.002	0.000	0.002	0.002
			40	0.058	0.005	0.049	0.067	0.002	0.000	0.002	0.002
	80	2	10	0.002	0.002	-0.002	0.005	0.004	0.000	0.004	0.004
			20	0.003	0.002	-0.001	0.008	0.004	0.000	0.004	0.004
			30	0.018	0.005	0.008	0.029	0.004	0.000	0.004	0.004
			40	0.082	0.011	0.060	0.103	0.004	0.000	0.004	0.004
		5	10	0.001	0.001	-0.001	0.002	0.004	0.000	0.004	0.004
			20	0.005	0.002	0.001	0.008	0.004	0.000	0.003	0.004
			30	0.044	0.005	0.034	0.055	0.003	0.000	0.003	0.004
			40	0.153	0.010	0.133	0.172	0.003	0.000	0.003	0.003
		8	10	0.001	0.001	0.000	0.002	0.004	0.000	0.004	0.004
			20	0.013	0.002	0.008	0.017	0.003	0.000	0.003	0.004
			30	0.075	0.005	0.065	0.086	0.003	0.000	0.003	0.003
			40	0.203	0.008	0.188	0.218	0.003	0.000	0.003	0.003
500	40	2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.000	0.002	0.002
			20	0.001	0.001	-0.001	0.003	0.002	0.000	0.002	0.002
			30	0.004	0.002	0.000	0.008	0.002	0.000	0.002	0.002
			40	0.010	0.003	0.004	0.016	0.002	0.000	0.002	0.002
		5	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.000	0.002	0.002
			20	0.001	0.001	0.000	0.003	0.002	0.000	0.002	0.002
			30	0.009	0.002	0.005	0.014	0.002	0.000	0.002	0.002
			40	0.029	0.003	0.023	0.036	0.002	0.000	0.002	0.002
		8	10	0.001	0.000	0.000	0.001	0.002	0.000	0.002	0.002
			20	0.004	0.001	0.002	0.006	0.002	0.000	0.002	0.002
			30	0.012	0.002	0.008	0.015	0.002	0.000	0.002	0.002
			40	0.052	0.004	0.045	0.059	0.002	0.000	0.002	0.002
	80	2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.000	0.004	0.004
			20	0.005	0.002	0.001	0.009	0.004	0.000	0.004	0.004
			30	0.020	0.005	0.010	0.030	0.004	0.000	0.004	0.004
			40	0.072	0.009	0.055	0.089	0.004	0.000	0.004	0.004
		5	10	0.001	0.001	0.000	0.002	0.004	0.000	0.004	0.004
			20	0.009	0.002	0.006	0.012	0.004	0.000	0.004	0.004
			30	0.042	0.004	0.034	0.050	0.003	0.000	0.003	0.004
			40	0.148	0.007	0.134	0.161	0.003	0.000	0.003	0.003
		8	10	0.001	0.000	0.000	0.002	0.004	0.000	0.004	0.004
			20	0.014	0.002	0.010	0.017	0.004	0.000	0.003	0.004
			30	0.067	0.004	0.059	0.075	0.003	0.000	0.003	0.003
			40	0.210	0.006	0.198	0.222	0.003	0.000	0.003	0.003

5.9.1.15. Potencia del estadístico propuesto S_{2k} a un α de 0.05

Los resultados expuestos en la tabla 5.8 permiten afirmar: primero, la media de la potencia del S_{2k} a un α de 0.05 aumenta a medida que crece la proporción de ítems copiados. Segundo,

la media de la potencia es más alta en pruebas de 80 ítems que con 40 ítems, por ejemplo, en la condición de 100 sujetos, 40 ítems, 5 % de copiadores y 40 % de ítems copiados la media de la potencia es 0.178 y con 80 ítems es de 0.482. Sin embargo, la media de los errores estándar de la media de la potencia crecen con el tamaño de la prueba, por ejemplo con 300 sujetos, 40 ítems, 2 % de copiadores y 30 % de ítems copiados la media de potencia es de 0.005 con un error estándar de 0.009, mientras que con 80 ítems la media de la potencia es de 0.168 y la media del error estándar de 0.017. Tercero, la media del error estándar aumenta con la proporción de ítems copiados, pero va disminuyendo a medida que se aumenta el tamaño de la muestra. Cuarto, la media de potencia máxima que se observa para el S_{2k} se da en la condición de 300 sujetos, 80 ítems, 8 % de copiadores y 40 % de ítems copiados (0.568), lo que indica que la potencia del S_{2k} es mucho más baja con respecto al ω , pero más alta que la del ω_k . Sin embargo, la media de potencia del S_{2k} es más baja que la del S_2 en la condición de 10 % y 20 % de ítems copiados.

5.9.1.16. Error de tipo I del estadístico propuesto S_{2k} a un α de 0.05

Con respecto al error de tipo I del estadístico S_{2k} a un α de 0.05 se puede afirmar: primero, la media del error de tipo I se encuentra por debajo del nivel de α en pruebas de 40 ítems independientemente de las demás condiciones de simulación y por encima del valor de α para pruebas de 80 ítems. Por ejemplo, en la condición de 100 sujetos, 40 ítems, 2 % de copiadores y 20 % de ítems copiados la media de error de tipo I es de 0.035 y con 80 ítems es de 0.072. Segundo, las medias de los errores estándar de la media del error de tipo I son muy bajas en todas las condiciones de simulación para el S_{2k} , lo que genera intervalos de confianza muy pequeños. Por lo tanto, la tasa de error de tipo I es estable para todas las condiciones. El comportamiento del error de tipo I es muy satisfactorio y se encuentra por encima de α a 0.05 en pruebas de 80 ítems (Tabla 5.8).

El estadístico S_{2k} tiene una potencia aceptable con un excelente comportamiento del error de tipo I en todas las condiciones. Es así, que es un estadístico que se podría emplear independientemente del número de sujetos y como complemento para confirmar la detección de copiadores.

Tabla 5.8: Potencia y error de tipo I a un valor de α de 0.05 del estadístico propuesto S_{2k}

Tamaño de la Muestra	Numero de ítems	% Copiadores	% Ítems Copiados	Potencia				Error de Tipo I			
				Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
100	40	2	10	0.005	0.005	-0.005	0.015	0.035	0.000	0.035	0.036
			20	0.015	0.009	-0.002	0.032	0.035	0.000	0.034	0.035
			30	0.070	0.017	0.036	0.104	0.034	0.000	0.033	0.034
			40	0.120	0.022	0.078	0.162	0.034	0.000	0.033	0.035
		5	10	0.016	0.005	0.005	0.027	0.035	0.000	0.034	0.035
			20	0.052	0.009	0.035	0.069	0.033	0.000	0.033	0.034
			30	0.102	0.013	0.076	0.128	0.033	0.000	0.032	0.034
			40	0.178	0.016	0.146	0.210	0.033	0.000	0.032	0.033
		8	10	0.019	0.004	0.010	0.028	0.033	0.000	0.033	0.034
			20	0.044	0.007	0.030	0.057	0.032	0.000	0.032	0.033
			30	0.146	0.012	0.122	0.170	0.032	0.000	0.031	0.033
			40	0.233	0.016	0.202	0.263	0.032	0.000	0.031	0.032
	80	2	10	0.020	0.010	0.001	0.039	0.072	0.001	0.071	0.074
			20	0.055	0.016	0.024	0.086	0.072	0.001	0.070	0.073
			30	0.200	0.028	0.144	0.256	0.070	0.001	0.069	0.072
			40	0.370	0.035	0.301	0.439	0.071	0.001	0.070	0.073
		5	10	0.044	0.009	0.026	0.062	0.071	0.001	0.069	0.072
			20	0.104	0.014	0.076	0.132	0.069	0.001	0.068	0.070
			30	0.262	0.022	0.219	0.305	0.067	0.001	0.066	0.068
			40	0.482	0.025	0.433	0.531	0.066	0.001	0.065	0.067
		8	10	0.045	0.007	0.032	0.058	0.070	0.001	0.069	0.071
			20	0.144	0.011	0.121	0.166	0.067	0.001	0.065	0.068
			30	0.347	0.017	0.315	0.380	0.064	0.001	0.063	0.066
			40	0.575	0.019	0.537	0.613	0.064	0.001	0.062	0.065
300	40	2	10	0.002	0.002	-0.002	0.005	0.036	0.000	0.036	0.037
			20	0.025	0.006	0.012	0.038	0.036	0.000	0.036	0.036
			30	0.055	0.009	0.038	0.072	0.036	0.000	0.036	0.036
			40	0.112	0.013	0.086	0.137	0.036	0.000	0.035	0.036
		5	10	0.015	0.003	0.009	0.022	0.035	0.000	0.035	0.036
			20	0.027	0.004	0.018	0.035	0.035	0.000	0.035	0.035
			30	0.093	0.008	0.078	0.108	0.034	0.000	0.034	0.035
			40	0.181	0.011	0.160	0.202	0.034	0.000	0.033	0.034
		8	10	0.017	0.003	0.012	0.022	0.035	0.000	0.034	0.035
			20	0.044	0.004	0.036	0.051	0.034	0.000	0.034	0.034
			30	0.118	0.006	0.106	0.131	0.033	0.000	0.033	0.033
			40	0.255	0.009	0.238	0.273	0.033	0.000	0.033	0.033
	80	2	10	0.013	0.005	0.004	0.022	0.073	0.000	0.072	0.073
			20	0.047	0.009	0.030	0.064	0.071	0.000	0.070	0.071
			30	0.168	0.017	0.135	0.201	0.070	0.000	0.070	0.071
			40	0.347	0.019	0.309	0.384	0.070	0.000	0.069	0.070
		5	10	0.027	0.004	0.019	0.035	0.071	0.000	0.070	0.072
			20	0.097	0.008	0.082	0.112	0.069	0.000	0.068	0.069
			30	0.248	0.012	0.224	0.272	0.067	0.000	0.067	0.068
			40	0.469	0.014	0.442	0.495	0.067	0.000	0.066	0.067
		8	10	0.035	0.004	0.028	0.043	0.070	0.000	0.070	0.071
			20	0.139	0.007	0.125	0.152	0.067	0.000	0.066	0.068
			30	0.322	0.010	0.303	0.341	0.065	0.000	0.065	0.066
			40	0.568	0.010	0.549	0.587	0.064	0.000	0.063	0.064
500	40	2	10	0.003	0.002	0.000	0.006	0.037	0.000	0.036	0.037
			20	0.019	0.004	0.010	0.028	0.036	0.000	0.036	0.036
			30	0.063	0.007	0.049	0.077	0.036	0.000	0.036	0.036
			40	0.129	0.010	0.109	0.149	0.036	0.000	0.036	0.036
		5	10	0.016	0.002	0.011	0.020	0.036	0.000	0.035	0.036
			20	0.037	0.004	0.029	0.044	0.035	0.000	0.035	0.035
			30	0.100	0.006	0.088	0.113	0.035	0.000	0.034	0.035
			40	0.192	0.008	0.175	0.209	0.034	0.000	0.034	0.035
		8	10	0.018	0.002	0.013	0.022	0.035	0.000	0.035	0.036
			20	0.045	0.003	0.039	0.051	0.034	0.000	0.034	0.035
			30	0.122	0.005	0.112	0.133	0.034	0.000	0.033	0.034
			40	0.265	0.007	0.252	0.278	0.033	0.000	0.033	0.034
	80	2	10	0.017	0.004	0.009	0.025	0.073	0.000	0.072	0.073
			20	0.058	0.007	0.045	0.071	0.072	0.000	0.071	0.072
			30	0.167	0.012	0.143	0.191	0.071	0.000	0.070	0.071
			40	0.332	0.015	0.303	0.361	0.070	0.000	0.070	0.071
		5	10	0.027	0.003	0.020	0.033	0.072	0.000	0.071	0.072
			20	0.083	0.006	0.072	0.094	0.069	0.000	0.068	0.069
			30	0.252	0.009	0.234	0.270	0.068	0.000	0.067	0.068
			40	0.474	0.010	0.454	0.494	0.067	0.000	0.066	0.067
		8	10	0.041	0.003	0.035	0.046	0.071	0.000	0.070	0.071
			20	0.124	0.005	0.113	0.134	0.068	0.000	0.067	0.068
			30	0.318	0.008	0.302	0.335	0.065	0.000	0.065	0.066
			40	0.556	0.008	0.540	0.573	0.064	0.000	0.063	0.064

5.9.1.17. Potencia del estadístico propuesto S_{2n} a un α de 0.01

Para el S_{2n} se observa en la tabla 5.9: primero, que la media de la potencia es muy baja en pruebas de 40 ítems con respecto a las de 80 ítems, por ejemplo, para el caso de 300 sujetos, 40

ítems, 5 % de copiadores y 40 % de ítems copiados la media de la potencia es de 0.029 y para 80 ítems la media de la potencia es de 0.153. Segundo, las medias de la potencia para el 10 %, 20 % y 30 % de ítems copiados son muy bajas con respecto a las de 40 % de ítems copiados, por ejemplo, para 500 sujetos, 40 ítems, 8 % de copiadores y 10 % de ítems copiados la media de la potencia es de 0.001, para 20 % de ítems copiados es de 0.004, para 30 % de ítems copiados es de 0.012 y para 40 % de ítems copiados es de 0.052. Tercero, La media de los errores estándar de la media de la potencia va decreciendo levemente a medida que aumenta el tamaño de la muestra, por ejemplo, en la condición de 100 sujetos, 80 ítems, 8 % de copiadores y 40 % de ítems copiados la media del error estándar es de 0.015, con 300 sujetos es de 0.008 y con 500 sujetos de 0.006. Y por último, el comportamiento de la potencia del estadístico S_{2n} es muy similar al del S_{2k} .

5.9.1.18. Error de Tipo I del estadístico propuesto S_{2n} a un α de 0.01

Con relación a la media de error de tipo I, para el estadístico S_{2n} , se observan valores por debajo de α a 0.01, lo que refleja que S_{2n} tiene una baja tasa de error para detectar falsos copiadores. Y esto se presenta en todas las condiciones de simulación (Tabla 5.9).

Tabla 5.9: Potencia y error de tipo I a un valor de α de 0.01 del estadístico propuesto S_{2n}

Tamaño de la Muestra	Numero de ítems	% Copiadores	% Ítems Copiados	Potencia				Error de Tipo I			
				Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
100	40	2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.000	0.001	0.002
			20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	0.001	0.002
			30	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.000	0.001	0.002
			40	0.015	0.009	-0.002	0.032	0.002	0.000	0.001	0.002
		5	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	0.001	0.002
			20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	0.001	0.002
			30	0.012	0.005	0.003	0.021	0.001	0.000	0.001	0.001
			40	0.028	0.007	0.014	0.042	0.002	0.000	0.001	0.002
		8	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	0.001	0.002
			20	0.004	0.002	0.000	0.008	0.001	0.000	0.001	0.001
			30	0.018	0.004	0.009	0.026	0.001	0.000	0.001	0.001
			40	0.041	0.007	0.027	0.055	0.001	0.000	0.001	0.001
	80	2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.000	0.004	0.004
			20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.000	0.004	0.004
			30	0.020	0.010	0.001	0.039	0.004	0.000	0.003	0.004
			40	0.115	0.022	0.071	0.159	0.004	0.000	0.003	0.004
		5	10	0.004	0.003	-0.002	0.010	0.004	0.000	0.003	0.004
			20	0.006	0.003	-0.001	0.013	0.003	0.000	0.003	0.004
			30	0.052	0.010	0.033	0.071	0.003	0.000	0.003	0.003
			40	0.172	0.016	0.140	0.204	0.003	0.000	0.003	0.003
		8	10	0.003	0.002	-0.001	0.006	0.003	0.000	0.003	0.004
			20	0.011	0.004	0.004	0.018	0.003	0.000	0.003	0.004
			30	0.070	0.009	0.053	0.087	0.003	0.000	0.003	0.003
			40	0.204	0.015	0.174	0.233	0.003	0.000	0.003	0.003
300	40	2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.000	0.002	0.002
			20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.000	0.002	0.002
			30	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.000	0.002	0.002
			40	0.012	0.004	0.003	0.020	0.002	0.000	0.002	0.002
		5	10	0.002	0.001	0.000	0.004	0.002	0.000	0.002	0.002
			20	0.001	0.001	-0.001	0.003	0.002	0.000	0.002	0.002
			30	0.007	0.002	0.003	0.011	0.002	0.000	0.002	0.002
			40	0.029	0.004	0.020	0.037	0.002	0.000	0.002	0.002
		8	10	0.001	0.001	0.000	0.003	0.002	0.000	0.002	0.002
			20	0.003	0.001	0.001	0.004	0.002	0.000	0.002	0.002
			30	0.016	0.003	0.011	0.021	0.002	0.000	0.002	0.002
			40	0.058	0.005	0.049	0.067	0.002	0.000	0.002	0.002
	80	2	10	0.002	0.002	-0.002	0.005	0.004	0.000	0.004	0.004
			20	0.003	0.002	-0.001	0.008	0.004	0.000	0.004	0.004
			30	0.018	0.005	0.008	0.029	0.004	0.000	0.004	0.004
			40	0.082	0.011	0.060	0.103	0.004	0.000	0.003	0.004
		5	10	0.001	0.001	-0.001	0.002	0.004	0.000	0.004	0.004
			20	0.005	0.002	0.001	0.008	0.003	0.000	0.003	0.003
			30	0.044	0.005	0.034	0.055	0.003	0.000	0.003	0.003
			40	0.153	0.010	0.133	0.172	0.003	0.000	0.003	0.003
		8	10	0.001	0.001	0.000	0.002	0.004	0.000	0.004	0.004
			20	0.013	0.002	0.008	0.017	0.003	0.000	0.003	0.003
			30	0.075	0.005	0.065	0.086	0.003	0.000	0.003	0.003
			40	0.203	0.008	0.188	0.218	0.003	0.000	0.003	0.003
500	40	2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.000	0.002	0.002
			20	0.001	0.001	-0.001	0.003	0.002	0.000	0.002	0.002
			30	0.004	0.002	0.000	0.008	0.002	0.000	0.002	0.002
			40	0.010	0.003	0.004	0.016	0.002	0.000	0.002	0.002
		5	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.000	0.002	0.002
			20	0.001	0.001	0.000	0.003	0.002	0.000	0.002	0.002
			30	0.009	0.002	0.005	0.014	0.002	0.000	0.002	0.002
			40	0.029	0.003	0.023	0.036	0.002	0.000	0.002	0.002
		8	10	0.001	0.000	0.000	0.001	0.002	0.000	0.002	0.002
			20	0.004	0.001	0.002	0.006	0.002	0.000	0.002	0.002
			30	0.012	0.002	0.008	0.015	0.002	0.000	0.002	0.002
			40	0.052	0.004	0.045	0.059	0.002	0.000	0.002	0.002
	80	2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.000	0.004	0.004
			20	0.005	0.002	0.001	0.009	0.004	0.000	0.004	0.004
			30	0.020	0.005	0.010	0.030	0.004	0.000	0.004	0.004
			40	0.072	0.009	0.055	0.089	0.004	0.000	0.004	0.004
		5	10	0.001	0.001	0.000	0.002	0.004	0.000	0.004	0.004
			20	0.009	0.002	0.006	0.012	0.004	0.000	0.003	0.004
			30	0.042	0.004	0.034	0.050	0.003	0.000	0.003	0.003
			40	0.148	0.007	0.134	0.161	0.003	0.000	0.003	0.003
		8	10	0.001	0.000	0.000	0.002	0.004	0.000	0.004	0.004
			20	0.014	0.002	0.010	0.017	0.004	0.000	0.003	0.004
			30	0.067	0.004	0.059	0.075	0.003	0.000	0.003	0.003
			40	0.210	0.006	0.198	0.222	0.003	0.000	0.003	0.003

5.9.1.19. Potencia del estadístico propuesto S_{2n} a un α de 0.05

Los resultados expuestos en la tabla 5.10 permiten decir que: primero, la media de la potencia del estadístico S_{2n} se ve influenciada por el número de ítems que contiene la prueba, por ejemplo,

para 100 sujetos, 40 ítems, 2 % de copiadores y 30 % de ítems copiados la media de la potencia es de 0.070, mientras para 80 ítems es de 0.200. Segundo, la media de la potencia crece a medida que aumenta la proporción de ítems copiados, situación similar a la observada en el S_{2k} . Tercero, la media de potencia más alta se observa siempre cuando se ha copiado el 40 % de los ítems y, especialmente, en pruebas de 80 ítems. Por ejemplo, en la condición de 100 sujetos, 80 ítems, 8 % de copiadores y 40 % de ítems copiados la media de la potencia es de 0.575, para 300 sujetos es de 0.568 y para 500 sujetos es de 0.556. Y por último, la media de los errores estándar aumentan a medida que crece la proporción de ítems copiados y decrece a medida que aumenta el número de sujetos.

5.9.1.20. Error de tipo I del estadístico propuesto S_{2n} a un α de 0.05

Con respecto al error de tipo I del estadístico S_{2n} a un α de 0.05 se puede decir: primero, para pruebas de 40 ítems, la media del error de tipo I se encuentra por debajo del valor de α de 0.05, mientras para pruebas de 80 ítems la media esta por encima, por ejemplo, en el caso de 300 sujetos, 40 ítems, 8 % de copiadores y 20 % de ítems copiados la media del error de tipo I es de 0.033, mientras para pruebas de 80 ítems la media es de 0.066. Y segundo, la media de los errores estándar de la media del error de tipo I es muy baja, muy cercana a 0, lo cual genera intervalos de confianza muy pequeños (Tabla 5.10).

En conclusión, el estadístico S_{2n} presenta una potencia moderada en pruebas de 80 ítems, además tiene un comportamiento deseable y los resultados son muy similares a los observados para el S_{2k} . Es un estadístico que es viable para ser aplicado en la detección de copia, especialmente en pruebas de 80 ítems, pero se ajusta mejor como estadístico complementario para la detección de copiadores.

Tabla 5.10: Potencia y error de tipo I a un valor de α de 0.05 del estadístico propuesto S_{2n}

Tamaño de la Muestra	Numero de ítems	% Copiadores	% ítems Copiados	Potencia				Error de Tipo I			
				Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
100	40	2	10	0.005	0.005	-0.005	0.015	0.034	0.000	0.033	0.034
			20	0.015	0.009	-0.002	0.032	0.033	0.000	0.032	0.033
			30	0.070	0.017	0.036	0.104	0.032	0.000	0.031	0.033
			40	0.120	0.022	0.078	0.162	0.032	0.000	0.032	0.033
		5	10	0.016	0.005	0.005	0.027	0.033	0.000	0.032	0.033
			20	0.052	0.009	0.035	0.069	0.031	0.000	0.031	0.032
			30	0.102	0.013	0.076	0.128	0.031	0.000	0.031	0.032
			40	0.178	0.016	0.146	0.210	0.031	0.000	0.030	0.032
		8	10	0.019	0.004	0.010	0.028	0.032	0.000	0.031	0.032
			20	0.044	0.007	0.030	0.057	0.031	0.000	0.030	0.031
			30	0.146	0.012	0.122	0.170	0.030	0.000	0.030	0.031
			40	0.233	0.016	0.202	0.263	0.030	0.000	0.029	0.031
	80	2	10	0.020	0.010	0.001	0.039	0.070	0.001	0.069	0.071
			20	0.055	0.016	0.024	0.086	0.070	0.001	0.068	0.071
			30	0.200	0.028	0.144	0.256	0.068	0.001	0.067	0.070
			40	0.370	0.035	0.301	0.439	0.069	0.001	0.068	0.071
		5	10	0.044	0.009	0.026	0.062	0.069	0.001	0.067	0.070
			20	0.104	0.014	0.076	0.132	0.067	0.001	0.066	0.068
			30	0.262	0.022	0.219	0.305	0.065	0.001	0.064	0.067
			40	0.482	0.025	0.433	0.531	0.064	0.001	0.063	0.065
		8	10	0.046	0.007	0.033	0.060	0.068	0.001	0.067	0.069
			20	0.144	0.011	0.121	0.166	0.065	0.001	0.064	0.066
			30	0.347	0.017	0.315	0.380	0.063	0.001	0.062	0.064
			40	0.575	0.019	0.537	0.613	0.062	0.001	0.061	0.063
300	40	2	10	0.002	0.002	-0.002	0.005	0.036	0.000	0.035	0.036
			20	0.025	0.006	0.012	0.038	0.035	0.000	0.035	0.035
			30	0.055	0.009	0.038	0.072	0.035	0.000	0.035	0.035
			40	0.112	0.013	0.086	0.137	0.035	0.000	0.035	0.035
		5	10	0.015	0.003	0.009	0.022	0.035	0.000	0.034	0.035
			20	0.027	0.004	0.018	0.035	0.034	0.000	0.034	0.034
			30	0.093	0.008	0.078	0.108	0.034	0.000	0.033	0.034
			40	0.181	0.011	0.160	0.202	0.033	0.000	0.033	0.033
		8	10	0.017	0.003	0.012	0.022	0.034	0.000	0.034	0.034
			20	0.043	0.004	0.036	0.051	0.033	0.000	0.033	0.034
			30	0.118	0.006	0.106	0.131	0.032	0.000	0.032	0.032
			40	0.255	0.009	0.238	0.273	0.032	0.000	0.032	0.032
	80	2	10	0.013	0.005	0.004	0.022	0.071	0.000	0.071	0.072
			20	0.047	0.009	0.030	0.064	0.070	0.000	0.069	0.070
			30	0.168	0.017	0.135	0.201	0.069	0.000	0.068	0.070
			40	0.347	0.019	0.309	0.384	0.069	0.000	0.068	0.069
		5	10	0.027	0.004	0.019	0.035	0.070	0.000	0.069	0.071
			20	0.097	0.008	0.082	0.112	0.068	0.000	0.067	0.069
			30	0.248	0.012	0.224	0.272	0.066	0.000	0.066	0.067
			40	0.469	0.014	0.442	0.495	0.066	0.000	0.065	0.066
		8	10	0.035	0.004	0.028	0.043	0.069	0.000	0.069	0.070
			20	0.139	0.007	0.125	0.152	0.066	0.000	0.066	0.067
			30	0.323	0.010	0.303	0.342	0.064	0.000	0.064	0.065
			40	0.568	0.010	0.549	0.587	0.063	0.000	0.062	0.063
500	40	2	10	0.003	0.002	0.000	0.006	0.036	0.000	0.036	0.036
			20	0.019	0.004	0.010	0.028	0.036	0.000	0.035	0.036
			30	0.063	0.007	0.049	0.077	0.035	0.000	0.035	0.036
			40	0.129	0.010	0.109	0.149	0.035	0.000	0.035	0.036
		5	10	0.016	0.002	0.011	0.020	0.035	0.000	0.035	0.035
			20	0.037	0.004	0.029	0.044	0.035	0.000	0.034	0.035
			30	0.100	0.006	0.088	0.113	0.034	0.000	0.034	0.034
			40	0.192	0.008	0.175	0.209	0.034	0.000	0.034	0.034
		8	10	0.018	0.002	0.013	0.022	0.035	0.000	0.035	0.035
			20	0.045	0.003	0.039	0.051	0.034	0.000	0.034	0.034
			30	0.122	0.005	0.112	0.133	0.033	0.000	0.033	0.033
			40	0.265	0.007	0.252	0.278	0.033	0.000	0.033	0.033
	80	2	10	0.017	0.004	0.009	0.025	0.072	0.000	0.071	0.072
			20	0.058	0.007	0.045	0.071	0.071	0.000	0.070	0.071
			30	0.167	0.012	0.143	0.191	0.070	0.000	0.069	0.070
			40	0.332	0.015	0.303	0.361	0.069	0.000	0.069	0.070
		5	10	0.027	0.003	0.020	0.033	0.071	0.000	0.070	0.071
			20	0.083	0.006	0.072	0.094	0.068	0.000	0.068	0.069
			30	0.252	0.009	0.234	0.270	0.067	0.000	0.067	0.068
			40	0.474	0.010	0.454	0.494	0.066	0.000	0.066	0.067
		8	10	0.041	0.003	0.035	0.046	0.070	0.000	0.070	0.070
			20	0.124	0.005	0.113	0.134	0.067	0.000	0.067	0.068
			30	0.318	0.008	0.302	0.335	0.065	0.000	0.064	0.065
			40	0.556	0.008	0.540	0.573	0.063	0.000	0.063	0.064

5.9.2. Conclusiones de los resultados en Potencia y Error de Tipo I tanto para los estadísticos de referencia: ω y S_2 y los estadísticos propuestos:

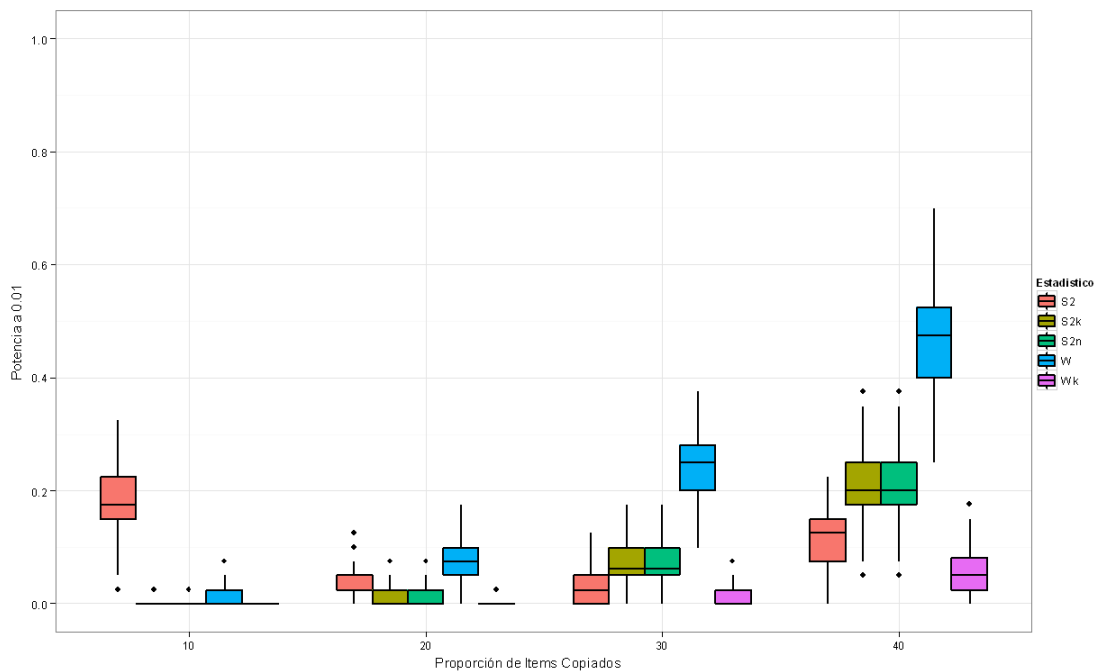
ω , S_{2n} y S_{2k}

Los resultados permiten concluir:

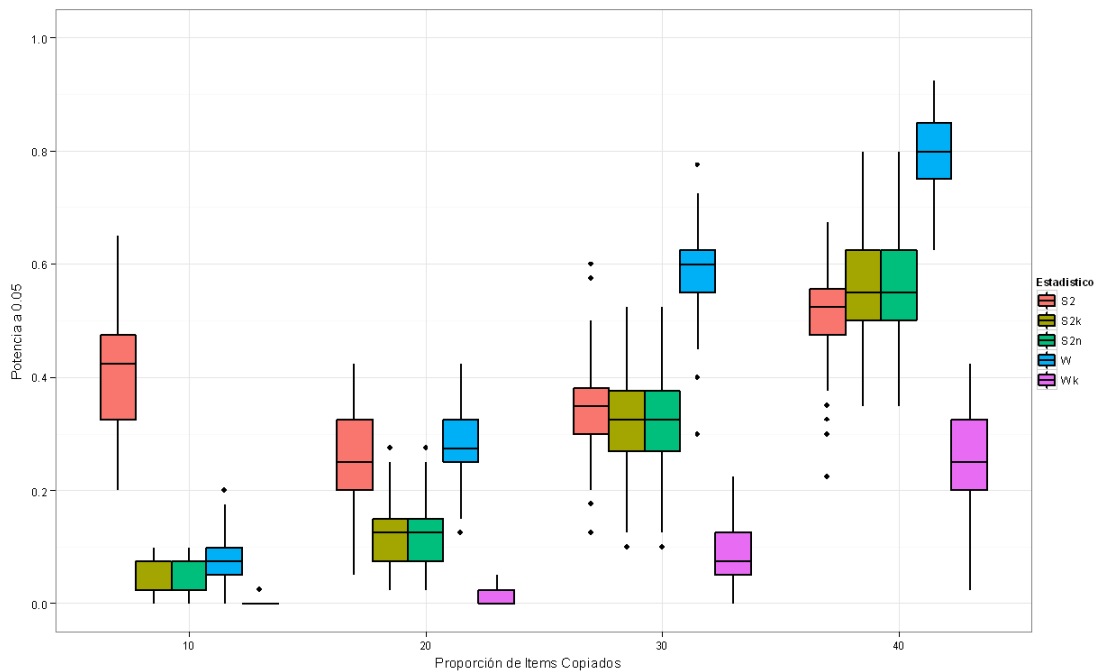
1. El estadístico que presenta una mayor tasa de potencia es el ω , con valores, en muchas de las condiciones de simulación, por encima de lo esperado. Por ejemplo, en las gráficas 5.2 y 5.3 se observa cómo es la potencia del estadístico ω en comparación con los otros estadísticos, en donde se aprecia que es la más alta para el 40 % de ítems copiados, seguido de una potencia moderada de los estadísticos S_{2k} y S_{2n} a valores de α de 0.01 y 0.05.
2. El estadístico con la mayor tasa de error de tipo I es el S_2 , siendo más alta para 80 ítems que para 40 ítems (Ver gráficas 5.4 y 5.5).
3. El estadístico ω_k tiene una baja potencia y una baja tasa de error de tipo I, independientemente de las condiciones de simulación, lo que hace pensar en que sería apropiado modificar el punto de corte para reevaluar nuevamente la capacidad discriminatoria del mismo.
4. El estadístico S_2 tiene un problema con la proporción de ítems copiados, en varias de las condiciones de simulación la potencia decrece a medida que aumenta la proporción de ítems copiados, situación contradictoria en un estadístico para la detección de copia (Ver gráficas 5.2 y 5.3).
5. Los estadísticos S_{2k} y S_{2n} tienen un comportamiento similar en la medida en que la potencia de los mismos aumenta con la proporción de ítems copiados y no se ve claramente un efecto del tamaño de la muestra y de la proporción de los ítems copiados (Ver gráficas 5.2 y 5.3).
6. Los estadísticos menos apropiados para la detección de copadores son el S_2 y el ω_k , el primero, porque tiene una tasa de error de tipo I muy alta (Ver gráficas 5.4 y 5.5) y porque se ve afectado de manera negativa por la proporción de ítems copiados (Ver gráficas 5.2 y 5.3); y el segundo, por tener una baja potencia (Ver gráficas 5.2 y 5.3).
7. Los estadísticos S_{2k} y S_{2n} pueden ser considerados para la detección de copadores.

8. El estadístico ω_k puede ser empleado como estadístico complementario para la detección de copia.
9. Según el modelo de TRI, y el estadístico de copia que se considere, tiene efectos en la calidad de la detección de copiadores. El estadístico ω presenta una mayor potencia que el ω_k y se debe exclusivamente al MRN. Por el contrario, no existen diferencias en la calidad de la detección entre el S_{2k} y S_{2n} , indicando que el tipo de modelo de TRI en estos dos casos no influye. Esto posiblemente se deba a que sólo se emplea el modelo de TRI para la estimación de las probabilidades de las respuestas correctas, es decir, no se emplea en su totalidad. Sin embargo, la implementación de un modelo de TRI, sea paramétrico o no paramétrico, dentro del S_2 genera una mejoría en la detección. Por lo tanto, los modelos de TRI dan mejor cuenta de la probabilidad de acertar correctamente un ítem que el procedimiento planteado por Sotaridona y Meijer (2003).

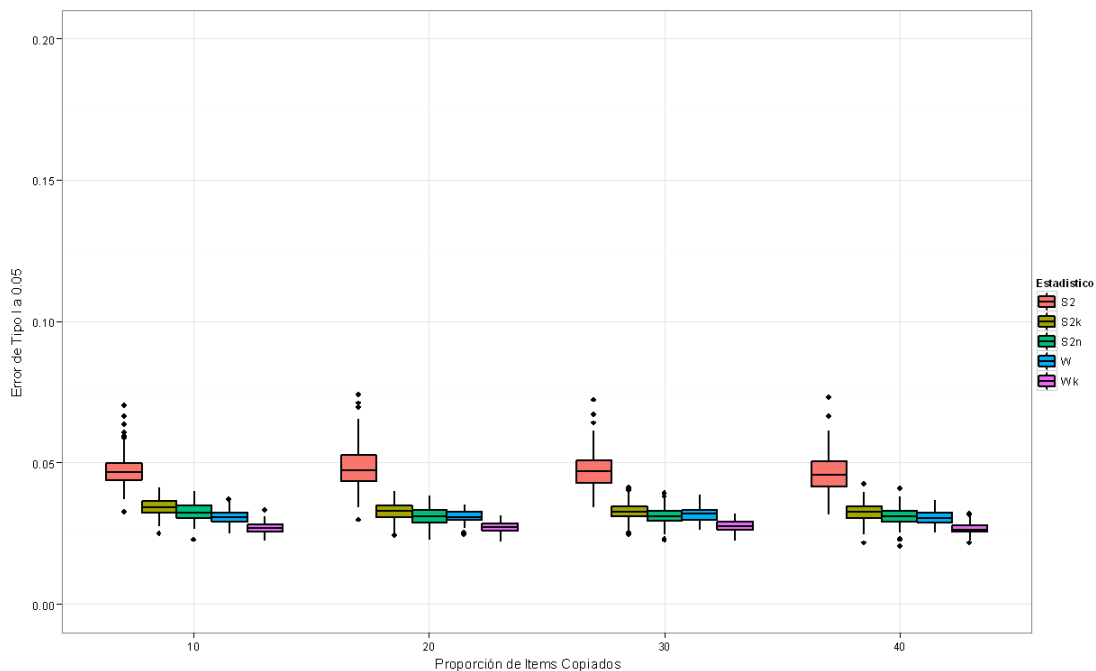
Gráfica 5.2: Boxplot de la potencia de los estadísticos para la detección de copia en las condiciones de 500 sujetos, 80 ítem y 8% copiadores a un valor de α de 0.01.



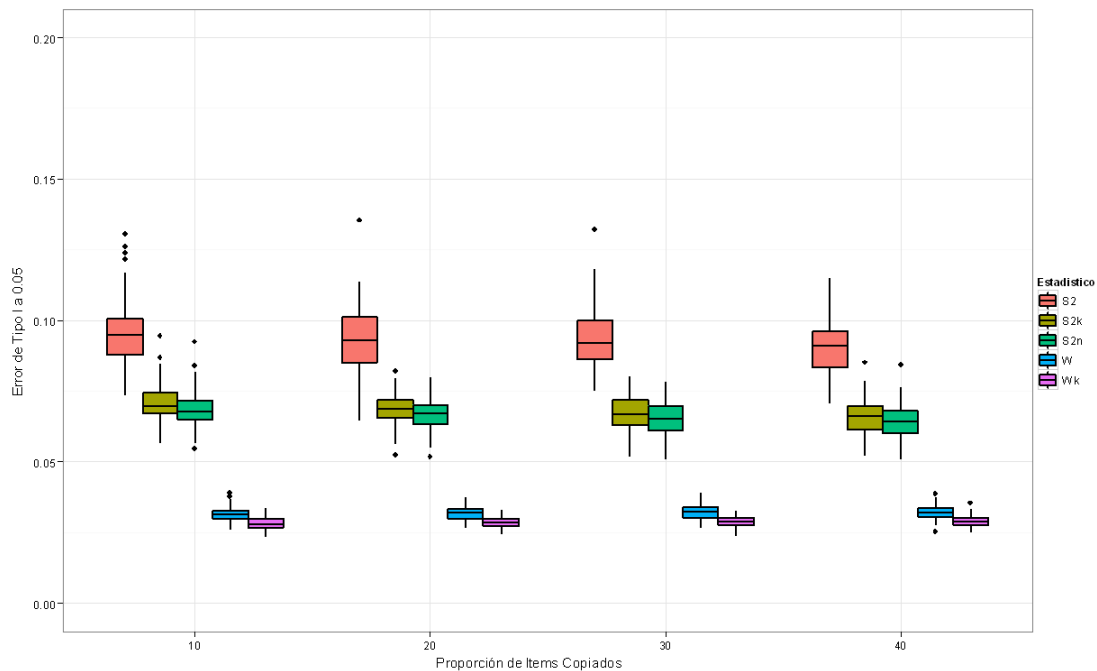
Gráfica 5.3: Boxplot de la potencia de los estadísticos para la detección de copia en las condiciones de 500 sujetos, 80 ítem y 8% copiadores a un valor de α de 0.05.



Gráfica 5.4: Boxplot del Error de Tipo I de los estadísticos para la detección de copia en las condiciones de 100 sujetos, 40 ítem y 5% copiadores a un valor de α de 0.05.



Gráfica 5.5: Boxplot del Error de Tipo I de los estadísticos para la detección de copia en las condiciones de 100 sujetos, 80 ítem y 5% copiadores a un valor de α de 0.05.



5.9.3. Resultados del análisis de las curvas ROC: AUC y AUC Parcial Estandarizado

5.9.3.1. AUC del estadístico de referencia ω

Los resultados de la tabla 5.11 permiten afirmar: primero, la media de AUC se encuentra por encima de 0.80 prácticamente en todas las condiciones de simulación a excepción de pruebas de 40 ítems con un 10% de ítems copiados. Por ejemplo, en la condición de 100 sujetos, 40 ítems, 8% de copiadores y 10% de ítems copiados la media de AUC es de 0.693. Segundo, la media de los errores estándar de la media de AUC va decreciendo a medida que aumenta el número de sujetos. Y tercero, la media de AUC va creciendo a medida que aumenta la proporción de ítems copiados, por ejemplo, para 500 sujetos, 80 ítems, 2% de copiadores y 10% de ítems copiados la media de AUC es de 0.807, para el 20% de ítems copiados es de 0.930, para 30% de ítems copiados es de 0.972 y para 40% de ítems copiados es de 0.986. Los resultados reflejan que el estadístico ω realmente clasifica bien a copiadores y no copiadores en la mayoría de las condiciones de simulación.

5.9.3.2. AUC Parcial Estandarizado del estadístico de referencia ω a una FFP de 0.01 y 0.05

Los resultados del estadístico ω para el AUC Parcial Estandarizado indican que, independientemente de las condiciones de simulación y de la FFP de 0.01 y 0.05, las medias son más bajas en pruebas de 40 ítems que en pruebas de 80 ítems. Por ejemplo, con 300 sujetos, 40 ítems, 5 % de copiadores y 30 % de ítems copiados la media de AUC Parcial Estandarizado es de 0.038 para una FFP de 0.01 y de 0.177 para una FFP de 0.05, mientras para 80 ítems es de 0.236 para una FFP de 0.01 y de 0.524 para una FFP de 0.05. Además se observa que la media de AUC Parcial Estandarizado aumenta a medida que crece la proporción de ítems copiados y que la media de los errores estándar de la media del AUC Parcial Estandarizado va disminuyendo a medida que aumenta el número de sujetos.

Por otro lado, es importante anotar que la media del AUC Parcial Estandarizado, tanto para una FFP de 0.01 como de 0.05 y en pruebas de 80 ítems con el 40 % de ítems copiados, va disminuyendo a medida que aumenta la proporción de copiadores. Por ejemplo, para una FFP de 0.01 y con 300 sujetos, 80 ítems, 2 % de copiadores y 40 % de ítems copiados la media de AUC Parcial Estandarizado es de 0.467, para el 5 % de copiadores es de 0.414 y para el 8 % de copiadores es de 0.388, indicando que la proporción de copiadores puede afectar la capacidad de clasificación de copiadores y no copiadores del estadístico ω (Tabla 5.11).

Tabla 5.11: AUC y AUC Parcial Estandarizado del estadístico de referencia ω

Tamaño de la Muestra	Número de ítems	% Copiadores	% Ítems Copiados	AUC				AUC Parcial Estandarizado en FFP de 0.01				AUC Parcial Estandarizado en FFP de 0.05				
				Media	Error Estándar	L. Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L. Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L. Inferior IC .95	L. Superior IC .95	
100	40	2	10	0.745	0.013	0.719	0.770	0.027	0.010	0.007	0.046	0.094	0.017	0.061	0.127	
			20	0.841	0.012	0.818	0.865	0.043	0.011	0.021	0.065	0.180	0.023	0.135	0.224	
			30	0.865	0.010	0.845	0.885	0.073	0.018	0.038	0.109	0.235	0.027	0.183	0.287	
		40	0.903	0.009	0.886	0.921	0.105	0.018	0.071	0.140	0.325	0.028	0.271	0.380		
		5	10	0.738	0.009	0.720	0.757	0.038	0.007	0.025	0.051	0.106	0.011	0.085	0.127	
			20	0.824	0.009	0.807	0.841	0.048	0.007	0.034	0.062	0.161	0.012	0.139	0.184	
			30	0.865	0.008	0.850	0.880	0.086	0.012	0.063	0.109	0.222	0.018	0.187	0.256	
		8	40	0.876	0.007	0.863	0.890	0.069	0.009	0.050	0.087	0.234	0.017	0.200	0.268	
			10	0.693	0.008	0.677	0.709	0.023	0.004	0.015	0.032	0.071	0.008	0.055	0.087	
			20	0.806	0.007	0.793	0.820	0.044	0.006	0.033	0.055	0.150	0.010	0.131	0.169	
		80	2	30	0.857	0.006	0.845	0.869	0.072	0.008	0.056	0.087	0.214	0.012	0.190	0.238
				40	0.876	0.005	0.866	0.886	0.073	0.008	0.057	0.089	0.249	0.013	0.222	0.275
	10			0.807	0.015	0.777	0.837	0.086	0.017	0.053	0.118	0.225	0.024	0.179	0.271	
	5		20	0.929	0.008	0.914	0.944	0.236	0.027	0.183	0.290	0.472	0.031	0.412	0.532	
			30	0.972	0.004	0.964	0.979	0.415	0.031	0.355	0.475	0.665	0.029	0.608	0.721	
			40	0.978	0.004	0.971	0.986	0.508	0.030	0.450	0.566	0.754	0.023	0.709	0.800	
	8		10	0.775	0.009	0.757	0.793	0.052	0.007	0.038	0.067	0.154	0.012	0.130	0.177	
			20	0.894	0.006	0.882	0.906	0.182	0.015	0.152	0.211	0.367	0.017	0.333	0.401	
			30	0.946	0.005	0.937	0.956	0.310	0.020	0.271	0.348	0.557	0.019	0.519	0.595	
	40		2	40	0.972	0.002	0.967	0.977	0.418	0.019	0.382	0.455	0.697	0.017	0.664	0.730
				10	0.752	0.007	0.737	0.766	0.045	0.007	0.032	0.058	0.136	0.009	0.119	0.154
				20	0.888	0.004	0.880	0.897	0.131	0.009	0.114	0.148	0.323	0.012	0.299	0.347
		5	30	0.944	0.003	0.938	0.951	0.260	0.014	0.232	0.287	0.503	0.016	0.471	0.534	
			40	0.968	0.002	0.963	0.973	0.401	0.016	0.370	0.433	0.672	0.016	0.642	0.703	
			10	0.738	0.008	0.722	0.753	0.008	0.003	0.002	0.014	0.053	0.007	0.040	0.067	
		8	20	0.861	0.005	0.851	0.871	0.029	0.005	0.019	0.039	0.161	0.012	0.138	0.184	
			30	0.885	0.005	0.877	0.894	0.049	0.008	0.033	0.064	0.196	0.014	0.168	0.224	
			40	0.905	0.004	0.897	0.914	0.050	0.008	0.035	0.064	0.239	0.015	0.209	0.268	
		300	2	10	0.678	0.007	0.664	0.692	0.008	0.002	0.004	0.012	0.046	0.005	0.037	0.055
				20	0.810	0.004	0.802	0.818	0.021	0.003	0.015	0.027	0.111	0.007	0.098	0.124
				30	0.869	0.004	0.862	0.876	0.038	0.005	0.029	0.047	0.177	0.010	0.158	0.196
	5		40	0.896	0.003	0.890	0.903	0.050	0.005	0.040	0.061	0.217	0.011	0.195	0.238	
			10	0.655	0.004	0.646	0.663	0.006	0.001	0.003	0.008	0.036	0.003	0.029	0.043	
			20	0.779	0.006	0.767	0.792	0.021	0.002	0.016	0.025	0.093	0.005	0.084	0.102	
	8		30	0.853	0.003	0.847	0.859	0.035	0.003	0.029	0.041	0.164	0.006	0.152	0.177	
			40	0.890	0.003	0.884	0.896	0.057	0.004	0.049	0.065	0.223	0.008	0.207	0.239	
			10	0.820	0.008	0.805	0.835	0.044	0.008	0.029	0.060	0.156	0.014	0.128	0.185	
	80		2	20	0.833	0.004	0.826	0.940	0.160	0.013	0.134	0.186	0.421	0.015	0.391	0.451
				30	0.972	0.002	0.968	0.977	0.363	0.016	0.332	0.394	0.662	0.015	0.632	0.691
				40	0.983	0.002	0.980	0.987	0.467	0.019	0.429	0.505	0.755	0.016	0.725	0.786
		5	10	0.745	0.005	0.735	0.754	0.021	0.003	0.016	0.027	0.082	0.005	0.093	0.124	
			20	0.891	0.003	0.885	0.898	0.095	0.006	0.083	0.107	0.283	0.009	0.266	0.300	
			30	0.957	0.002	0.954	0.961	0.236	0.010	0.217	0.255	0.524	0.012	0.501	0.548	
		8	40	0.977	0.001	0.974	0.979	0.414	0.013	0.389	0.438	0.699	0.011	0.678	0.720	
			10	0.713	0.004	0.705	0.721	0.008	0.001	0.006	0.011	0.057	0.003	0.051	0.063	
			20	0.873	0.003	0.867	0.879	0.074	0.004	0.065	0.083	0.233	0.007	0.218	0.247	
		500	2	30	0.947	0.002	0.944	0.951	0.223	0.008	0.206	0.239	0.487	0.009	0.469	0.505
				40	0.975	0.001	0.972	0.977	0.388	0.009	0.371	0.405	0.676	0.008	0.659	0.692
10				0.716	0.006	0.704	0.728	0.005	0.002	0.001	0.008	0.039	0.004	0.031	0.047	
5	20		0.850	0.004	0.842	0.859	0.020	0.004	0.013	0.027	0.141	0.008	0.124	0.157		
	30		0.891	0.004	0.883	0.898	0.039	0.005	0.030	0.049	0.194	0.011	0.172	0.215		
	40		0.913	0.003	0.907	0.919	0.049	0.005	0.039	0.060	0.238	0.011	0.217	0.260		
8	10		0.668	0.004	0.659	0.677	0.004	0.001	0.002	0.006	0.033	0.003	0.028	0.039		
	20		0.818	0.003	0.812	0.825	0.016	0.002	0.013	0.020	0.106	0.005	0.095	0.116		
	30		0.868	0.003	0.862	0.873	0.029	0.003	0.024	0.034	0.159	0.007	0.145	0.173		
80	2		40	0.900	0.002	0.895	0.904	0.041	0.003	0.034	0.047	0.216	0.008	0.201	0.231	
			10	0.645	0.004	0.638	0.652	0.004	0.001	0.002	0.005	0.029	0.002	0.025	0.032	
			20	0.787	0.003	0.780	0.793	0.017	0.002	0.014	0.021	0.089	0.004	0.082	0.096	
	5	30	0.860	0.002	0.856	0.865	0.029	0.002	0.025	0.034	0.160	0.005	0.150	0.169		
		40	0.899	0.002	0.895	0.902	0.054	0.003	0.048	0.060	0.240	0.006	0.229	0.251		
		10	0.807	0.005	0.796	0.817	0.031	0.004	0.022	0.039	0.123	0.008	0.108	0.138		
	8	20	0.930	0.003	0.924	0.935	0.140	0.009	0.122	0.159	0.376	0.011	0.353	0.398		
		30	0.972	0.002	0.968	0.975	0.334	0.013	0.309	0.359	0.635	0.013	0.610	0.660		
		40	0.986	0.001	0.985	0.988	0.465	0.013	0.439	0.492	0.772	0.010	0.753	0.791		
	500	2	10	0.733	0.004	0.726	0.740	0.016	0.002	0.012	0.019	0.069	0.004	0.061	0.076	
			20	0.882	0.003	0.877	0.888	0.071	0.005	0.062	0.080	0.240	0.008	0.225	0.255	
			30	0.955	0.002	0.952	0.958	0.233	0.008	0.216	0.249	0.516	0.009	0.497	0.534	
5		40	0.979	0.001	0.978	0.980	0.398	0.010	0.378	0.417	0.701	0.008	0.686	0.716		
		10	0.705	0.003	0.699	0.711	0.009	0.001	0.007	0.012	0.053	0.003	0.048	0.058		
		20	0.868	0.002	0.863	0.872	0.061	0.003	0.055	0.066	0.213	0.005	0.203	0.223		
8		30	0.945	0.001	0.942	0.947	0.196	0.005	0.186	0.205	0.457	0.006	0.445	0.469		
		40	0.976	0.001	0.975	0.978	0.396	0.008	0.380	0.412	0.687	0.006	0.674	0.699		

5.9.3.3. AUC del estadístico propuesto ω_k

Las medias del AUC para el estadístico ω_k tienen un comportamiento más deficiente que las del estadístico ω . Se observa que sólo cuando se copia el 40% de los ítems en pruebas de 80 ítems y con un 8% de copiadores la media de AUC es superior al valor de 0.80. Por ejemplo, en el caso de 500 sujetos, 80 ítems, 8% de copiadores y 40% de ítems copiados la media es de 0.869. Son unas condiciones muy exigentes para lograr un valor de AUC satisfactorio.

Por otro lado, se observa que la media de los errores estándar de la media de AUC van decreciendo a medida que aumenta el número de sujetos y la proporción de copiadores (Tabla

5.12).

Por último, los resultados de los intervalos de confianza reflejan que la capacidad de discriminación del estadístico ω_k es moderada, en algunas condiciones la media de AUC estimada sería muy buena (500 sujetos, 80 ítems, 8 % de copiadores y 40 % de ítems copiados: entre 0.864 y 0.873), pero en otras sería deficiente (100 sujetos, 40 ítems, 2 % de copiadores y 10 % de ítems copiados: entre 0.247 y 0.291).

5.9.3.4. AUC Parcial Estandarizado del estadístico propuesto ω_k a una FFP de 0.01 y 0.05

Lo más relevante con respecto a las medias de AUC parcial Estandarizado, a una FFP de 0.01 y 0.05, es que son valores muy bajos y en muchas de las condiciones las medias son muy cercanas a 0, tendiendo a ser más altas cuando se ha copiado el 40 % de los ítems en pruebas de 80 ítems (Tabla 5.12).

El comportamiento del estadístico ω_k es más deficiente que el de ω , ya que necesita muchos ítems y una proporción de ítems copiados alta para poder discriminar bien a copiadores de no copiadores. Además, a FFP de 0.01 y de 0.05, el estadístico ω_k no tiene un comportamiento que se pueda considerar como aceptable por sus bajas medias de AUC Parcial Estandarizado.

Tabla 5.12: AUC y AUC Parcial Estandarizado del estadístico propuesto ω_k

Tamaño de la Muestra	Número de ítems	% Copiadores	% Ítems Copiados	AUC				AUC Parcial Estandarizado en FFP de 0.01				AUC Parcial Estandarizado en FFP de 0.05				
				Media	Error Estándar	L. Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L. Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L. Inferior IC .95	L. Superior IC .95	
100	40	2	10	0.269	0.011	0.247	0.291	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
			20	0.363	0.013	0.337	0.389	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
			30	0.479	0.012	0.457	0.502	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
		5	40	0.638	0.012	0.614	0.662	0.000	0.000	0.000	0.000	0.003	0.003	-0.002	0.009	
			10	0.339	0.010	0.319	0.358	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	
			20	0.453	0.010	0.434	0.473	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.001	-0.001	0.004	
	80	8	30	0.561	0.011	0.540	0.582	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.002	-0.001	0.008	
			40	0.692	0.009	0.675	0.710	0.000	0.000	0.000	0.000	0.024	0.005	0.015	0.034	
			10	0.368	0.008	0.353	0.383	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.001	-0.001	0.002	
		2	20	0.488	0.007	0.474	0.501	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.002	0.000	
			30	0.627	0.009	0.610	0.645	0.002	0.001	0.000	0.005	0.016	0.004	0.009	0.023	
			40	0.741	0.007	0.727	0.755	0.006	0.002	0.002	0.010	0.049	0.006	0.037	0.061	
300	40	2	10	0.196	0.010	0.176	0.216	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	
			20	0.345	0.013	0.319	0.370	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	
			30	0.541	0.014	0.513	0.568	0.000	0.000	0.000	0.000	0.011	0.006	-0.002	0.023	
		5	40	0.740	0.013	0.714	0.766	0.006	0.003	-0.001	0.012	0.039	0.011	0.018	0.060	
			10	0.288	0.008	0.271	0.305	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	
			20	0.453	0.010	0.433	0.474	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	
	80	8	30	0.640	0.011	0.618	0.661	0.001	0.001	-0.001	0.003	0.017	0.004	0.009	0.025	
			40	0.805	0.008	0.790	0.821	0.023	0.006	0.012	0.035	0.089	0.012	0.066	0.112	
			10	0.357	0.008	0.340	0.373	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	
		2	20	0.537	0.008	0.521	0.553	0.000	0.000	0.000	0.000	0.003	0.001	0.001	0.006	
			30	0.705	0.008	0.689	0.721	0.007	0.002	0.002	0.011	0.039	0.006	0.027	0.052	
			40	0.853	0.006	0.842	0.864	0.048	0.006	0.036	0.059	0.194	0.013	0.168	0.219	
500	40	2	10	0.334	0.006	0.322	0.347	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000		
			20	0.425	0.007	0.411	0.439	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	
			30	0.537	0.007	0.523	0.550	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.001	-0.001	0.003	
		5	40	0.643	0.007	0.630	0.656	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.002	0.001	0.007	
			10	0.405	0.005	0.394	0.416	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	0.000	0.002	
			20	0.485	0.005	0.474	0.496	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	0.000	0.001	
	80	8	30	0.596	0.006	0.585	0.607	0.000	0.000	0.000	0.001	0.005	0.001	0.002	0.007	
			40	0.705	0.005	0.695	0.715	0.003	0.001	0.001	0.006	0.022	0.003	0.015	0.028	
			10	0.437	0.004	0.429	0.445	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	0.000	0.002	
		2	20	0.540	0.004	0.532	0.548	0.001	0.000	0.000	0.002	0.004	0.001	0.002	0.006	
			30	0.644	0.004	0.635	0.652	0.001	0.000	0.000	0.002	0.013	0.002	0.010	0.016	
			40	0.748	0.004	0.741	0.756	0.010	0.002	0.007	0.013	0.054	0.004	0.046	0.061	
80	40	2	10	0.313	0.006	0.301	0.326	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000		
			20	0.439	0.008	0.423	0.455	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000		
			30	0.598	0.007	0.583	0.612	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.001	0.000		
		5	40	0.749	0.007	0.735	0.762	0.002	0.001	0.000	0.003	0.033	0.005	0.023		
			10	0.394	0.005	0.384	0.404	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000		
			20	0.537	0.005	0.526	0.547	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.001	0.001		
	80	8	30	0.687	0.005	0.678	0.696	0.002	0.001	0.000	0.003	0.019	0.003	0.013		
			40	0.818	0.005	0.809	0.827	0.018	0.004	0.011	0.026	0.105	0.007	0.091		
			10	0.438	0.004	0.430	0.446	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001		
		2	20	0.606	0.005	0.596	0.616	0.000	0.000	0.000	0.001	0.008	0.001	0.005		
			30	0.755	0.004	0.747	0.763	0.007	0.001	0.004	0.009	0.054	0.004	0.046		
			40	0.867	0.003	0.862	0.872	0.049	0.004	0.042	0.056	0.193	0.007	0.180		
500	40	2	10	0.366	0.006	0.354	0.378	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000		
			20	0.449	0.005	0.440	0.459	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000		
			30	0.543	0.005	0.533	0.553	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.001	0.000		
		5	40	0.642	0.005	0.632	0.652	0.000	0.000	0.000	0.000	0.005	0.002	0.002		
			10	0.434	0.005	0.425	0.443	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000		
			20	0.523	0.004	0.515	0.531	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.001	0.001		
	80	8	30	0.615	0.004	0.608	0.623	0.000	0.000	0.000	0.001	0.006	0.001	0.004		
			40	0.712	0.004	0.705	0.719	0.002	0.001	0.001	0.003	0.021	0.002	0.017		
			10	0.463	0.003	0.456	0.469	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	0.000		
		2	20	0.560	0.004	0.553	0.567	0.000	0.000	0.000	0.000	0.005	0.001	0.004		
			30	0.667	0.003	0.660	0.673	0.001	0.000	0.000	0.002	0.014	0.002	0.011		
			40	0.763	0.003	0.758	0.768	0.007	0.001	0.005	0.009	0.053	0.003	0.047		
80	5	10	0.356	0.006	0.344	0.369	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000			
		20	0.480	0.006	0.469	0.491	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001			
		30	0.626	0.006	0.615	0.637	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.001	0.001			
	8	40	0.748	0.005	0.739	0.757	0.003	0.001	0.001	0.006	0.026	0.004	0.019			
		10	0.439	0.004	0.431	0.446	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000			
		20	0.572	0.004	0.564	0.579	0.000	0.000	0.000	0.000	0.003	0.001	0.002			
80	5	30	0.716	0.004	0.708	0.724	0.003	0.001	0.001	0.004	0.028	0.002	0.023			
		40	0.828	0.003	0.822	0.835	0.015	0.002	0.012	0.019	0.107	0.005	0.097			
		10	0.479	0.003	0.473	0.486	0.000	0.000	0.000	0.000	0.001	0.000	0.001			
	8	20	0.636	0.004	0.629	0.644	0.001	0.000	0.000	0.001	0.011	0.001	0.008			
		30	0.770	0.003	0.763	0.776	0.009	0.001	0.007	0.011	0.063	0.003	0.056			
		40	0.869	0.002	0.864	0.873	0.050	0.003	0.044	0.056	0.194	0.006	0.182			

5.9.3.5. AUC del estadístico de referencia S_2

Los resultados muestran que las medias de AUC, para el estadístico S_2 , reflejan que este estadístico tiene un serio problema para detectar copiadores. Primero, para muestras de 300 y 500 sujetos, y en pruebas de 40 ítems, se observa que la media de AUC decrece a medida que aumenta la proporción de ítems copiados. Segundo, en muestras de 300 y 500 sujetos, en pruebas de 80 ítems, y para un 20 % de ítems copiados, se observa que la media de AUC es menor con respecto a un 30 % de ítems copiados. Y tercero, en muestras de 100 sujetos se observa el comportamiento esperado de las medias del AUC, es decir, aumentan a medida que crece la

proporción de ítems copiados. En suma, el estadístico S_2 no se comporta como era de esperarse pues a medida que aumenta la proporción de ítems copiados debería aumentar la media de AUC y no es este el caso. Por otro lado, la media de los errores estándar de las medias de AUC son más altas a bajas proporciones de ítems copiados pero van decreciendo a medida que aumenta el tamaño de la muestra (Tabla 5.13), esto conlleva a que los intervalos de confianza sean muy amplios para algunas condiciones, por ejemplo para 100 sujetos, 40 ítems, 5 % de copiadores y 30 % de ítems copiados la media de AUC posiblemente se encuentra entre 0.547 a 0.614 (Tabla 5.13). En muestras de 500 sujetos con 80 ítems se observa el mejor intervalo de confianza para la media de AUC. Por ejemplo, en la condición de 500 sujetos, 80 ítems, 8 % de copiadores y 20 % de ítems copiados el intervalo de confianza al 95 % de la media de AUC se encuentra entre 0.725 a 0.740 (Tabla 5.13).

5.9.3.6. AUC Parcial Estandarizado del estadístico de referencia S_2 a una FFP de 0.01 y 0.05

Los resultados de la tabla 5.13 permiten afirmar que: primero, la media del AUC Parcial Estandarizado para el estadístico S_2 en los puntos de corte de FFP de 0.01 y 0.05 crece a medida que aumenta la proporción de ítems copiados en muestras de 100 sujetos. Segundo, la media de AUC Parcial Estandarizado es mayor para el 10 % de los ítems copiados que para el 40 % de los ítems copiados en pruebas de 40 ítems y con 300 y 500 sujetos. Por ejemplo, en el caso de 300 sujetos, 40 ítems, 5 % de copiadores y 10 % de ítems copiados la media de AUC Parcial Estandarizado es de 0.021 (FFP de 0.01) y de 0.070 (FFP de 0.05); con 40 % de ítems copiados es de 0.009 para una FFP de 0.01, y de 0.069 para una FFP de 0.05. Y por último, la media del error estándar de la media de AUC Parcial Estandarizado decrece a medida que aumenta el tamaño de la muestra.

Los resultados indican que el S_2 se comporta mejor para muestras de 100 sujetos, aunque con un alto error estándar. Y la proporción de ítems copiados afecta el comportamiento del estadístico.

Tabla 5.13: AUC y AUC Parcial Estandarizado del estadístico de referencia S_2

Tamaño de la Muestra	Número de ítems	% Copiadores	% Ítems Copiados	AUC				AUC Parcial Estandarizado en FFP de 0.01				AUC Parcial Estandarizado en FFP de 0.05				
				Media	Error Estándar	L. Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L. Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L. Inferior IC .95	L. Superior IC .95	
100	40	2	10	0.389	0.023	0.344	0.433	0.003	0.003	-0.003	0.010	0.017	0.007	0.003	0.031	
			20	0.478	0.026	0.428	0.528	0.010	0.006	-0.001	0.021	0.058	0.015	0.028	0.088	
			30	0.476	0.027	0.424	0.529	0.030	0.010	0.010	0.049	0.092	0.018	0.056	0.127	
		5	40	0.562	0.028	0.508	0.616	0.022	0.008	0.007	0.037	0.111	0.017	0.078	0.145	
			10	0.471	0.015	0.442	0.501	0.004	0.002	0.000	0.007	0.029	0.007	0.015	0.042	
			20	0.556	0.015	0.526	0.585	0.031	0.006	0.019	0.044	0.088	0.013	0.063	0.113	
		8	30	0.580	0.017	0.547	0.614	0.046	0.009	0.028	0.064	0.124	0.015	0.096	0.153	
			40	0.661	0.016	0.629	0.692	0.053	0.008	0.037	0.069	0.166	0.014	0.139	0.193	
			10	0.502	0.014	0.474	0.529	0.006	0.003	0.000	0.011	0.035	0.007	0.022	0.048	
		80	2	20	0.588	0.010	0.569	0.608	0.020	0.005	0.010	0.029	0.076	0.009	0.058	0.094
				30	0.643	0.011	0.621	0.665	0.043	0.007	0.030	0.056	0.135	0.011	0.113	0.157
				40	0.711	0.011	0.689	0.733	0.087	0.008	0.071	0.103	0.211	0.012	0.188	0.234
	5		10	0.233	0.022	0.190	0.277	0.001	0.001	-0.001	0.004	0.014	0.008	-0.003	0.030	
			20	0.310	0.025	0.262	0.359	0.008	0.005	-0.003	0.019	0.033	0.010	0.013	0.054	
			30	0.446	0.029	0.390	0.503	0.038	0.011	0.016	0.060	0.100	0.018	0.065	0.134	
	8		40	0.667	0.027	0.613	0.720	0.153	0.021	0.111	0.195	0.289	0.029	0.233	0.344	
			10	0.344	0.016	0.314	0.375	0.005	0.003	0.000	0.010	0.020	0.006	0.009	0.031	
			20	0.444	0.019	0.406	0.482	0.030	0.008	0.015	0.046	0.071	0.011	0.049	0.093	
	60		2	30	0.585	0.019	0.548	0.621	0.066	0.011	0.045	0.087	0.152	0.016	0.121	0.182
				40	0.744	0.016	0.713	0.775	0.178	0.016	0.146	0.210	0.324	0.020	0.286	0.363
				10	0.404	0.013	0.378	0.430	0.011	0.004	0.004	0.018	0.036	0.007	0.022	0.049
		5	20	0.474	0.012	0.451	0.498	0.022	0.005	0.012	0.033	0.065	0.008	0.049	0.081	
			30	0.652	0.011	0.631	0.673	0.089	0.009	0.072	0.107	0.197	0.013	0.171	0.223	
			40	0.801	0.011	0.780	0.821	0.206	0.013	0.181	0.232	0.372	0.015	0.343	0.401	
		40	2	10	0.703	0.009	0.685	0.721	0.011	0.003	0.004	0.018	0.056	0.009	0.038	0.073
				20	0.726	0.010	0.705	0.746	0.001	0.001	0.000	0.002	0.046	0.007	0.031	0.060
				30	0.722	0.011	0.701	0.742	0.003	0.001	0.001	0.005	0.063	0.008	0.047	0.079
			5	40	0.598	0.012	0.575	0.620	0.006	0.002	0.002	0.011	0.044	0.007	0.031	0.057
				10	0.731	0.006	0.719	0.744	0.021	0.003	0.015	0.026	0.070	0.006	0.058	0.083
				20	0.738	0.005	0.727	0.748	0.002	0.001	0.000	0.003	0.042	0.005	0.032	0.052
	8		30	0.717	0.007	0.703	0.732	0.004	0.001	0.002	0.006	0.065	0.005	0.055	0.075	
			40	0.633	0.010	0.614	0.653	0.009	0.002	0.005	0.013	0.069	0.006	0.057	0.082	
			10	0.745	0.005	0.737	0.754	0.035	0.003	0.029	0.042	0.098	0.006	0.086	0.111	
	300		2	20	0.717	0.005	0.708	0.727	0.000	0.000	0.000	0.001	0.026	0.003	0.021	0.032
				30	0.712	0.005	0.701	0.722	0.007	0.001	0.005	0.009	0.068	0.004	0.060	0.076
				40	0.652	0.006	0.640	0.665	0.021	0.003	0.016	0.026	0.107	0.006	0.096	0.118
		5	10	0.690	0.015	0.660	0.719	0.064	0.009	0.047	0.081	0.187	0.016	0.155	0.218	
			20	0.630	0.015	0.601	0.658	0.028	0.006	0.016	0.041	0.114	0.013	0.089	0.139	
			30	0.642	0.014	0.614	0.670	0.038	0.007	0.024	0.052	0.137	0.014	0.110	0.165	
		80	2	40	0.760	0.013	0.735	0.785	0.068	0.008	0.052	0.084	0.224	0.015	0.194	0.253
				10	0.692	0.009	0.674	0.710	0.050	0.004	0.042	0.058	0.155	0.009	0.137	0.172
				20	0.660	0.008	0.644	0.675	0.016	0.003	0.011	0.021	0.091	0.007	0.077	0.105
			5	30	0.719	0.008	0.704	0.734	0.039	0.004	0.031	0.047	0.153	0.007	0.139	0.168
				40	0.797	0.007	0.782	0.812	0.086	0.008	0.071	0.102	0.253	0.011	0.231	0.274
				10	0.694	0.006	0.681	0.706	0.042	0.003	0.036	0.048	0.138	0.006	0.125	0.151
	8		20	0.689	0.006	0.677	0.700	0.015	0.002	0.011	0.018	0.095	0.005	0.085	0.104	
			30	0.745	0.005	0.735	0.756	0.028	0.003	0.023	0.034	0.142	0.006	0.131	0.154	
			40	0.831	0.005	0.822	0.841	0.105	0.005	0.095	0.116	0.305	0.007	0.290	0.319	
500	2		10	0.786	0.006	0.774	0.798	0.006	0.002	0.002	0.010	0.039	0.006	0.027	0.051	
			20	0.795	0.006	0.783	0.807	0.001	0.000	0.000	0.002	0.047	0.006	0.036	0.058	
			30	0.689	0.007	0.674	0.703	0.001	0.000	0.000	0.001	0.030	0.004	0.022	0.039	
	5	40	0.522	0.011	0.501	0.542	0.001	0.000	0.000	0.001	0.020	0.003	0.014	0.026		
		10	0.789	0.004	0.782	0.796	0.023	0.003	0.018	0.029	0.065	0.005	0.056	0.074		
		20	0.761	0.004	0.754	0.768	0.001	0.001	0.000	0.002	0.031	0.003	0.024	0.037		
	8	30	0.661	0.006	0.650	0.672	0.001	0.000	0.001	0.002	0.038	0.003	0.032	0.044		
		40	0.557	0.007	0.544	0.570	0.003	0.001	0.002	0.004	0.042	0.003	0.035	0.048		
		10	0.781	0.003	0.775	0.787	0.039	0.003	0.034	0.044	0.084	0.005	0.074	0.093		
	80	2	20	0.727	0.004	0.719	0.734	0.000	0.000	0.000	0.001	0.023	0.002	0.019	0.027	
			30	0.666	0.005	0.657	0.676	0.003	0.000	0.002	0.003	0.048	0.003	0.042	0.053	
			40	0.604	0.004	0.595	0.613	0.009	0.001	0.006	0.011	0.067	0.004	0.060	0.073	
5		10	0.755	0.009	0.736	0.773	0.114	0.010	0.095	0.132	0.218	0.013	0.193	0.243		
		20	0.711	0.008	0.696	0.727	0.011	0.003	0.005	0.017	0.077	0.010	0.058	0.096		
		30	0.774	0.008	0.760	0.789	0.008	0.002	0.005	0.012	0.116	0.009	0.099	0.133		
8		40	0.749	0.009	0.732	0.766	0.017	0.003	0.011	0.023	0.130	0.009	0.113	0.147		
		10	0.771	0.005	0.760	0.781	0.107	0.004	0.098	0.115	0.219	0.007	0.206	0.233		
		20	0.721	0.004	0.713	0.729	0.012	0.002	0.009	0.016	0.069	0.004	0.061	0.078		
500		2	30	0.770	0.005	0.760	0.780	0.012	0.002	0.008	0.015	0.111	0.006	0.100	0.122	
			40	0.781	0.005	0.770	0.791	0.041	0.003	0.034	0.047	0.189	0.007	0.176	0.202	
			10	0.774	0.004	0.766	0.782	0.091	0.003	0.085	0.097	0.203	0.005	0.194	0.213	
	5	20	0.733	0.004	0.725	0.740	0.017	0.001	0.014	0.019	0.082	0.004	0.075	0.089		
		30	0.761	0.004	0.753	0.769	0.012	0.001	0.009	0.015	0.112	0.004	0.104	0.121		
		40	0.805	0.004	0.796	0.813	0.055	0.003	0.048	0.062	0.229	0.006	0.217	0.241		

5.9.3.7. AUC del estadístico propuesto S_{2k}

En primer lugar, los resultados indican que la media de AUC aumenta constantemente con la proporción de ítems copiados independientemente del número de ítems que tenga la prueba. Segundo, la media del error estándar de la media del AUC decrece a medida que aumenta el tamaño de la muestra, pasando de 0.029 para 100 sujetos a 0.013 para 500 sujetos (Tabla 5.14). Y por último, los intervalos de confianza indican que para proporciones altas de ítems copiados (40 %) se tiene un buen comportamiento del estadístico para clasificar sujetos. Por ejemplo, en la condición de 300 sujetos, 80 ítems, 8 % de copiadores y 40 % de ítems copiados el valor inferior

sería de 0.783 y el mayor de 0.804 (Tabla 5.14).

5.9.3.8. AUC Parcial Estandarizado del estadístico propuesto S_{2k} a una FFP de 0.01 y 0.05

Para el punto de corte de FFP a 0.01 se observa, en primer lugar, que la probabilidad de clasificar correctamente va creciendo a medida que aumenta la proporción de ítems copiados, pasando de valores de 0.002 con un 10 % de ítems copiados a 0.094 con un 40 % de ítems copiados para 500 sujetos, 40 ítems y 8 % de copiadore (Tabla 5.14). Segundo, las medias de los errores estándar de las medias del AUC Parcial Estandarizado tienden a ser muy similares independientemente de la proporción de ítems copiados y del número de sujetos. Además, según los intervalos de confianza se pueden obtener medias de AUC Parcial Estandarizado que oscilan entre 0.200 y 0.256 (para el caso de 100 sujetos, 80 ítems, 8 % de copiadore y 40 % de ítems copiados).

En el punto de corte de FFP a 0.05 las medias de AUC parcial estandarizado crecen a medida que aumenta la proporción de ítems copiados al igual que las medias de los errores estándar de las medias del AUC Parcial Estandarizado, y dichos valores son superiores a las observados a una FFP de 0.01. Por ejemplo, en la condición de 500 sujetos, 40 ítems, 5 % de copiadore y 30 % de ítems copiados la media de AUC Parcial Estandarizado a una FFP de 0.05 es de 0.077 mientras a una FFP de 0.01 es de 0.025. El valor de media máximo para el AUC Parcial Estandarizado según los intervalos de confianza son mucho más altos a una FFP de 0.05 que a una de 0.01.

Tabla 5.14: AUC y AUC Parcial Estandarizado del estadístico propuesto S_{2k}

Tamaño de la Muestra	Número de ítems	% Copiadores	% Ítems Copiados	AUC				AUC Parcial Estandarizado en FFP de 0.01				AUC Parcial Estandarizado en FFP de 0.05			
				Media	Error Estándar	L. Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L. Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L. Inferior IC .95	L. Superior IC .95
100	2	40	10	0.184	0.019	0.147	0.220	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.003	-0.002	0.009
			20	0.217	0.021	0.205	0.288	0.002	0.002	-0.001	0.004	0.009	0.006	-0.002	0.020
			30	0.300	0.025	0.251	0.348	0.012	0.006	0.000	0.024	0.053	0.013	0.028	0.079
			40	0.459	0.029	0.403	0.516	0.034	0.011	0.013	0.054	0.094	0.017	0.061	0.127
			10	0.253	0.012	0.229	0.276	0.002	0.002	-0.001	0.005	0.012	0.004	0.004	0.021
			20	0.338	0.015	0.308	0.368	0.008	0.003	0.002	0.013	0.041	0.007	0.028	0.054
	5	30	0.399	0.018	0.363	0.434	0.030	0.006	0.018	0.042	0.080	0.010	0.060	0.100	
		40	0.525	0.018	0.491	0.560	0.054	0.008	0.038	0.070	0.146	0.014	0.119	0.173	
		10	0.265	0.010	0.245	0.285	0.004	0.002	0.001	0.007	0.015	0.004	0.008	0.023	
		20	0.348	0.011	0.327	0.369	0.011	0.003	0.005	0.016	0.036	0.005	0.026	0.047	
		30	0.511	0.014	0.484	0.538	0.040	0.006	0.029	0.051	0.119	0.010	0.100	0.139	
		40	0.603	0.014	0.576	0.630	0.086	0.008	0.071	0.101	0.197	0.012	0.174	0.220	
	8	10	0.180	0.020	0.141	0.220	0.000	0.000	0.000	0.000	0.007	0.004	-0.001	0.014	
		20	0.286	0.021	0.245	0.328	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.003	-0.002	0.009	
		30	0.453	0.028	0.399	0.508	0.037	0.012	0.013	0.061	0.117	0.021	0.077	0.157	
		40	0.634	0.029	0.578	0.690	0.120	0.019	0.082	0.158	0.241	0.027	0.188	0.293	
		10	0.253	0.013	0.227	0.279	0.005	0.002	0.000	0.010	0.019	0.005	0.009	0.029	
		20	0.389	0.018	0.353	0.426	0.009	0.003	0.003	0.015	0.044	0.008	0.029	0.059	
	5	30	0.553	0.020	0.513	0.593	0.064	0.009	0.046	0.082	0.148	0.014	0.119	0.176	
		40	0.727	0.017	0.695	0.760	0.180	0.016	0.149	0.212	0.322	0.020	0.282	0.362	
		10	0.313	0.011	0.292	0.334	0.002	0.001	0.000	0.005	0.014	0.003	0.008	0.020	
		20	0.452	0.012	0.428	0.476	0.013	0.003	0.006	0.019	0.061	0.007	0.048	0.074	
		30	0.632	0.013	0.607	0.658	0.086	0.009	0.069	0.103	0.200	0.012	0.175	0.224	
		40	0.785	0.012	0.762	0.808	0.228	0.014	0.200	0.256	0.419	0.017	0.387	0.451	
2	10	0.154	0.010	0.134	0.173	0.000	0.000	0.000	0.000	0.003	0.001	0.000	0.006		
	20	0.240	0.013	0.214	0.266	0.000	0.000	0.000	0.000	0.015	0.004	0.008	0.023		
	30	0.338	0.016	0.307	0.369	0.007	0.003	0.002	0.013	0.036	0.006	0.024	0.047		
	40	0.430	0.016	0.400	0.461	0.029	0.006	0.017	0.040	0.089	0.010	0.069	0.108		
	10	0.227	0.007	0.214	0.240	0.004	0.001	0.001	0.006	0.011	0.002	0.007	0.016		
	20	0.300	0.009	0.283	0.318	0.002	0.001	0.000	0.004	0.020	0.003	0.014	0.025		
5	30	0.412	0.009	0.395	0.429	0.021	0.003	0.015	0.027	0.072	0.006	0.060	0.084		
	40	0.538	0.011	0.516	0.559	0.052	0.005	0.041	0.062	0.143	0.008	0.126	0.159		
	10	0.262	0.005	0.253	0.272	0.003	0.001	0.001	0.005	0.012	0.002	0.009	0.016		
	20	0.350	0.006	0.338	0.361	0.007	0.001	0.004	0.010	0.033	0.003	0.028	0.039		
	30	0.475	0.007	0.461	0.489	0.036	0.003	0.030	0.042	0.095	0.005	0.086	0.105		
	40	0.596	0.007	0.582	0.610	0.096	0.006	0.085	0.107	0.209	0.007	0.195	0.223		
2	10	0.165	0.009	0.148	0.183	0.002	0.001	-0.001	0.004	0.004	0.002	0.000	0.009		
	20	0.265	0.014	0.237	0.292	0.004	0.002	0.000	0.009	0.019	0.004	0.010	0.027		
	30	0.436	0.016	0.405	0.467	0.021	0.005	0.012	0.030	0.079	0.009	0.061	0.097		
	40	0.608	0.016	0.577	0.638	0.099	0.010	0.080	0.118	0.227	0.014	0.190	0.255		
	10	0.240	0.007	0.226	0.254	0.001	0.001	0.000	0.002	0.010	0.002	0.006	0.015		
	20	0.358	0.009	0.340	0.375	0.009	0.002	0.006	0.013	0.043	0.004	0.034	0.051		
5	30	0.540	0.011	0.519	0.561	0.052	0.005	0.041	0.062	0.141	0.008	0.125	0.157		
	40	0.706	0.010	0.687	0.725	0.175	0.010	0.157	0.194	0.327	0.012	0.303	0.350		
	10	0.288	0.006	0.276	0.299	0.001	0.001	0.000	0.003	0.012	0.002	0.008	0.015		
	20	0.436	0.008	0.421	0.451	0.018	0.002	0.014	0.022	0.066	0.004	0.058	0.074		
	30	0.622	0.008	0.607	0.636	0.083	0.005	0.073	0.092	0.193	0.007	0.179	0.208		
	40	0.794	0.006	0.783	0.804	0.229	0.007	0.215	0.243	0.410	0.008	0.394	0.426		
2	10	0.148	0.008	0.133	0.163	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.001	0.000	0.004		
	20	0.219	0.008	0.203	0.235	0.002	0.001	-0.001	0.004	0.013	0.003	0.007	0.018		
	30	0.316	0.012	0.293	0.339	0.011	0.003	0.006	0.016	0.045	0.005	0.035	0.055		
	40	0.412	0.013	0.387	0.438	0.031	0.004	0.022	0.039	0.099	0.008	0.083	0.114		
	10	0.217	0.005	0.206	0.227	0.001	0.000	0.000	0.001	0.010	0.001	0.007	0.013		
	20	0.308	0.006	0.297	0.320	0.005	0.001	0.003	0.008	0.028	0.003	0.022	0.033		
5	30	0.411	0.007	0.397	0.426	0.025	0.003	0.019	0.030	0.077	0.005	0.067	0.086		
	40	0.538	0.008	0.522	0.554	0.058	0.004	0.050	0.066	0.153	0.007	0.140	0.166		
	10	0.260	0.004	0.251	0.269	0.002	0.001	0.001	0.003	0.012	0.001	0.009	0.015		
	20	0.346	0.006	0.335	0.357	0.009	0.001	0.007	0.012	0.034	0.002	0.030	0.039		
	30	0.482	0.006	0.469	0.494	0.029	0.002	0.025	0.033	0.095	0.004	0.087	0.103		
	40	0.619	0.005	0.609	0.629	0.094	0.004	0.086	0.103	0.217	0.006	0.206	0.228		
2	10	0.175	0.008	0.161	0.190	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.002	0.000	0.007		
	20	0.278	0.010	0.259	0.297	0.005	0.002	0.001	0.008	0.021	0.003	0.014	0.028		
	30	0.441	0.012	0.417	0.465	0.027	0.005	0.018	0.036	0.077	0.008	0.062	0.093		
	40	0.577	0.012	0.553	0.600	0.084	0.008	0.069	0.100	0.193	0.011	0.172	0.214		
	10	0.238	0.005	0.227	0.248	0.001	0.001	0.000	0.002	0.007	0.002	0.004	0.010		
	20	0.349	0.007	0.335	0.363	0.010	0.002	0.007	0.013	0.038	0.003	0.031	0.044		
5	30	0.544	0.008	0.528	0.561	0.053	0.004	0.045	0.061	0.142	0.006	0.129	0.154		
	40	0.714	0.008	0.699	0.729	0.165	0.006	0.153	0.177	0.320	0.008	0.304	0.335		
	10	0.284	0.005	0.275	0.294	0.002	0.000	0.001	0.003	0.015	0.001	0.012	0.017		
	20	0.429	0.006	0.418	0.440	0.017	0.002	0.013	0.020	0.058	0.003	0.052	0.065		
	30	0.623	0.007	0.610	0.636	0.082	0.004	0.074	0.089	0.192	0.006	0.180	0.205		
	40	0.788	0.005	0.778	0.798	0.230	0.006	0.218	0.242	0.398	0.007	0.384	0.413		

5.9.3.9. AUC del estadístico propuesto S_{2n}

El comportamiento del AUC para el estadístico S_{2n} es muy similar al S_{2k} . Primero, la media de AUC más alta se observa en 300 sujetos, 80 ítems, 8 % de copiadores y 40 % de ítems copiados con valor de 0.793 no siendo superior al valor esperado de 0.80. Segundo, la media de AUC va aumentado a medida que crece la proporción de ítems copiados y el error estándar decrece a medida que aumenta el número de sujetos. Y tercero, la media máxima posible según el intervalo de confianza se presentará en 100 sujetos, 80 ítems, 8 % de copiadores y 40 % de ítems copiados con un valor de 0.807 (Tabla 5.15).

Estas mismas condiciones de simulación son las que reflejan el mejor comportamiento para el S_{2k} , por lo tanto el S_{2n} y el S_{2k} presentan un comportamiento idéntico en el AUC, lo cual refleja que el tipo de modelo de TRI empleado para la estimación de las probabilidades de las respuestas correctas no tiene efectos en el comportamiento del AUC.

5.9.3.10. AUC Parcial Estandarizado del estadístico propuesto S_{2n} a una FFP de 0.01 y 0.05

Tanto para una FFP de 0.01 o de 0.05 el comportamiento del AUC Parcial Estandarizado se caracteriza por: primero, las medias de AUC Parcial Estandarizado aumentan con la proporción de ítems copiados pero la media del error estándar de la media del AUC Parcial Estandarizado decrece a medida que aumenta el número de sujetos. Segundo, las medias de AUC Parcial Estandarizado son más altas en pruebas con 80 ítems que con 40 ítems. Por ejemplo, en el caso 300 sujetos, 40 ítems, 5% de copiadoreos y 30% de ítems copiados la media es de 0.022 para una FFP de 0.01 y de 0.028 para una FFP de 0.05, mientras para 80 ítems es de 0.052 y 0.063 respectivamente (Tabla 5.15). Tercero, las medias del AUC Parcial Estandarizado del estadístico S_{2n} son similares a las del estadístico S_{2k} . Y por último, las medias del AUC Parcial Estandarizado son muy inferiores a las observadas en el estadístico ω pero son mejores con respecto al estadístico ω_k .

Tabla 5.15: AUC y AUC Parcial Estandarizado del estadístico propuesto S_{2n}

Tamaño de la Muestra	Número de ítems	% Copiadores	% Ítems Copiados	AUC				AUC Parcial Estandarizado en FFP de 0.01				AUC Parcial Estandarizado en FFP de 0.05				
				Media	Error Estándar	L. Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L. Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L. Inferior IC .95	L. Superior IC .95	
100	40	2	10	0.181	0.019	0.145	0.217	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.003	-0.002	0.010	
			20	0.243	0.021	0.202	0.285	0.002	0.002	-0.002	0.006	0.010	0.006	-0.002	0.021	
			30	0.297	0.025	0.249	0.345	0.013	0.006	0.000	0.026	0.055	0.013	0.030	0.081	
		40	0.457	0.029	0.401	0.514	0.037	0.011	0.015	0.058	0.097	0.017	0.064	0.131		
		5	10	0.249	0.012	0.225	0.272	0.003	0.002	0.000	0.007	0.013	0.004	0.004	0.021	
		20	0.335	0.015	0.304	0.365	0.008	0.003	0.003	0.014	0.043	0.007	0.030	0.056		
		30	0.395	0.018	0.360	0.431	0.031	0.006	0.019	0.044	0.083	0.011	0.062	0.103		
		40	0.523	0.018	0.488	0.558	0.059	0.009	0.042	0.076	0.150	0.014	0.123	0.178		
		8	10	0.260	0.010	0.240	0.280	0.005	0.002	0.001	0.008	0.016	0.004	0.008	0.024	
		20	0.344	0.011	0.322	0.365	0.012	0.003	0.006	0.017	0.038	0.005	0.027	0.049		
		30	0.507	0.014	0.480	0.535	0.044	0.006	0.032	0.055	0.124	0.010	0.104	0.144		
		40	0.600	0.014	0.573	0.627	0.091	0.008	0.075	0.107	0.202	0.012	0.179	0.225		
	2	10	0.178	0.020	0.139	0.217	0.000	0.000	0.000	0.000	0.008	0.004	0.000	0.016		
	20	0.283	0.021	0.242	0.324	0.000	0.000	0.000	0.000	0.005	0.003	-0.001	0.011			
	30	0.451	0.028	0.397	0.506	0.041	0.013	0.016	0.066	0.120	0.021	0.079	0.161			
	40	0.632	0.029	0.576	0.689	0.125	0.020	0.086	0.164	0.246	0.027	0.193	0.299			
	5	10	0.250	0.013	0.224	0.276	0.005	0.002	0.001	0.010	0.020	0.005	0.009	0.030		
	20	0.386	0.018	0.350	0.422	0.010	0.003	0.003	0.016	0.046	0.008	0.031	0.062			
	30	0.551	0.021	0.511	0.591	0.067	0.009	0.048	0.085	0.151	0.015	0.122	0.179			
	40	0.726	0.017	0.693	0.759	0.186	0.016	0.154	0.217	0.327	0.021	0.287	0.368			
	8	10	0.309	0.011	0.288	0.330	0.002	0.001	0.000	0.005	0.015	0.003	0.009	0.021		
	20	0.449	0.012	0.425	0.473	0.013	0.003	0.006	0.020	0.063	0.007	0.050	0.077			
	30	0.631	0.013	0.605	0.656	0.089	0.009	0.072	0.106	0.204	0.013	0.179	0.228			
	40	0.784	0.012	0.761	0.807	0.235	0.014	0.206	0.263	0.425	0.017	0.393	0.457			
	300	40	2	10	0.153	0.010	0.133	0.172	0.000	0.000	0.000	0.000	0.003	0.001	0.001	0.006
				20	0.239	0.013	0.213	0.265	0.000	0.000	0.000	0.001	0.016	0.004	0.008	0.023
				30	0.336	0.016	0.305	0.368	0.007	0.003	0.002	0.013	0.036	0.006	0.025	0.048
			40	0.429	0.016	0.398	0.459	0.030	0.006	0.018	0.042	0.090	0.010	0.071	0.109	
			5	10	0.226	0.007	0.213	0.239	0.004	0.001	0.001	0.006	0.011	0.002	0.007	0.016
			20	0.298	0.009	0.281	0.315	0.002	0.001	0.000	0.004	0.020	0.003	0.015	0.026	
			30	0.410	0.009	0.393	0.427	0.022	0.003	0.015	0.028	0.073	0.006	0.061	0.085	
			40	0.536	0.011	0.515	0.557	0.053	0.005	0.042	0.064	0.144	0.008	0.128	0.161	
			8	10	0.260	0.005	0.251	0.269	0.003	0.001	0.001	0.005	0.012	0.002	0.009	0.016
			20	0.348	0.006	0.336	0.360	0.007	0.001	0.005	0.010	0.034	0.003	0.028	0.040	
			30	0.473	0.007	0.459	0.487	0.037	0.003	0.030	0.043	0.097	0.005	0.087	0.107	
			40	0.595	0.007	0.581	0.609	0.098	0.006	0.087	0.109	0.211	0.007	0.197	0.226	
		2	10	0.164	0.009	0.147	0.181	0.002	0.001	-0.001	0.004	0.004	0.002	0.000	0.009	
		20	0.263	0.014	0.235	0.291	0.005	0.002	0.000	0.009	0.019	0.004	0.011	0.028		
		30	0.435	0.016	0.404	0.466	0.022	0.005	0.012	0.031	0.080	0.009	0.062	0.099		
		40	0.606	0.016	0.576	0.637	0.102	0.010	0.082	0.121	0.229	0.014	0.201	0.257		
		5	10	0.239	0.007	0.225	0.252	0.001	0.001	0.000	0.002	0.011	0.002	0.006	0.015	
		20	0.356	0.009	0.338	0.374	0.009	0.002	0.006	0.013	0.043	0.004	0.035	0.052		
		30	0.538	0.011	0.518	0.559	0.052	0.005	0.042	0.063	0.142	0.008	0.126	0.158		
		40	0.705	0.010	0.686	0.724	0.178	0.010	0.159	0.196	0.329	0.012	0.305	0.353		
		8	10	0.285	0.006	0.274	0.297	0.002	0.001	0.000	0.003	0.012	0.002	0.009	0.016	
		20	0.434	0.008	0.419	0.449	0.018	0.002	0.014	0.023	0.067	0.004	0.059	0.075		
		30	0.620	0.008	0.605	0.635	0.084	0.005	0.074	0.094	0.195	0.007	0.180	0.209		
		40	0.793	0.006	0.782	0.804	0.231	0.007	0.217	0.245	0.412	0.008	0.396	0.428		
2		10	0.147	0.008	0.132	0.162	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002	0.001	0.000	0.004		
20		0.218	0.008	0.202	0.233	0.002	0.001	-0.001	0.004	0.013	0.003	0.007	0.018			
30		0.315	0.012	0.292	0.338	0.011	0.003	0.006	0.016	0.045	0.005	0.035	0.055			
40		0.411	0.013	0.386	0.437	0.032	0.004	0.023	0.040	0.100	0.008	0.084	0.116			
5		10	0.215	0.005	0.205	0.226	0.001	0.000	0.000	0.002	0.010	0.001	0.007	0.013		
20		0.307	0.006	0.295	0.318	0.006	0.001	0.003	0.008	0.028	0.003	0.023	0.033			
30		0.410	0.007	0.396	0.424	0.025	0.003	0.020	0.031	0.077	0.005	0.068	0.087			
40		0.537	0.008	0.521	0.553	0.059	0.004	0.051	0.067	0.154	0.007	0.141	0.168			
8		10	0.258	0.004	0.250	0.267	0.002	0.001	0.001	0.003	0.012	0.001	0.009	0.015		
20		0.345	0.006	0.334	0.355	0.010	0.001	0.007	0.012	0.035	0.002	0.030	0.039			
30		0.480	0.006	0.468	0.493	0.029	0.002	0.025	0.033	0.096	0.004	0.088	0.104			
40		0.618	0.005	0.608	0.629	0.096	0.004	0.087	0.104	0.218	0.006	0.207	0.229			
2		10	0.175	0.008	0.160	0.189	0.000	0.000	0.000	0.000	0.004	0.002	0.001	0.007		
20		0.277	0.010	0.258	0.295	0.005	0.002	0.001	0.008	0.021	0.003	0.015	0.028			
30		0.440	0.012	0.416	0.463	0.027	0.005	0.018	0.036	0.078	0.008	0.063	0.094			
40		0.576	0.012	0.552	0.599	0.085	0.008	0.070	0.101	0.194	0.011	0.173	0.215			
5		10	0.236	0.005	0.226	0.247	0.001	0.001	0.000	0.002	0.007	0.002	0.004	0.010		
20		0.348	0.007	0.334	0.361	0.010	0.002	0.007	0.013	0.038	0.003	0.031	0.045			
30		0.543	0.008	0.527	0.560	0.053	0.004	0.046	0.061	0.142	0.006	0.130	0.155			
40		0.713	0.008	0.698	0.729	0.167	0.006	0.154	0.179	0.321	0.008	0.305	0.336			
8		10	0.283	0.005	0.273	0.292	0.002	0.000	0.001	0.003	0.015	0.001	0.012	0.018		
20		0.428	0.006	0.417	0.439	0.017	0.002	0.014	0.020	0.059	0.003	0.052	0.065			
30		0.622	0.007	0.609	0.635	0.082	0.004	0.074	0.089	0.193	0.006	0.181	0.205			
40		0.788	0.005	0.778	0.797	0.231	0.006	0.219	0.243	0.399	0.007	0.385	0.414			

5.9.4. Conclusiones de los resultados en AUC y AUC Parcial Estandarizado tanto para los estadísticos de referencia: ω y S_2 y los estadísticos propuestos: ω , S_{2n} y S_{2k}

Unos valores altos en AUC Parcial Estandarizado hablan favorablemente de la calidad de un estadístico de copia. En los resultados anteriormente descritos se puede afirmar que sólo el estadístico ω presenta dicho comportamiento en los puntos 0.01 y 0.05 de FFP (Ver gráficas 5.7 y 5.8), mientras el estadístico ω_k es el que tiene peor comportamiento. El modelo de TRI no paramétrico no permite mantener las tasas de detección de copiadores que se producen con el

MRN.

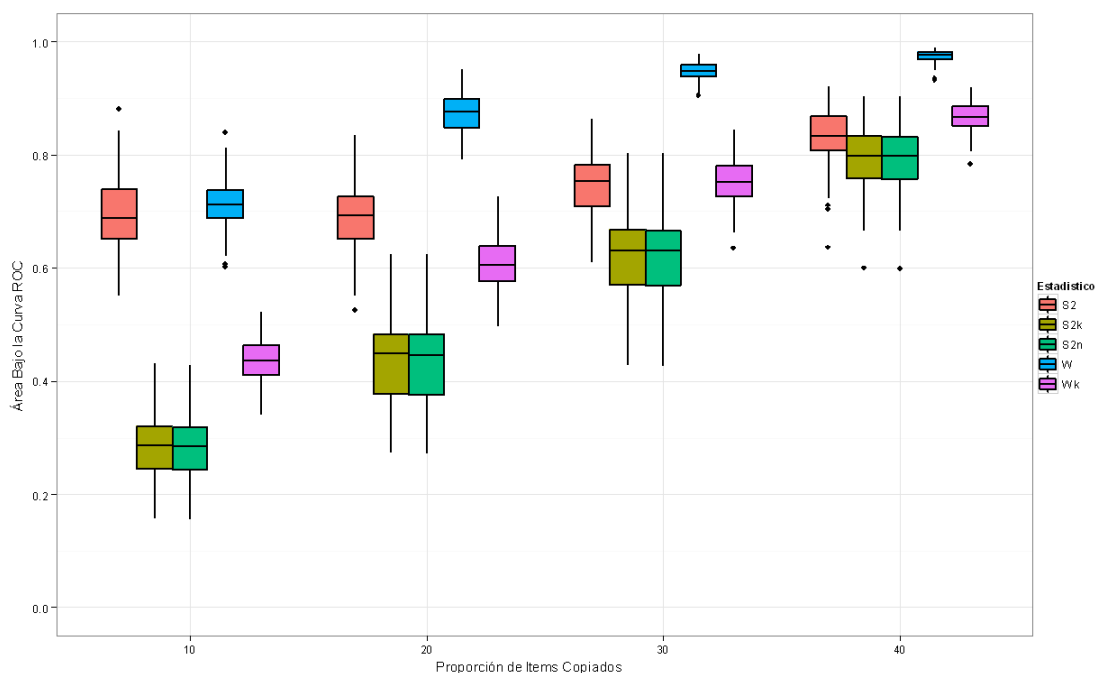
El modelo de TRI posiblemente sea el responsable de las diferencias en el comportamiento de los estadísticos ω y ω_k , sin embargo esto debe ser analizado con mayor detenimiento, ya que la habilidad estimada para cada uno de los sujetos en el ω_k se hace a través de un ranqueo de las puntuaciones directas observadas que no necesariamente deben definir el modelo no paramétrico de TRI de Ramsay, otras formas de estimar la habilidad del sujeto podrían emplearse y por ende mejorar la calidad del estadístico ω_k .

Por otro lado, de todos los estadísticos el más desfavorable es el S_2 , ya que las medias de AUC Parcial Estandarizado no van creciendo con la proporción de ítems copiados y esto refleja claramente las dificultades de dicho estadístico para detectar a copiadores (Ver gráficas 5.7 y 5.8).

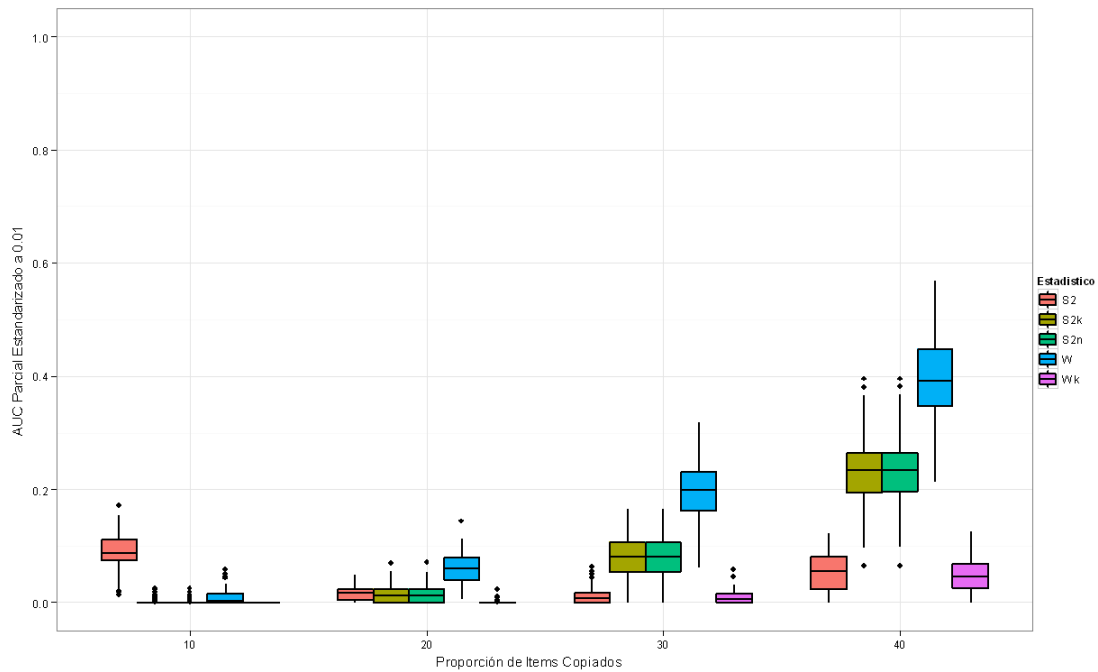
Y por último, los estadísticos S_{2k} y S_{2n} mantienen un comportamiento muy similar tanto para el AUC como para el AUC Parcial Estandarizado (Ver gráficas 5.6, 5.7 y 5.8) lo cual nuevamente reafirma que el modelo de TRI no influye en la mejora de la detección de copiadores.

En conclusión, según el AUC Parcial Estandarizado el estadístico que mejor comportamiento tiene para detectar parejas copiadoras es el ω y el rendimiento del estadístico S_2 se ve mejorado por la introducción de modelos de TRI paramétricos como no paramétricos.

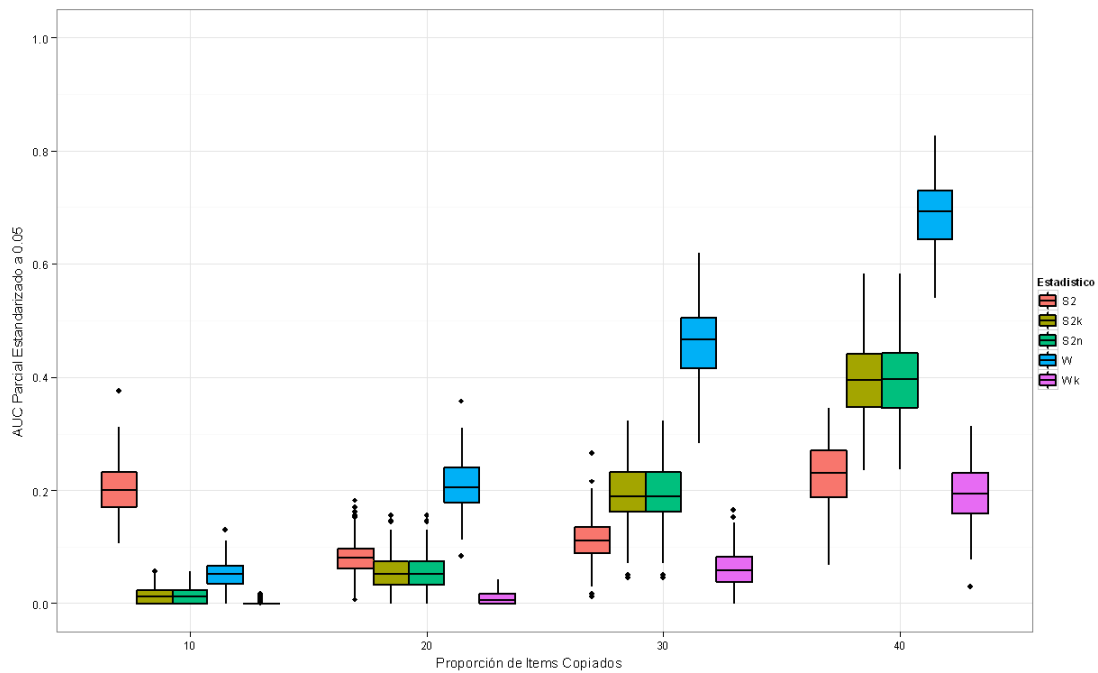
Gráfica 5.6: Boxplot del AUC de los estadísticos para la detección de copia en las condiciones de 300 sujetos, 80 ítem y 8% copiadores.



Gráfica 5.7: Boxplot del AUC Parcial Estandarizado de los estadísticos para la detección de copia en las condiciones de 500 sujetos, 80 ítem y 8% copiadores a un valor de falsos positivos de 0.01.



Gráfica 5.8: Boxplot del AUC Parcial Estandarizado de los estadísticos para la detección de copia en las condiciones de 500 sujetos, 80 ítem y 8% copiadores a un valor de falsos positivos de 0.05.



5.9.5. Resultados del análisis de las curvas ROC: Fracción de Verdaderos Positivos y Valores de los estadísticos

5.9.5.1. FVP del estadístico de referencia ω a una FFP de 0.01 y 0.05

La media de FVP se comporta diferente en pruebas de 40 y 80 ítems, los valores más bajos de FVP se presentan con pruebas de 40 ítems y los más altos en pruebas de 80 ítems independientemente de las demás variables, por ejemplo, en el caso de 100 sujetos, 40 ítems, 2% de copiadores y 40% de ítems copiados la media de FVP es 0.180, mientras que teniendo las mismas condiciones y 80 ítems la media es de 0.690, a un punto de corte de FFP de 0.01 (Tabla 5.16). En el caso de FFP de 0.05 ocurre lo mismo, aunque con valores FVP mucho más altos; por ejemplo, en la condición de 100 sujetos, 40 ítems, 2% de copiadores y 40% de ítems copiados la media de FVP es de 0.515 y en el caso de las mismas condiciones y 80 ítems la media es 0.900 (Tabla 5.17).

Por otro lado, las medias de los errores estándar van creciendo a medida que aumenta la proporción de ítems copiados y van decreciendo a medida que aumenta la proporción de copiadores, esto sucede con FFP tanto de 0.01 como de 0.05.

Por lo tanto, la FVP del estadístico ω es muy alta, especialmente cuando los puntos de corte se fijan a 0.05 de FFP.

5.9.5.2. Valores del Estadístico de referencia ω a una FFP de 0.01 y 0.05

Con respecto al valor del estadístico ω , tanto en los puntos de corte de FFP 0.01 como de 0.05, se observa que independientemente de las condiciones de simulación la media del valor oscila entre 0.016 y 0.019 para una FFP de 0.01 y entre 0.068 y 0.076 para una FFP de 0.05. Para el caso de una FFP de 0.01 la media máxima del valor es de 0.019 y se observa en la condición de 100 sujetos, 40 ítems 2% de copiadores y 10% de ítems copiados y la media mínima es de 0.016 y se observa desde los 100 sujetos, 80 ítems, 8% de copiadores y 30% de ítems copiados. A una FFP de 0.05 el valor más alto es de 0.077 y ocurre en la misma condición ya mencionada para el caso de FFP de 0.01 (Tablas 5.16 y 5.17) y la media mínima del valor del estadístico (0.068) se observa en la condición de 300 sujetos, 80 ítems, 8% de copiadores y 30% de ítems copiados. En conclusión, los valores del estadístico ω tienden a ser muy estables en todas las condiciones de simulación a comparación de los otros estadísticos analizados. Sin embargo, dicho

valor se ve afectado principalmente por el tamaño de la muestra y no tanto por el número de ítems, proporción de copiadore y proporción de ítems copiados (Tablas 5.16 y 5.17).

Tabla 5.16: FVP y Valores del Estadístico de referencia ω a una FFP de 0.01

Tamaño de la Muestra	Numero de ítems	% Copiadores	% Ítems Copiados	Fracción de Verdaderos Positivos				Valor del Estadístico				
				Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	
100	40	2	10	0.040	0.014	0.013	0.067	0.019	0.000	0.018	0.019	
			20	0.080	0.018	0.044	0.116	0.018	0.000	0.018	0.019	
			30	0.110	0.024	0.063	0.157	0.019	0.000	0.019	0.019	
		40	0.180	0.027	0.127	0.233	0.019	0.000	0.018	0.019		
		5	10	0.062	0.010	0.042	0.082	0.018	0.000	0.018	0.019	
			20	0.086	0.012	0.064	0.108	0.018	0.000	0.018	0.018	
			30	0.142	0.018	0.108	0.176	0.018	0.000	0.017	0.018	
		40	0.126	0.015	0.097	0.155	0.019	0.000	0.018	0.019		
		8	10	0.045	0.008	0.030	0.060	0.018	0.000	0.018	0.019	
			20	0.075	0.009	0.058	0.092	0.018	0.000	0.018	0.019	
			30	0.121	0.012	0.099	0.144	0.018	0.000	0.017	0.018	
		40	0.136	0.014	0.108	0.164	0.018	0.000	0.017	0.018		
	80	2	10	0.135	0.025	0.087	0.183	0.018	0.000	0.018	0.019	
			20	0.345	0.037	0.273	0.417	0.018	0.000	0.018	0.019	
			30	0.535	0.036	0.464	0.606	0.018	0.000	0.017	0.018	
			40	0.690	0.031	0.630	0.750	0.018	0.000	0.018	0.018	
			10	0.096	0.012	0.073	0.119	0.018	0.000	0.018	0.019	
			20	0.264	0.020	0.225	0.303	0.018	0.000	0.017	0.018	
		5	30	0.442	0.025	0.394	0.490	0.017	0.000	0.016	0.017	
			40	0.572	0.023	0.527	0.617	0.017	0.000	0.017	0.017	
			8	10	0.080	0.011	0.059	0.101	0.018	0.000	0.017	0.018
				20	0.219	0.013	0.193	0.245	0.017	0.000	0.017	0.017
				30	0.371	0.019	0.334	0.409	0.016	0.000	0.016	0.017
			40	0.573	0.019	0.536	0.609	0.016	0.000	0.016	0.016	
40	2	10	0.015	0.005	0.006	0.024	0.017	0.000	0.016	0.017		
		20	0.070	0.010	0.050	0.090	0.017	0.000	0.016	0.017		
		30	0.100	0.013	0.074	0.126	0.016	0.000	0.016	0.017		
		40	0.118	0.015	0.089	0.147	0.017	0.000	0.016	0.017		
		10	0.016	0.003	0.009	0.023	0.016	0.000	0.016	0.017		
		20	0.045	0.006	0.033	0.056	0.016	0.000	0.016	0.016		
	5	30	0.081	0.008	0.066	0.097	0.016	0.000	0.016	0.017		
		40	0.096	0.009	0.078	0.114	0.016	0.000	0.016	0.017		
		10	0.014	0.003	0.009	0.019	0.016	0.000	0.016	0.017		
		8	20	0.038	0.004	0.031	0.046	0.016	0.000	0.016	0.016	
			30	0.071	0.006	0.060	0.082	0.016	0.000	0.016	0.016	
			40	0.108	0.007	0.095	0.121	0.016	0.000	0.016	0.016	
300	2	10	0.077	0.012	0.053	0.100	0.017	0.000	0.017	0.017		
		20	0.270	0.019	0.233	0.307	0.017	0.000	0.017	0.017		
		30	0.530	0.020	0.491	0.569	0.016	0.000	0.016	0.017		
		40	0.642	0.020	0.602	0.682	0.017	0.000	0.016	0.017		
		10	0.039	0.005	0.030	0.048	0.017	0.000	0.017	0.017		
		20	0.159	0.009	0.141	0.176	0.016	0.000	0.016	0.017		
	5	30	0.370	0.014	0.343	0.397	0.016	0.000	0.016	0.016		
		40	0.583	0.015	0.552	0.613	0.016	0.000	0.016	0.016		
		10	0.020	0.003	0.015	0.025	0.017	0.000	0.017	0.017		
		8	20	0.131	0.007	0.117	0.146	0.016	0.000	0.016	0.016	
			30	0.348	0.011	0.325	0.370	0.016	0.000	0.016	0.016	
			40	0.558	0.011	0.537	0.579	0.016	0.000	0.016	0.016	
500	2	10	0.010	0.003	0.004	0.016	0.016	0.000	0.016	0.016		
		20	0.047	0.006	0.034	0.060	0.016	0.000	0.016	0.016		
		30	0.083	0.009	0.066	0.100	0.016	0.000	0.016	0.016		
		40	0.097	0.010	0.078	0.116	0.016	0.000	0.016	0.016		
		10	0.010	0.002	0.005	0.015	0.016	0.000	0.016	0.016		
		20	0.035	0.003	0.028	0.041	0.016	0.000	0.016	0.016		
	5	30	0.060	0.005	0.050	0.071	0.016	0.000	0.016	0.016		
		40	0.085	0.006	0.074	0.097	0.016	0.000	0.016	0.016		
		10	0.008	0.001	0.005	0.011	0.016	0.000	0.016	0.016		
		8	20	0.035	0.003	0.029	0.041	0.016	0.000	0.016	0.016	
			30	0.068	0.004	0.059	0.076	0.016	0.000	0.016	0.016	
			40	0.110	0.006	0.099	0.121	0.016	0.000	0.016	0.016	
80	2	10	0.060	0.007	0.046	0.075	0.016	0.000	0.016	0.017		
		20	0.243	0.014	0.216	0.270	0.016	0.000	0.016	0.016		
		30	0.499	0.017	0.466	0.532	0.016	0.000	0.016	0.016		
		40	0.650	0.016	0.618	0.682	0.016	0.000	0.016	0.016		
		10	0.028	0.003	0.022	0.034	0.016	0.000	0.016	0.016		
		20	0.129	0.007	0.114	0.143	0.016	0.000	0.016	0.016		
	5	30	0.360	0.011	0.337	0.382	0.016	0.000	0.016	0.016		
		40	0.577	0.012	0.554	0.600	0.016	0.000	0.016	0.016		
		10	0.020	0.002	0.015	0.024	0.016	0.000	0.016	0.016		
		8	20	0.111	0.005	0.101	0.121	0.016	0.000	0.016	0.016	
			30	0.308	0.007	0.294	0.322	0.016	0.000	0.016	0.016	
			40	0.563	0.009	0.544	0.581	0.016	0.000	0.016	0.016	

Tabla 5.17: FVP y Valores del Estadístico de referencia ω a una FFP de 0.05

Tamaño de la Muestra	Numero de ítems	% Copiadores	% Ítems Copiados	Fracción de Verdaderos Positivos				Valor del Estadístico			
				Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
100	40	2	10	0.185	0.026	0.134	0.236	0.077	0.000	0.076	0.077
			20	0.320	0.035	0.251	0.389	0.076	0.000	0.076	0.077
			30	0.395	0.037	0.322	0.468	0.077	0.000	0.076	0.078
		40	0.515	0.037	0.442	0.588	0.076	0.000	0.076	0.077	
		5	10	0.182	0.016	0.150	0.214	0.076	0.000	0.075	0.077
			20	0.264	0.018	0.229	0.299	0.075	0.000	0.075	0.076
	30		0.360	0.024	0.314	0.406	0.074	0.000	0.073	0.075	
	80	5	40	0.384	0.025	0.335	0.433	0.076	0.000	0.075	0.077
			10	0.113	0.010	0.092	0.133	0.076	0.000	0.075	0.077
			20	0.258	0.015	0.229	0.286	0.074	0.000	0.074	0.075
		8	30	0.354	0.018	0.319	0.389	0.074	0.000	0.073	0.075
			40	0.412	0.019	0.375	0.450	0.074	0.000	0.073	0.075
			10	0.360	0.033	0.296	0.424	0.077	0.000	0.076	0.077
	40	2	20	0.655	0.036	0.584	0.726	0.076	0.000	0.075	0.077
			30	0.830	0.030	0.772	0.888	0.076	0.000	0.075	0.076
			40	0.900	0.021	0.858	0.942	0.075	0.000	0.074	0.076
		5	10	0.242	0.018	0.206	0.278	0.075	0.000	0.075	0.076
			20	0.502	0.021	0.461	0.543	0.074	0.000	0.074	0.075
			30	0.722	0.020	0.683	0.761	0.074	0.000	0.073	0.074
	300	5	40	0.842	0.017	0.809	0.875	0.074	0.000	0.073	0.074
			10	0.223	0.013	0.198	0.247	0.075	0.000	0.074	0.075
			20	0.470	0.016	0.439	0.501	0.073	0.000	0.072	0.074
		8	30	0.693	0.018	0.658	0.727	0.071	0.000	0.071	0.072
			40	0.830	0.014	0.802	0.858	0.071	0.000	0.070	0.072
10			0.108	0.012	0.085	0.131	0.072	0.000	0.071	0.072	
40	2	20	0.303	0.018	0.268	0.339	0.071	0.000	0.071	0.072	
		30	0.343	0.020	0.304	0.383	0.072	0.000	0.071	0.072	
		40	0.418	0.022	0.374	0.462	0.072	0.000	0.071	0.072	
	5	10	0.095	0.007	0.081	0.110	0.070	0.001	0.069	0.072	
		20	0.225	0.011	0.205	0.246	0.071	0.000	0.070	0.071	
		30	0.323	0.015	0.295	0.352	0.071	0.000	0.071	0.071	
80	5	40	0.400	0.016	0.369	0.431	0.071	0.000	0.071	0.072	
		10	0.075	0.006	0.063	0.087	0.071	0.000	0.071	0.071	
		20	0.184	0.008	0.168	0.199	0.070	0.001	0.068	0.071	
	8	30	0.297	0.010	0.278	0.316	0.070	0.000	0.070	0.071	
		40	0.400	0.012	0.376	0.424	0.070	0.000	0.070	0.071	
		10	0.273	0.019	0.236	0.311	0.072	0.000	0.071	0.072	
40	2	20	0.628	0.019	0.592	0.665	0.071	0.000	0.071	0.071	
		30	0.852	0.015	0.823	0.880	0.071	0.000	0.070	0.071	
		40	0.910	0.013	0.884	0.936	0.071	0.000	0.071	0.071	
	5	10	0.147	0.009	0.129	0.164	0.071	0.000	0.071	0.071	
		20	0.467	0.012	0.442	0.491	0.070	0.000	0.070	0.070	
		30	0.739	0.013	0.715	0.764	0.070	0.000	0.069	0.070	
500	5	40	0.865	0.010	0.845	0.886	0.069	0.000	0.069	0.070	
		10	0.116	0.006	0.105	0.127	0.071	0.000	0.071	0.071	
		20	0.390	0.011	0.369	0.411	0.070	0.000	0.069	0.070	
	8	30	0.683	0.010	0.664	0.702	0.068	0.000	0.068	0.069	
		40	0.856	0.008	0.839	0.872	0.069	0.000	0.069	0.069	
		10	0.091	0.008	0.076	0.106	0.071	0.000	0.071	0.071	
80	2	20	0.279	0.014	0.251	0.307	0.070	0.000	0.070	0.070	
		30	0.373	0.017	0.340	0.406	0.071	0.000	0.070	0.071	
		40	0.445	0.016	0.414	0.476	0.071	0.000	0.070	0.071	
	5	10	0.076	0.005	0.065	0.086	0.070	0.000	0.070	0.070	
		20	0.210	0.009	0.193	0.228	0.070	0.000	0.069	0.070	
		30	0.302	0.012	0.279	0.325	0.070	0.000	0.069	0.070	
80	5	40	0.395	0.011	0.374	0.417	0.070	0.000	0.070	0.070	
		10	0.065	0.004	0.058	0.072	0.070	0.000	0.070	0.070	
		20	0.182	0.007	0.169	0.195	0.069	0.000	0.069	0.069	
	8	30	0.308	0.007	0.294	0.323	0.069	0.000	0.069	0.069	
		40	0.426	0.008	0.410	0.442	0.069	0.000	0.069	0.070	
		10	0.222	0.011	0.200	0.244	0.070	0.000	0.070	0.071	
80	2	20	0.588	0.014	0.561	0.615	0.070	0.000	0.070	0.070	
		30	0.829	0.013	0.804	0.854	0.070	0.000	0.069	0.070	
		40	0.941	0.008	0.926	0.956	0.070	0.000	0.070	0.070	
	5	10	0.136	0.007	0.122	0.149	0.070	0.000	0.070	0.070	
		20	0.403	0.011	0.382	0.423	0.069	0.000	0.069	0.069	
		30	0.731	0.010	0.711	0.751	0.069	0.000	0.068	0.069	
80	5	40	0.876	0.007	0.863	0.889	0.069	0.000	0.069	0.069	
		10	0.106	0.004	0.098	0.114	0.070	0.000	0.070	0.070	
		20	0.366	0.007	0.352	0.381	0.069	0.000	0.069	0.069	
	8	30	0.665	0.007	0.652	0.679	0.068	0.000	0.068	0.068	
		40	0.870	0.006	0.859	0.881	0.068	0.000	0.068	0.069	

5.9.5.3. FVP del estadístico propuesto ω_k a una FFP de 0.01 y 0.05

La media de la FVP del estadístico ω_k tanto para una FFP de 0.01 como de 0.05 es muy baja. El valor máximo de la media de FVP que se observa es de 0.095 para FFP de 0.01 y se

da en la condición de 500 sujetos, 80 ítems, 8 % de copiadores y 40 % de ítems copiados (Tabla 5.18). Con una FFP de 0.05 la media máxima es de 0.341 y se da en la misma condición de simulación ya mencionada. Otro resultado importante es que la media de los errores estándar aumenta con la proporción de ítems copiados tanto con una FFP de 0.01 como de 0.05. Por ejemplo, en el caso de 300 sujetos, 80 ítems, 8 % de copiadores y 10 % de ítems copiados, el error estándar medio de la media de FVP es de 0.001; con 20 % de ítems copiados es de 0.003; con 30 % de ítems copiados es de 0.007 y con 40 % de ítems copiados es de 0.01, para una FFP de 0.05 (Tabla 5.19).

5.9.5.4. Valores del Estadístico propuesto ω_k a una FFP de 0.01 y 0.05

Según una FFP de 0.01 se observa que la media máxima del valor del estadístico ω_k es de 0.021 y se da en la condición de 100 sujetos, 40 ítems, 2 % de copiadores y 10 % de ítems copiados (Tabla 5.18), dicho valor decrece a medida que aumenta el tamaño de la muestra. La media mínima del valor del estadístico ω_k es de 0.016 y se empieza a observar en la condición de 500 sujetos, 40 ítems, 2 % de copiadores y 20 % de ítems copiados. El valor de la media del error estándar es cercano a 0 en todas las condiciones de simulación. El punto de corte óptimo del estadístico ω_k estará entre 0.016 y 0.021 para una FFP de 0.01.

Con una FFP de 0.05 se observan resultados muy similares, la media máxima del valor de ω_k es 0.084 y se da en la condición 100 sujetos, 40 ítems, 2 % de copiadores y 10 % de ítems copiados (Tabla 5.19), y la media mínima de ω_k (0.071) se empieza a observar en la condición de 500 sujetos, 80 ítems, 5 % de copiadores y 30 % de ítems copiados, además las medias de los errores estándar también se acercan a 0. El punto de corte óptimo para ω_k estará entre 0.071 y 0.084.

Al igual que con ω , el valor del estadístico ω_k se ve afectado principalmente por el número de sujetos y no tanto por el tamaño de la prueba, la proporción de copiadores o la proporción de ítems copiados.

Tabla 5.18: FVP y Valores del Estadístico propuesto ω_k a una FFP de 0.01

Tamaño de la Muestra	Numero de ítems	% Copiadores	% Ítems Copiados	Fracción de Verdaderos Positivos				Valor del Estadístico				
				Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	
100	40	2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.021	0.000	0.021	0.022	
			20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.021	0.000	0.020	0.021	
			30	0.000	0.000	0.000	0.000	0.021	0.000	0.021	0.022	
		40	0.000	0.000	0.000	0.000	0.021	0.000	0.021	0.022		
		5	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.021	0.000	0.021	0.022	
		20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.020	0.000	0.020	0.021		
		30	0.000	0.000	0.000	0.000	0.021	0.000	0.020	0.021		
		40	0.002	0.002	-0.002	0.006	0.021	0.000	0.021	0.021		
		8	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.021	0.000	0.021	0.021	
		20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.021	0.000	0.020	0.021		
		30	0.006	0.003	0.001	0.012	0.020	0.000	0.020	0.021		
		40	0.019	0.005	0.008	0.029	0.020	0.000	0.020	0.021		
	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.020	0.000	0.020	0.021			
	20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.020	0.000	0.020	0.021			
	30	0.000	0.000	0.000	0.000	0.020	0.000	0.019	0.020			
	40	0.015	0.009	-0.002	0.032	0.020	0.000	0.019	0.020			
	80	40	2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.020	0.000	0.020	0.021
	20			0.000	0.000	0.000	0.000	0.020	0.000	0.020	0.020	
	30			0.000	0.000	0.000	0.000	0.020	0.000	0.019	0.020	
	40		0.044	0.010	0.025	0.063	0.019	0.000	0.019	0.020		
	5		10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.020	0.000	0.020	0.020	
	20		0.000	0.000	0.000	0.000	0.020	0.000	0.019	0.020		
	30		0.004	0.003	-0.002	0.010	0.019	0.000	0.019	0.020		
	40		0.044	0.010	0.025	0.063	0.019	0.000	0.019	0.020		
8	10		0.000	0.000	0.000	0.000	0.020	0.000	0.020	0.020		
20	0.000		0.000	0.000	0.000	0.020	0.000	0.019	0.020			
30	0.018		0.004	0.009	0.026	0.019	0.000	0.019	0.019			
40	0.100		0.011	0.079	0.121	0.019	0.000	0.018	0.019			
300	40	2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.017	0.000	0.017	0.018	
20			0.000	0.000	0.000	0.000	0.017	0.000	0.017	0.017		
30			0.000	0.000	0.000	0.000	0.017	0.000	0.017	0.017		
40			0.000	0.000	0.000	0.000	0.017	0.000	0.017	0.017		
5			10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.017	0.000	0.017	0.017	
20			0.000	0.000	0.000	0.000	0.017	0.000	0.017	0.017		
30			0.001	0.001	-0.001	0.002	0.017	0.000	0.017	0.017		
40			0.007	0.002	0.003	0.011	0.017	0.000	0.017	0.017		
8			10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.017	0.000	0.017	0.017	
20			0.002	0.001	0.000	0.003	0.017	0.000	0.017	0.017		
30			0.003	0.001	0.001	0.004	0.017	0.000	0.017	0.017		
40			0.020	0.003	0.014	0.026	0.017	0.000	0.017	0.017		
10		0.000	0.000	0.000	0.000	0.017	0.000	0.017	0.018			
20		0.000	0.000	0.000	0.000	0.017	0.000	0.017	0.017			
30		0.000	0.000	0.000	0.000	0.017	0.000	0.017	0.018			
40		0.005	0.003	-0.001	0.011	0.017	0.000	0.017	0.017			
5		10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.017	0.000	0.017	0.018		
20		0.000	0.000	0.000	0.000	0.017	0.000	0.017	0.017			
30		0.005	0.002	0.001	0.008	0.017	0.000	0.017	0.017			
40		0.037	0.006	0.024	0.049	0.017	0.000	0.017	0.017			
80		40	2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.017	0.000	0.017	0.017
20				0.001	0.001	0.000	0.003	0.017	0.000	0.017	0.017	
30				0.018	0.003	0.013	0.024	0.017	0.000	0.016	0.017	
40				0.095	0.007	0.082	0.108	0.017	0.000	0.017	0.017	
5	10			0.000	0.000	0.000	0.000	0.017	0.000	0.017	0.017	
20	0.000			0.000	0.000	0.000	0.016	0.000	0.016	0.017		
30	0.000			0.000	0.000	0.000	0.016	0.000	0.016	0.017		
40	0.005			0.003	-0.001	0.011	0.017	0.000	0.017	0.017		
8	10			0.000	0.000	0.000	0.000	0.017	0.000	0.017	0.017	
20	0.000			0.000	0.000	0.000	0.016	0.000	0.016	0.017		
30	0.000			0.000	0.000	0.000	0.016	0.000	0.016	0.017		
40	0.004			0.001	0.002	0.007	0.016	0.000	0.016	0.016		
500	40		2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.016	0.000	0.016	0.016
20				0.000	0.000	0.000	0.000	0.016	0.000	0.016	0.016	
30				0.000	0.000	0.000	0.000	0.016	0.000	0.016	0.016	
40				0.008	0.003	0.003	0.013	0.017	0.000	0.017	0.017	
5				10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.017	0.000	0.017	0.017
20				0.000	0.000	0.000	0.001	0.016	0.000	0.016	0.017	
30				0.007	0.002	0.003	0.010	0.016	0.000	0.016	0.016	
40				0.036	0.004	0.028	0.043	0.016	0.000	0.016	0.016	
8				10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.017	0.000	0.017	0.017
20				0.002	0.001	0.000	0.003	0.016	0.000	0.016	0.016	
30				0.022	0.002	0.017	0.027	0.016	0.000	0.016	0.016	
40				0.095	0.005	0.085	0.105	0.016	0.000	0.016	0.016	

Tabla 5.19: FVP y Valores del Estadístico propuesto ω_k a una FFP de 0.05

Tamaño de la Muestra	Numero de ítems	% Copiadores	% Ítems Copiados	Fracción de Verdaderos Positivos				Valor del Estadístico			
				Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
100	40	2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.084	0.000	0.083	0.085
			20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.084	0.000	0.083	0.085
			30	0.000	0.000	0.000	0.000	0.084	0.000	0.084	0.085
			40	0.010	0.007	-0.004	0.024	0.084	0.000	0.083	0.084
		5	10	0.002	0.002	-0.002	0.006	0.084	0.000	0.083	0.084
			20	0.004	0.003	-0.002	0.010	0.083	0.000	0.083	0.084
			30	0.010	0.004	0.001	0.019	0.082	0.000	0.082	0.083
			40	0.060	0.010	0.040	0.080	0.084	0.000	0.083	0.084
		8	10	0.001	0.001	-0.001	0.004	0.084	0.000	0.083	0.085
			20	0.006	0.003	0.001	0.012	0.083	0.000	0.082	0.083
			30	0.038	0.007	0.023	0.052	0.082	0.000	0.081	0.083
			40	0.100	0.012	0.077	0.123	0.082	0.000	0.081	0.082
	80	2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.081	0.000	0.081	0.082
			20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.081	0.000	0.080	0.081
			30	0.020	0.012	-0.004	0.044	0.080	0.000	0.079	0.081
			40	0.085	0.020	0.046	0.125	0.080	0.000	0.080	0.081
		5	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.081	0.000	0.080	0.082
			20	0.002	0.002	-0.002	0.006	0.080	0.000	0.080	0.081
			30	0.044	0.009	0.027	0.061	0.079	0.000	0.079	0.080
			40	0.166	0.019	0.129	0.203	0.079	0.000	0.079	0.080
		8	10	0.001	0.001	-0.001	0.004	0.080	0.000	0.079	0.081
			20	0.008	0.003	0.002	0.013	0.080	0.000	0.079	0.081
			30	0.081	0.011	0.061	0.102	0.079	0.000	0.078	0.079
			40	0.334	0.019	0.296	0.372	0.079	0.000	0.078	0.079
300	40	2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.076	0.000	0.075	0.076
			20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.075	0.000	0.075	0.076
			30	0.003	0.002	-0.001	0.008	0.075	0.000	0.075	0.076
			40	0.013	0.005	0.004	0.022	0.075	0.000	0.075	0.075
		5	10	0.002	0.001	0.000	0.004	0.075	0.000	0.075	0.075
			20	0.003	0.001	0.000	0.005	0.075	0.000	0.074	0.075
			30	0.013	0.003	0.008	0.019	0.075	0.000	0.074	0.075
			40	0.047	0.006	0.036	0.059	0.075	0.000	0.074	0.075
		8	10	0.003	0.001	0.001	0.004	0.075	0.000	0.075	0.075
			20	0.010	0.002	0.006	0.014	0.074	0.000	0.074	0.075
			30	0.035	0.004	0.026	0.043	0.074	0.000	0.074	0.075
			40	0.110	0.007	0.097	0.123	0.074	0.000	0.074	0.074
	80	2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.074	0.000	0.074	0.074
			20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.074	0.000	0.073	0.074
			30	0.005	0.003	-0.001	0.011	0.074	0.000	0.073	0.074
			40	0.078	0.011	0.057	0.099	0.073	0.000	0.073	0.074
		5	10	0.001	0.001	-0.001	0.002	0.074	0.000	0.074	0.074
			20	0.006	0.002	0.002	0.010	0.073	0.000	0.073	0.073
			30	0.043	0.005	0.033	0.053	0.073	0.000	0.072	0.073
			40	0.209	0.011	0.186	0.231	0.072	0.000	0.072	0.073
		8	10	0.003	0.001	0.001	0.004	0.074	0.000	0.073	0.074
			20	0.022	0.003	0.016	0.027	0.073	0.000	0.072	0.073
			30	0.120	0.007	0.105	0.135	0.072	0.000	0.072	0.072
			40	0.336	0.010	0.317	0.355	0.072	0.000	0.072	0.072
500	40	2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.074	0.000	0.074	0.074
			20	0.001	0.001	-0.001	0.003	0.073	0.000	0.073	0.073
			30	0.003	0.002	0.000	0.006	0.073	0.000	0.073	0.074
			40	0.014	0.003	0.007	0.021	0.073	0.000	0.073	0.074
		5	10	0.002	0.001	0.000	0.003	0.073	0.000	0.073	0.073
			20	0.006	0.002	0.003	0.010	0.073	0.000	0.073	0.073
			30	0.015	0.003	0.010	0.020	0.072	0.000	0.072	0.073
			40	0.055	0.005	0.046	0.064	0.073	0.000	0.073	0.073
		8	10	0.004	0.001	0.002	0.006	0.073	0.000	0.073	0.073
			20	0.014	0.002	0.010	0.017	0.072	0.000	0.072	0.073
			30	0.037	0.003	0.031	0.044	0.072	0.000	0.072	0.072
			40	0.118	0.005	0.108	0.128	0.072	0.000	0.072	0.072
	80	2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.072	0.000	0.072	0.073
			20	0.001	0.001	-0.001	0.003	0.072	0.000	0.072	0.072
			30	0.013	0.004	0.006	0.020	0.072	0.000	0.072	0.072
			40	0.062	0.008	0.047	0.077	0.072	0.000	0.072	0.072
		5	10	0.001	0.001	-0.001	0.003	0.072	0.000	0.072	0.072
			20	0.009	0.002	0.006	0.013	0.072	0.000	0.071	0.072
			30	0.063	0.005	0.053	0.073	0.071	0.000	0.071	0.071
			40	0.222	0.009	0.205	0.239	0.071	0.000	0.071	0.071
		8	10	0.005	0.001	0.002	0.007	0.072	0.000	0.072	0.072
			20	0.028	0.003	0.023	0.033	0.071	0.000	0.071	0.071
			30	0.134	0.006	0.122	0.146	0.071	0.000	0.071	0.071
			40	0.341	0.009	0.323	0.358	0.071	0.000	0.071	0.071

5.9.5.5. FVP del estadístico de referencia S_2 a una FFP de 0.01 y 0.05

Si se fija una FFP a 0.01, la FVP del estadístico S_2 se caracteriza por: primero, La media de la FVP máxima observada (0.304) se presenta en la condición de 100 sujetos, 80 ítems, 8%

de copiadore y 40 % de ítems copiados, lo cual indica que el S_2 tiene una baja capacidad para detectar copiadore. Segundo, con 300 y 500 sujetos la media de la FVP todavía es más baja que con 100 sujetos, por lo tanto, entre más sujetos tenga la muestra menor capacidad de detección tiene el S_2 . Tercero, con muestras de 300 y 500 sujetos se observa que la media de la FVP es más alta a un 10 % de ítems copiados que a un 20 % de ítems copiados, un comportamiento no esperado para un estadístico de detección de copia de respuestas. Por ejemplo, en la condición de 500 sujetos, 80 ítems, 5 % de copiadore y 10 % de ítems copiados la media de FVP es de 0.172, para 20 % de ítems copiados es de 0.026, para 30 % de ítems copiados es de 0.033 y para un 40 % de ítems copiados es de 0.087. Y por último, la media de los errores estándar de la media de la FVP crece a medida que aumenta la proporción de ítems copiados únicamente en muestras de 100 sujetos, mientras que con 300 o 500 sujetos no sucede lo mismo (Tabla 5.20).

Para el caso de una FFP de 0.05, los resultados que se observan para la media de la FVP del estadístico S_2 son similares a los encontrados con una FFP de 0.01. La media de la FVP más alta se observa en la condición de 100 sujetos, 80 ítems, 8 % de copiadore y 40 % de ítems copiados (0.490). Es la misma condición para el caso de FFP a 0.01. La media de la FVP crece a medida que aumenta la proporción de ítems copiados únicamente cuando se tienen muestras de 100 sujetos, mientras que para 300 o 500 sujetos no sucede lo mismo. Por ejemplo, en el caso de 300 sujetos, 40 ítems, 5 % de copiadore y 10 % de ítems copiados la media de FVP es de 0.130, para 20 % de ítems copiados es de 0.107, para 30 % de ítems copiados es de 0.145 y para 40 % de ítems copiados es de 0.139 (Tabla 5.21).

La FVP para el estadístico S_2 se ve afectada por la proporción de ítems copiados de manera inversa, es decir, detecta mejor con pocos ítems copiados que con muchos. Esta situación es inapropiada para un estadístico que pretende detectar copiadore. Por lo tanto, los resultados sugieren pensar que S_2 no es pertinente para la detección de copiadore ni a un punto de 0.01 ni de 0.05 de FFP.

5.9.5.6. Valores del Estadístico de referencia S_2 a una FFP de 0.01 y 0.05

Según una FFP de 0.01 se observa que la media máxima del valor del estadístico S_2 es de 0.021 y se da en la condición de 100 sujetos, 40 ítems, 5 % de copiadore y 10 % de ítems copiados (Tabla 5.20), dicho valor decrece a medida que aumenta el tamaño de la muestra. La media mínima del valor del estadístico ω_k viene a ser de 0.006 y se empieza a observar en la

condición de 500 sujetos, 80 ítems, 2% de copiadores y 20% de ítems copiados. El valor de la media del error estándar es cercano a 0 en todas las condiciones de simulación. La diferencia entre el valor máximo medio y el valor mínimo medio del S_2 es muy amplia y se debe principalmente a que el número de sujetos y el tamaño de la prueba influyen en el valor de S_2 . Por ejemplo, para 100 sujetos, 40 ítems, 2% de copiadores y 10% de ítems copiados el valor medio de S_2 a una FFP de 0.01 es de 0.020, mientras que con 100 sujetos y 80 ítems la media del valor es de 0.011 (Tabla 5.20). En algunas condiciones el valor de S_2 está por debajo del valor nominal esperado de 0.01. Los valores del estadístico S_2 se ven alterados por las condiciones de simulación. Es un comportamiento que no se espera para un estadístico de copia, ya que no es deseable tener dos valores distintos del estadístico para condiciones diferentes, se espera una mayor estabilidad a través de las condiciones.

Con una FFP de 0.05 se observan resultados muy similares, la media máxima del valor de S_2 es 0.054 y se da en la condición 500 sujetos, 40 ítems, 2% de copiadores y 10% de ítems copiados (Tabla 5.21), y la media mínima de S_2 (0.027) se empieza a observar en la condición de 300 sujetos, 80 ítems, 2% de copiadores y 10% de ítems copiados. En muchas de las condiciones el valor del estadístico está por debajo del valor nominal de 0.05 y el valor del estadístico se ve afectado por el número de sujetos al igual que con una FFP de 0.01 (5.21).

Tabla 5.20: FVP y Valores del Estadístico de referencia S_2 a una FFP de 0.01

Tamaño de la Muestra	Numero de ítems	% Copiadores	% Ítems Copiados	Fracción de Verdaderos Positivos				Valor del Estadístico			
				Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
100	40	2	10	0.005	0.005	-0.005	0.015	0.020	0.000	0.019	0.020
			20	0.030	0.014	0.003	0.057	0.020	0.000	0.019	0.020
			30	0.055	0.016	0.024	0.086	0.020	0.000	0.020	0.021
		40	0.060	0.016	0.028	0.092	0.020	0.000	0.019	0.020	
		10	0.010	0.004	0.001	0.019	0.021	0.000	0.020	0.021	
		20	0.054	0.011	0.033	0.076	0.020	0.000	0.019	0.021	
		30	0.070	0.013	0.046	0.095	0.020	0.000	0.020	0.021	
		40	0.094	0.013	0.068	0.120	0.020	0.000	0.020	0.021	
		10	0.013	0.005	0.004	0.021	0.021	0.000	0.020	0.021	
		20	0.029	0.007	0.016	0.042	0.020	0.000	0.020	0.021	
		30	0.074	0.010	0.055	0.093	0.021	0.000	0.020	0.021	
		40	0.136	0.012	0.114	0.159	0.021	0.000	0.020	0.022	
	10	0.005	0.005	-0.005	0.015	0.011	0.000	0.011	0.012		
	20	0.015	0.009	-0.002	0.032	0.012	0.000	0.011	0.012		
	30	0.060	0.016	0.028	0.092	0.012	0.000	0.011	0.012		
	40	0.220	0.030	0.162	0.278	0.012	0.000	0.011	0.012		
	80	2	10	0.008	0.004	0.000	0.016	0.012	0.000	0.012	0.012
			20	0.046	0.011	0.025	0.067	0.012	0.000	0.012	0.013
			30	0.096	0.014	0.068	0.124	0.012	0.000	0.012	0.013
		40	0.250	0.020	0.211	0.289	0.013	0.000	0.012	0.013	
		10	0.021	0.006	0.010	0.032	0.012	0.000	0.011	0.012	
		20	0.040	0.008	0.025	0.056	0.013	0.000	0.012	0.013	
		30	0.131	0.013	0.107	0.156	0.013	0.000	0.013	0.013	
		40	0.304	0.017	0.270	0.338	0.013	0.000	0.013	0.013	
300		2	10	0.022	0.007	0.009	0.035	0.013	0.000	0.012	0.013
			20	0.005	0.003	-0.001	0.011	0.013	0.000	0.013	0.014
			30	0.013	0.005	0.004	0.022	0.013	0.000	0.013	0.014
		40	0.018	0.006	0.007	0.030	0.014	0.000	0.014	0.015	
	10	0.038	0.005	0.029	0.048	0.015	0.000	0.014	0.015		
	20	0.007	0.003	0.001	0.012	0.013	0.000	0.013	0.014		
	30	0.015	0.003	0.009	0.020	0.015	0.000	0.014	0.015		
	40	0.022	0.004	0.014	0.030	0.016	0.000	0.015	0.016		
	10	0.065	0.006	0.054	0.077	0.016	0.000	0.015	0.017		
	20	0.002	0.001	0.000	0.003	0.014	0.000	0.014	0.015		
	30	0.018	0.003	0.013	0.023	0.016	0.000	0.016	0.017		
	40	0.043	0.005	0.034	0.053	0.017	0.000	0.017	0.018		
500	2	10	0.113	0.014	0.086	0.141	0.008	0.000	0.008	0.009	
		20	0.057	0.010	0.037	0.077	0.008	0.000	0.008	0.009	
		30	0.072	0.012	0.048	0.095	0.008	0.000	0.008	0.009	
	40	0.120	0.013	0.095	0.145	0.009	0.000	0.009	0.009		
	10	0.096	0.008	0.081	0.111	0.009	0.000	0.008	0.009		
	20	0.035	0.005	0.025	0.046	0.009	0.000	0.009	0.009		
	30	0.078	0.007	0.065	0.091	0.009	0.000	0.009	0.010		
	40	0.156	0.012	0.134	0.178	0.010	0.000	0.010	0.010		
	10	0.076	0.005	0.065	0.087	0.008	0.000	0.008	0.008		
	20	0.037	0.004	0.029	0.044	0.009	0.000	0.009	0.010		
	30	0.065	0.005	0.055	0.076	0.010	0.000	0.010	0.011		
	40	0.191	0.008	0.174	0.207	0.011	0.000	0.011	0.012		
80	2	10	0.014	0.004	0.006	0.022	0.011	0.000	0.011	0.012	
		20	0.004	0.002	0.000	0.008	0.012	0.000	0.011	0.012	
		30	0.004	0.002	-0.001	0.009	0.012	0.000	0.012	0.013	
	40	0.005	0.002	0.001	0.009	0.012	0.000	0.012	0.013		
	10	0.039	0.004	0.031	0.047	0.014	0.000	0.013	0.015		
	20	0.002	0.001	0.000	0.004	0.014	0.000	0.013	0.014		
	30	0.006	0.002	0.003	0.009	0.015	0.000	0.014	0.015		
	40	0.009	0.002	0.006	0.013	0.015	0.000	0.015	0.016		
	10	0.061	0.004	0.052	0.069	0.017	0.000	0.016	0.017		
	20	0.002	0.001	0.000	0.003	0.015	0.000	0.014	0.015		
	30	0.008	0.001	0.005	0.010	0.017	0.000	0.017	0.018		
	40	0.023	0.003	0.018	0.028	0.017	0.000	0.017	0.018		
500	2	10	0.167	0.013	0.141	0.193	0.007	0.000	0.007	0.007	
		20	0.028	0.006	0.016	0.041	0.006	0.000	0.006	0.007	
		30	0.027	0.005	0.017	0.037	0.007	0.000	0.006	0.007	
	40	0.047	0.007	0.034	0.060	0.007	0.000	0.007	0.007		
	10	0.172	0.007	0.159	0.185	0.007	0.000	0.007	0.007		
	20	0.026	0.004	0.019	0.033	0.008	0.000	0.008	0.008		
	30	0.033	0.004	0.025	0.041	0.008	0.000	0.008	0.009		
	40	0.087	0.007	0.074	0.100	0.009	0.000	0.009	0.009		
	10	0.148	0.005	0.139	0.157	0.006	0.000	0.006	0.006		
	20	0.034	0.003	0.029	0.039	0.009	0.000	0.009	0.010		
	30	0.032	0.003	0.026	0.039	0.011	0.000	0.010	0.011		
	40	0.116	0.006	0.105	0.128	0.011	0.000	0.010	0.011		

Tabla 5.21: FVP y Valores del Estadístico de referencia S_2 a una FFP de 0.05

Tamaño de la Muestra	Numero de ítems	% Copiadores	% Ítems Copiados	Fracción de Verdaderos Positivos				Valor del Estadístico			
				Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
100	40	2	10	0.040	0.014	0.013	0.067	0.051	0.000	0.050	0.052
			20	0.100	0.023	0.056	0.144	0.051	0.000	0.050	0.052
			30	0.135	0.025	0.087	0.183	0.052	0.000	0.051	0.053
			40	0.210	0.028	0.156	0.264	0.051	0.000	0.050	0.052
		5	10	0.058	0.012	0.035	0.081	0.052	0.000	0.051	0.052
			20	0.148	0.018	0.112	0.184	0.051	0.000	0.050	0.052
			30	0.212	0.021	0.172	0.252	0.052	0.000	0.051	0.052
			40	0.270	0.020	0.231	0.309	0.052	0.000	0.052	0.053
		8	10	0.064	0.011	0.043	0.085	0.052	0.000	0.051	0.053
			20	0.128	0.013	0.102	0.153	0.052	0.000	0.051	0.053
			30	0.216	0.016	0.185	0.247	0.052	0.000	0.051	0.053
			40	0.318	0.016	0.287	0.348	0.053	0.000	0.053	0.054
	80	2	10	0.025	0.013	-0.001	0.051	0.032	0.000	0.032	0.033
			20	0.060	0.016	0.028	0.092	0.033	0.000	0.032	0.034
			30	0.155	0.025	0.105	0.205	0.033	0.000	0.032	0.034
			40	0.385	0.035	0.316	0.454	0.033	0.000	0.032	0.034
		5	10	0.042	0.011	0.021	0.063	0.033	0.000	0.033	0.034
			20	0.120	0.016	0.089	0.151	0.034	0.000	0.033	0.034
			30	0.228	0.020	0.188	0.268	0.034	0.000	0.033	0.035
			40	0.442	0.023	0.397	0.487	0.035	0.000	0.034	0.035
		8	10	0.056	0.010	0.037	0.075	0.033	0.000	0.032	0.034
			20	0.105	0.012	0.081	0.129	0.035	0.000	0.034	0.035
			30	0.289	0.016	0.258	0.319	0.035	0.000	0.035	0.036
			40	0.490	0.018	0.456	0.524	0.035	0.000	0.035	0.036
300	40	2	10	0.105	0.015	0.075	0.135	0.045	0.000	0.044	0.045
			20	0.125	0.017	0.093	0.157	0.044	0.000	0.044	0.045
			30	0.140	0.016	0.110	0.170	0.045	0.000	0.044	0.045
			40	0.088	0.012	0.065	0.112	0.045	0.000	0.044	0.046
		5	10	0.130	0.011	0.108	0.152	0.048	0.000	0.048	0.049
			20	0.107	0.010	0.087	0.128	0.047	0.000	0.046	0.048
			30	0.145	0.010	0.126	0.165	0.048	0.000	0.047	0.048
			40	0.139	0.010	0.119	0.159	0.049	0.000	0.048	0.050
		8	10	0.158	0.009	0.140	0.175	0.050	0.000	0.049	0.051
			20	0.076	0.007	0.062	0.089	0.050	0.000	0.049	0.050
			30	0.147	0.007	0.133	0.162	0.050	0.000	0.050	0.051
			40	0.191	0.009	0.175	0.208	0.051	0.000	0.051	0.052
	80	2	10	0.273	0.023	0.229	0.318	0.027	0.000	0.027	0.028
			20	0.193	0.020	0.155	0.232	0.028	0.000	0.028	0.028
			30	0.233	0.020	0.194	0.273	0.028	0.000	0.027	0.028
			40	0.367	0.022	0.324	0.410	0.028	0.000	0.028	0.029
		5	10	0.243	0.013	0.218	0.269	0.029	0.000	0.028	0.029
			20	0.174	0.012	0.151	0.197	0.030	0.000	0.030	0.031
			30	0.272	0.011	0.251	0.293	0.030	0.000	0.030	0.031
			40	0.397	0.015	0.369	0.426	0.031	0.000	0.030	0.031
		8	10	0.233	0.009	0.216	0.251	0.029	0.000	0.028	0.029
			20	0.177	0.008	0.161	0.193	0.032	0.000	0.032	0.033
			30	0.262	0.009	0.245	0.279	0.033	0.000	0.033	0.034
			40	0.469	0.010	0.449	0.488	0.034	0.000	0.033	0.034
500	40	2	10	0.082	0.012	0.058	0.106	0.047	0.000	0.047	0.048
			20	0.133	0.013	0.108	0.158	0.046	0.000	0.046	0.047
			30	0.086	0.010	0.066	0.106	0.047	0.000	0.046	0.047
			40	0.052	0.007	0.039	0.066	0.047	0.000	0.047	0.048
		5	10	0.110	0.008	0.094	0.125	0.052	0.000	0.051	0.052
			20	0.087	0.006	0.075	0.100	0.050	0.000	0.050	0.051
			30	0.094	0.007	0.081	0.106	0.051	0.000	0.050	0.051
			40	0.092	0.006	0.079	0.104	0.051	0.000	0.051	0.052
		8	10	0.129	0.007	0.115	0.143	0.054	0.000	0.053	0.054
			20	0.065	0.004	0.057	0.073	0.052	0.000	0.052	0.053
			30	0.112	0.006	0.101	0.123	0.054	0.000	0.053	0.054
			40	0.131	0.006	0.119	0.143	0.053	0.000	0.053	0.054
	80	2	10	0.295	0.017	0.261	0.329	0.028	0.000	0.028	0.029
			20	0.157	0.015	0.128	0.186	0.028	0.000	0.028	0.029
			30	0.242	0.015	0.212	0.272	0.028	0.000	0.028	0.029
			40	0.255	0.013	0.229	0.281	0.028	0.000	0.028	0.029
		5	10	0.304	0.010	0.284	0.325	0.030	0.000	0.030	0.031
			20	0.137	0.007	0.123	0.151	0.033	0.000	0.032	0.033
			30	0.227	0.009	0.210	0.245	0.033	0.000	0.032	0.033
			40	0.340	0.010	0.320	0.359	0.033	0.000	0.032	0.033
		8	10	0.291	0.008	0.276	0.306	0.030	0.000	0.030	0.031
			20	0.156	0.006	0.144	0.168	0.035	0.000	0.035	0.036
			30	0.228	0.007	0.214	0.242	0.036	0.000	0.036	0.037
			40	0.382	0.008	0.366	0.399	0.036	0.000	0.035	0.036

5.9.5.7. FVP del estadístico propuesto S_{2k} a una FFP de 0.01 y 0.05

A una FFP de 0.01 se observan dos cosas muy importantes para el estadístico S_{2k} : primero, que a medida que se aumenta la proporción de ítems copiados se incrementa la media de FVP,

tanto para 40 ítems como para 80 ítems. Segundo, que la media de FVP se mantiene relativamente constante a medida que aumentan los tamaños de la muestra y la proporción de copiadores, es decir, la media de FVP no se ve afectada por el número de sujeto ni por la proporción de copiadores, sólo por el número de ítems copiados. Y tercero, que las medias de los errores estándar aumenta con la proporción de ítems copiados y disminuye a medida que aumenta el tamaño de la muestra (Tabla 5.22).

Por lo tanto, los intervalos de confianza se mantienen lo más constante posible para escenarios similares que sólo se diferencian por el tamaño de la muestra. Por ejemplo, en la condición de 100 sujetos, 80 ítems, 5 % de copiadores y 30 % de ítems copiados el intervalo es de 0.077 y 0.131, lo mismo para 500 sujetos ya que está entre 0.075 y 0.098. A medida que se aumenta el tamaño de la muestra se tiene menor error y por ende el intervalo es más pequeño (5.22).

Para una FFP de 0.05 los resultados se comportan de igual manera que para una FFP de 0.01, pero se diferencian en las medias, que son más altas y en los límites de los intervalos, que son mejores. Por ejemplo, para uno de los casos anteriormente comentados: 100 sujetos, 80 ítems, 5 % de copiadores y 30 % de ítems copiados el intervalo está entre 0.172 y 0.252 y para 500 sujetos entre 0.198 y 0.231 (Tabla 5.23). La diferencia se debe a que el error estándar es más pequeño en muestras grande que en pequeñas.

5.9.5.8. Valores del Estadístico propuesto S_{2k} a una FFP de 0.01 y 0.05

El valor del estadístico S_{2k} a una FFP de 0.01 y para 40 ítems oscila según el límite superior del intervalo de confianza entre 0.025 y 0.028, y para 80 ítems entre 0.017 y 0.019 (Tabla 5.22).

Para un punto de 0.05 de FFP y para 40 ítems el valor de S_{2k} oscila según el límite superior del intervalo de confianza entre 0.063 y 0.059 y para 80 ítems entre 0.041 y 0.044 (Tabla 5.23).

Los puntos de corte óptimos serían 0.025 para 40 ítems y 0.017 para 80 ítems con una FFP de 0.01. Y 0.063 para 40 ítems y 0.041 para 80 ítems para una FFP de 0.05.

Tabla 5.22: FVP y Valores del Estadístico propuesto S_{2k} a una FFP de 0.01

Tamaño de la Muestra	Numero de ítems	% Copiadores	% Ítems Copiados	Fracción de Verdaderos Positivos				Valor del Estadístico			
				Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
100	40	2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.025	0.000	0.025	0.026
			20	0.005	0.005	-0.005	0.015	0.026	0.000	0.026	0.026
			30	0.020	0.010	0.001	0.039	0.026	0.000	0.026	0.026
		40	0.060	0.016	0.028	0.092	0.026	0.000	0.025	0.026	
		5	10	0.008	0.004	0.000	0.016	0.026	0.000	0.026	0.027
			20	0.018	0.006	0.007	0.029	0.027	0.000	0.026	0.027
			30	0.052	0.009	0.034	0.070	0.027	0.000	0.026	0.027
		40	0.100	0.013	0.075	0.125	0.027	0.000	0.026	0.027	
		8	10	0.008	0.003	0.002	0.013	0.026	0.000	0.026	0.027
			20	0.021	0.005	0.012	0.031	0.027	0.000	0.027	0.028
			30	0.069	0.008	0.053	0.085	0.027	0.000	0.027	0.027
		40	0.136	0.011	0.114	0.158	0.027	0.000	0.027	0.028	
	80	2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.017	0.000	0.016	0.017
			20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.017	0.000	0.016	0.017
			30	0.075	0.021	0.035	0.115	0.017	0.000	0.017	0.017
		40	0.185	0.027	0.132	0.238	0.017	0.000	0.017	0.017	
		5	10	0.010	0.004	0.001	0.019	0.017	0.000	0.017	0.017
			20	0.024	0.007	0.011	0.037	0.018	0.000	0.017	0.018
			30	0.104	0.014	0.077	0.131	0.018	0.000	0.017	0.018
		40	0.244	0.020	0.205	0.283	0.018	0.000	0.018	0.018	
		8	10	0.004	0.002	0.000	0.008	0.017	0.000	0.017	0.018
			20	0.023	0.005	0.012	0.033	0.018	0.000	0.018	0.018
			30	0.133	0.012	0.109	0.156	0.018	0.000	0.018	0.019
		40	0.324	0.018	0.289	0.359	0.019	0.000	0.018	0.019	
300	40	2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.025	0.000	0.025	0.025
			20	0.003	0.002	-0.001	0.008	0.025	0.000	0.025	0.025
			30	0.013	0.005	0.004	0.022	0.025	0.000	0.025	0.025
		40	0.053	0.009	0.036	0.071	0.025	0.000	0.025	0.025	
		5	10	0.007	0.002	0.003	0.011	0.026	0.000	0.025	0.026
			20	0.006	0.002	0.002	0.010	0.026	0.000	0.026	0.026
			30	0.039	0.005	0.028	0.049	0.026	0.000	0.026	0.026
		40	0.082	0.008	0.067	0.097	0.026	0.000	0.026	0.026	
		8	10	0.005	0.001	0.002	0.008	0.026	0.000	0.026	0.026
			20	0.014	0.002	0.009	0.018	0.026	0.000	0.026	0.026
			30	0.059	0.005	0.050	0.068	0.027	0.000	0.027	0.027
		40	0.146	0.007	0.132	0.161	0.027	0.000	0.026	0.027	
	80	2	10	0.003	0.002	-0.001	0.008	0.017	0.000	0.017	0.017
			20	0.010	0.004	0.002	0.018	0.017	0.000	0.017	0.018
			30	0.033	0.007	0.020	0.047	0.018	0.000	0.017	0.018
		40	0.173	0.015	0.143	0.203	0.018	0.000	0.018	0.018	
		5	10	0.003	0.001	0.000	0.006	0.017	0.000	0.017	0.018
			20	0.017	0.003	0.011	0.024	0.018	0.000	0.018	0.018
			30	0.082	0.008	0.067	0.097	0.018	0.000	0.018	0.018
		40	0.254	0.012	0.230	0.278	0.018	0.000	0.018	0.018	
		8	10	0.004	0.001	0.001	0.007	0.017	0.000	0.017	0.018
			20	0.033	0.004	0.026	0.040	0.018	0.000	0.018	0.018
			30	0.127	0.007	0.113	0.141	0.019	0.000	0.018	0.019
		40	0.322	0.009	0.305	0.339	0.019	0.000	0.019	0.019	
500	40	2	10	0.001	0.001	-0.001	0.003	0.025	0.000	0.025	0.025
			20	0.003	0.002	0.000	0.006	0.025	0.000	0.025	0.025
			30	0.020	0.004	0.011	0.029	0.025	0.000	0.025	0.025
		40	0.061	0.008	0.045	0.077	0.025	0.000	0.025	0.025	
		5	10	0.002	0.001	0.000	0.004	0.025	0.000	0.025	0.026
			20	0.013	0.002	0.008	0.017	0.026	0.000	0.026	0.026
			30	0.044	0.004	0.036	0.053	0.026	0.000	0.026	0.026
		40	0.098	0.006	0.086	0.111	0.026	0.000	0.026	0.026	
		8	10	0.004	0.001	0.002	0.006	0.026	0.000	0.025	0.026
			20	0.017	0.002	0.013	0.021	0.026	0.000	0.026	0.026
			30	0.053	0.004	0.046	0.060	0.026	0.000	0.026	0.026
		40	0.150	0.006	0.138	0.161	0.026	0.000	0.026	0.027	
	80	2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.017	0.000	0.017	0.017
			20	0.007	0.003	0.002	0.012	0.017	0.000	0.017	0.017
			30	0.050	0.008	0.035	0.065	0.018	0.000	0.017	0.018
		40	0.138	0.010	0.118	0.158	0.018	0.000	0.017	0.018	
		5	10	0.002	0.001	0.000	0.004	0.017	0.000	0.017	0.017
			20	0.017	0.003	0.012	0.022	0.018	0.000	0.018	0.018
			30	0.087	0.006	0.075	0.098	0.018	0.000	0.018	0.018
		40	0.242	0.008	0.226	0.258	0.018	0.000	0.018	0.018	
		8	10	0.005	0.001	0.003	0.007	0.017	0.000	0.017	0.017
			20	0.032	0.003	0.026	0.038	0.018	0.000	0.018	0.018
			30	0.128	0.005	0.118	0.139	0.018	0.000	0.018	0.018
		40	0.313	0.008	0.298	0.328	0.019	0.000	0.018	0.019	

Tabla 5.23: FVP y Valores del Estadístico propuesto S_{2k} a una FFP de 0.05

Tamaño de la Muestra	Numero de ítems	% Copiadores	% Ítems Copiados	Fracción de Verdaderos Positivos				Valor del Estadístico			
				Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
100	40	2	10	0.010	0.007	-0.004	0.024	0.060	0.000	0.060	0.061
			20	0.015	0.009	-0.002	0.032	0.061	0.000	0.060	0.061
			30	0.090	0.019	0.052	0.128	0.061	0.000	0.061	0.062
		40	0.165	0.027	0.113	0.217	0.061	0.000	0.061	0.062	
		10	0.018	0.006	0.007	0.029	0.061	0.000	0.060	0.061	
		20	0.072	0.011	0.052	0.093	0.062	0.000	0.061	0.062	
		30	0.126	0.016	0.095	0.157	0.062	0.000	0.062	0.063	
		40	0.218	0.020	0.179	0.257	0.062	0.000	0.062	0.063	
		10	0.029	0.007	0.015	0.042	0.062	0.000	0.061	0.062	
		20	0.066	0.008	0.050	0.082	0.063	0.000	0.062	0.063	
		30	0.188	0.014	0.160	0.215	0.063	0.000	0.063	0.064	
		40	0.287	0.015	0.258	0.317	0.063	0.000	0.063	0.064	
	10	0.020	0.010	0.001	0.039	0.041	0.000	0.041	0.041		
	20	0.015	0.009	-0.002	0.032	0.041	0.000	0.041	0.042		
	30	0.180	0.027	0.127	0.233	0.042	0.000	0.041	0.042		
	40	0.335	0.035	0.267	0.403	0.041	0.000	0.041	0.042		
	10	0.036	0.009	0.019	0.053	0.042	0.000	0.041	0.042		
	20	0.090	0.014	0.063	0.117	0.042	0.000	0.042	0.043		
	30	0.212	0.021	0.172	0.252	0.043	0.000	0.043	0.043		
	40	0.428	0.025	0.378	0.478	0.043	0.000	0.043	0.044		
	10	0.033	0.006	0.021	0.044	0.042	0.000	0.042	0.042		
	20	0.114	0.010	0.093	0.134	0.043	0.000	0.043	0.044		
	30	0.297	0.017	0.265	0.330	0.044	0.000	0.043	0.044		
	40	0.549	0.019	0.511	0.587	0.044	0.000	0.044	0.045		
300	40	2	10	0.013	0.005	0.003	0.023	0.059	0.000	0.059	0.059
			20	0.033	0.007	0.019	0.047	0.059	0.000	0.059	0.060
			30	0.068	0.010	0.049	0.088	0.060	0.000	0.059	0.060
		40	0.145	0.014	0.118	0.172	0.060	0.000	0.059	0.060	
		10	0.020	0.004	0.013	0.027	0.060	0.000	0.060	0.060	
		20	0.041	0.005	0.031	0.050	0.060	0.000	0.060	0.061	
		30	0.120	0.008	0.104	0.136	0.061	0.000	0.061	0.061	
		40	0.214	0.011	0.192	0.236	0.062	0.000	0.061	0.062	
		10	0.022	0.003	0.016	0.027	0.060	0.000	0.060	0.061	
		20	0.066	0.005	0.056	0.076	0.061	0.000	0.061	0.061	
		30	0.150	0.007	0.137	0.163	0.062	0.000	0.062	0.063	
		40	0.297	0.009	0.279	0.315	0.062	0.000	0.062	0.063	
	10	0.010	0.004	0.002	0.018	0.041	0.000	0.041	0.041		
	20	0.035	0.007	0.022	0.048	0.042	0.000	0.042	0.042		
	30	0.140	0.016	0.108	0.172	0.042	0.000	0.042	0.042		
	40	0.315	0.018	0.279	0.351	0.042	0.000	0.042	0.042		
	10	0.021	0.004	0.014	0.029	0.042	0.000	0.041	0.042		
	20	0.080	0.007	0.066	0.094	0.042	0.000	0.042	0.043		
	30	0.217	0.012	0.194	0.240	0.043	0.000	0.043	0.043		
	40	0.429	0.014	0.401	0.457	0.043	0.000	0.043	0.043		
	10	0.023	0.003	0.017	0.029	0.042	0.000	0.042	0.042		
	20	0.116	0.007	0.103	0.129	0.043	0.000	0.043	0.043		
	30	0.291	0.010	0.272	0.310	0.044	0.000	0.043	0.044		
	40	0.534	0.010	0.514	0.553	0.044	0.000	0.044	0.044		
500	40	2	10	0.004	0.002	0.000	0.008	0.059	0.000	0.059	0.059
			20	0.023	0.005	0.014	0.032	0.059	0.000	0.059	0.059
			30	0.079	0.007	0.065	0.093	0.060	0.000	0.059	0.060
		40	0.159	0.011	0.137	0.181	0.060	0.000	0.059	0.060	
		10	0.024	0.003	0.017	0.030	0.060	0.000	0.060	0.060	
		20	0.051	0.004	0.043	0.060	0.060	0.000	0.060	0.060	
		30	0.128	0.007	0.114	0.142	0.061	0.000	0.060	0.061	
		40	0.234	0.009	0.216	0.251	0.061	0.000	0.061	0.061	
		10	0.023	0.002	0.019	0.028	0.060	0.000	0.060	0.060	
		20	0.064	0.003	0.057	0.071	0.061	0.000	0.061	0.061	
		30	0.163	0.006	0.151	0.175	0.062	0.000	0.061	0.062	
		40	0.316	0.007	0.303	0.330	0.062	0.000	0.062	0.062	
	10	0.010	0.004	0.003	0.017	0.041	0.000	0.041	0.041		
	20	0.047	0.006	0.035	0.059	0.041	0.000	0.041	0.042		
	30	0.131	0.012	0.108	0.154	0.042	0.000	0.042	0.042		
	40	0.270	0.014	0.243	0.297	0.042	0.000	0.042	0.042		
	10	0.018	0.003	0.012	0.024	0.041	0.000	0.041	0.042		
	20	0.066	0.005	0.056	0.077	0.042	0.000	0.042	0.043		
	30	0.214	0.008	0.198	0.231	0.043	0.000	0.043	0.043		
	40	0.432	0.010	0.413	0.452	0.043	0.000	0.043	0.043		
	10	0.032	0.003	0.027	0.038	0.042	0.000	0.042	0.042		
	20	0.101	0.005	0.091	0.111	0.043	0.000	0.043	0.043		
	30	0.284	0.008	0.268	0.300	0.044	0.000	0.043	0.044		
	40	0.522	0.009	0.505	0.539	0.044	0.000	0.044	0.044		

5.9.5.9. FVP del estadístico propuesto S_{2n} a una FFP de 0.01 y 0.05

La media de la FVP del estadístico S_{2n} tanto para una FFP de 0.01 como de 0.05 es moderadamente baja. El valor máximo de FVP que se observa en el caso de FFP de 0.01 es de 0.334

y se da en la condición de 100 sujetos, 80 ítems, 8% de copiadores y 40% de ítems copiados (Tabla 5.24). Con una FFP de 0.05 la máxima media es de 0.550 y se da en la misma condición de simulación ya mencionada. Otro resultado importante es que la media de los errores estándar aumenta con la proporción de ítems copiados, tanto con una FFP de 0.01 como de 0.05. Por ejemplo, en el caso de 300 sujetos, 80 ítems, 8% de copiadores y 10% de ítems copiados, el error estándar medio de la media de FVP es de 0.003; con 20% de ítems copiados es de 0.007; con 30% de ítems copiados es de 0.010 y con 40% de ítems copiados es de 0.010, para una FFP de 0.05 (Tabla 5.25).

Por otro lado los resultados de la FVP del estadístico S_{2n} son muy similares a los encontrados para el estadístico S_{2k} (Tablas 5.22,5.23,5.24 y 5.25).

5.9.5.10. Valores del Estadístico propuesto S_{2n} a una FFP de 0.01 y 0.05

A una FFP de 0.01 y en la condición de 40 ítems, se tiene que la media de los valores del estadístico S_{2n} están entre 0.025 y 0.029 (Tabla 5.24). Para una FFP de 0.05 los valores están entre 0.059 y 0.064 (Tabla 5.25).

Para 80 ítems y una FFP de 0.01 la media de los valores de S_{2n} están entre 0.017 y 0.019 (Tabla 5.24). Para una FFP de 0.05 la media de los valores de S_{2n} están entre 0.041 y 0.045 (Tabla 5.25).

Los puntos de corte óptimos para el estadístico S_{2n} serían 0.025 para 40 ítems y 0.017 para 80 ítems con un 0.01 de FFP y 0.059 para 40 ítems y 0.041 para 80 ítems con un 0.05 de FFP.

Tabla 5.24: FVP y Valores del Estadístico propuesto S_{2n} a una FFP de 0.01

Tamaño de la Muestra	Numero de ítems	% Copiadores	% Ítems Copiados	Fracción de Verdaderos Positivos				Valor del Estadístico			
				Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
100	40	2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.027	0.000	0.026	0.027
			20	0.005	0.005	-0.005	0.015	0.027	0.000	0.027	0.028
			30	0.030	0.012	0.007	0.053	0.027	0.000	0.027	0.028
		40	0.060	0.016	0.028	0.092	0.027	0.000	0.027	0.028	
		5	10	0.012	0.005	0.003	0.021	0.027	0.000	0.027	0.028
			20	0.018	0.006	0.007	0.029	0.028	0.000	0.027	0.028
			30	0.052	0.009	0.034	0.070	0.028	0.000	0.028	0.028
		40	0.108	0.014	0.081	0.135	0.028	0.000	0.027	0.028	
		8	10	0.009	0.003	0.002	0.015	0.028	0.000	0.027	0.028
			20	0.023	0.005	0.012	0.033	0.028	0.000	0.028	0.029
			30	0.079	0.009	0.061	0.096	0.028	0.000	0.028	0.029
		40	0.141	0.012	0.119	0.164	0.029	0.000	0.028	0.029	
	80	2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.017	0.000	0.017	0.018
			20	0.000	0.000	0.000	0.000	0.017	0.000	0.017	0.018
			30	0.085	0.021	0.043	0.127	0.018	0.000	0.018	0.018
		40	0.185	0.027	0.132	0.238	0.018	0.000	0.017	0.018	
		5	10	0.010	0.004	0.001	0.019	0.018	0.000	0.017	0.018
			20	0.026	0.007	0.012	0.040	0.018	0.000	0.018	0.018
			30	0.108	0.014	0.081	0.135	0.018	0.000	0.018	0.019
		40	0.250	0.021	0.210	0.290	0.019	0.000	0.018	0.019	
		8	10	0.004	0.002	0.000	0.008	0.018	0.000	0.018	0.018
			20	0.025	0.006	0.014	0.036	0.018	0.000	0.018	0.019
			30	0.134	0.012	0.111	0.157	0.019	0.000	0.018	0.019
		40	0.334	0.019	0.298	0.370	0.019	0.000	0.019	0.020	
300	40	2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.026	0.000	0.025	0.026
			20	0.003	0.002	-0.001	0.008	0.026	0.000	0.026	0.026
			30	0.013	0.005	0.004	0.022	0.026	0.000	0.026	0.026
		40	0.057	0.010	0.038	0.075	0.026	0.000	0.026	0.026	
		5	10	0.007	0.002	0.003	0.011	0.026	0.000	0.026	0.026
			20	0.006	0.002	0.002	0.010	0.026	0.000	0.026	0.026
			30	0.039	0.005	0.029	0.050	0.027	0.000	0.026	0.027
		40	0.087	0.008	0.071	0.103	0.027	0.000	0.027	0.027	
		8	10	0.005	0.001	0.002	0.008	0.026	0.000	0.026	0.027
			20	0.014	0.002	0.009	0.018	0.027	0.000	0.027	0.027
			30	0.060	0.005	0.051	0.069	0.027	0.000	0.027	0.027
		40	0.149	0.007	0.134	0.163	0.027	0.000	0.027	0.027	
	80	2	10	0.003	0.002	-0.001	0.008	0.017	0.000	0.017	0.018
			20	0.010	0.004	0.002	0.018	0.018	0.000	0.018	0.018
			30	0.033	0.007	0.020	0.047	0.018	0.000	0.018	0.018
		40	0.177	0.016	0.146	0.207	0.018	0.000	0.018	0.018	
		5	10	0.003	0.001	0.000	0.006	0.018	0.000	0.018	0.018
			20	0.017	0.003	0.011	0.024	0.018	0.000	0.018	0.018
			30	0.085	0.008	0.070	0.100	0.018	0.000	0.018	0.018
		40	0.256	0.012	0.232	0.280	0.018	0.000	0.018	0.019	
		8	10	0.005	0.001	0.002	0.007	0.018	0.000	0.018	0.018
			20	0.035	0.004	0.027	0.042	0.018	0.000	0.018	0.018
			30	0.128	0.007	0.114	0.143	0.019	0.000	0.019	0.019
		40	0.323	0.009	0.306	0.340	0.019	0.000	0.019	0.019	
500	40	2	10	0.001	0.001	-0.001	0.003	0.025	0.000	0.025	0.025
			20	0.003	0.002	0.000	0.006	0.025	0.000	0.025	0.026
			30	0.020	0.004	0.011	0.029	0.026	0.000	0.025	0.026
		40	0.061	0.008	0.045	0.077	0.026	0.000	0.026	0.026	
		5	10	0.002	0.001	0.001	0.004	0.026	0.000	0.026	0.026
			20	0.013	0.002	0.008	0.017	0.026	0.000	0.026	0.026
			30	0.045	0.004	0.037	0.053	0.026	0.000	0.026	0.026
		40	0.100	0.006	0.088	0.113	0.026	0.000	0.026	0.026	
		8	10	0.004	0.001	0.002	0.006	0.026	0.000	0.026	0.026
			20	0.017	0.002	0.013	0.021	0.026	0.000	0.026	0.026
			30	0.054	0.004	0.047	0.061	0.027	0.000	0.026	0.027
		40	0.151	0.006	0.140	0.163	0.027	0.000	0.027	0.027	
	80	2	10	0.000	0.000	0.000	0.000	0.017	0.000	0.017	0.017
			20	0.008	0.003	0.003	0.013	0.018	0.000	0.017	0.018
			30	0.050	0.008	0.035	0.065	0.018	0.000	0.018	0.018
		40	0.138	0.010	0.118	0.158	0.018	0.000	0.018	0.018	
		5	10	0.002	0.001	0.000	0.004	0.017	0.000	0.017	0.017
			20	0.018	0.003	0.013	0.023	0.018	0.000	0.018	0.018
			30	0.088	0.006	0.076	0.099	0.018	0.000	0.018	0.018
		40	0.243	0.008	0.227	0.259	0.018	0.000	0.018	0.018	
		8	10	0.005	0.001	0.003	0.007	0.017	0.000	0.017	0.018
			20	0.033	0.003	0.027	0.039	0.018	0.000	0.018	0.018
			30	0.129	0.005	0.118	0.139	0.018	0.000	0.018	0.019
		40	0.315	0.008	0.300	0.329	0.019	0.000	0.019	0.019	

Tabla 5.25: FVP y Valores del Estadístico propuesto S_{2n} a una FFP de 0.05

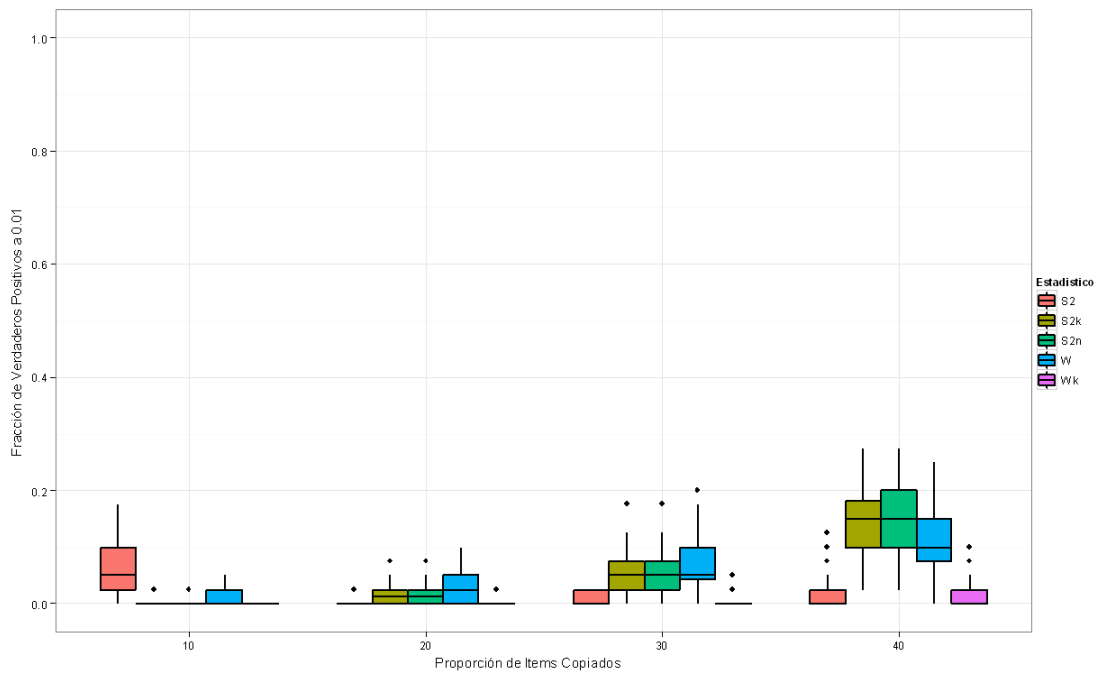
Tamaño de la Muestra	Numero de ítems	% Copiadores	% ítems Copiados	Fracción de Verdaderos Positivos				Valor del Estadístico			
				Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
100	40	2	10	0.010	0.007	-0.004	0.024	0.061	0.000	0.061	0.062
			20	0.015	0.009	-0.002	0.032	0.062	0.000	0.061	0.063
			30	0.090	0.019	0.052	0.128	0.063	0.000	0.062	0.063
		40	0.170	0.027	0.117	0.223	0.062	0.000	0.062	0.063	
		5	10	0.018	0.006	0.007	0.029	0.062	0.000	0.061	0.062
			20	0.074	0.011	0.053	0.095	0.063	0.000	0.062	0.063
			30	0.126	0.016	0.095	0.157	0.063	0.000	0.063	0.064
		40	0.220	0.020	0.181	0.259	0.064	0.000	0.063	0.064	
		8	10	0.029	0.007	0.015	0.042	0.063	0.000	0.062	0.063
			20	0.066	0.008	0.050	0.082	0.064	0.000	0.063	0.064
			30	0.190	0.014	0.162	0.218	0.064	0.000	0.064	0.065
		40	0.297	0.016	0.267	0.328	0.065	0.000	0.064	0.065	
	80	2	10	0.020	0.010	0.001	0.039	0.042	0.000	0.042	0.043
			20	0.025	0.011	0.004	0.047	0.042	0.000	0.042	0.043
			30	0.185	0.027	0.132	0.238	0.043	0.000	0.042	0.043
		40	0.335	0.035	0.267	0.403	0.042	0.000	0.042	0.043	
		5	10	0.036	0.009	0.019	0.053	0.043	0.000	0.042	0.043
			20	0.090	0.014	0.063	0.117	0.043	0.000	0.043	0.043
			30	0.212	0.021	0.172	0.252	0.044	0.000	0.043	0.044
		40	0.434	0.025	0.384	0.484	0.044	0.000	0.044	0.045	
		8	10	0.035	0.006	0.023	0.047	0.043	0.000	0.042	0.043
			20	0.119	0.010	0.099	0.139	0.044	0.000	0.043	0.044
			30	0.302	0.017	0.269	0.336	0.045	0.000	0.044	0.045
		40	0.550	0.019	0.512	0.588	0.045	0.000	0.044	0.045	
300	40	2	10	0.013	0.005	0.003	0.023	0.060	0.000	0.059	0.060
			20	0.033	0.007	0.019	0.047	0.060	0.000	0.060	0.060
			30	0.068	0.010	0.049	0.088	0.060	0.000	0.060	0.060
		40	0.148	0.014	0.121	0.176	0.060	0.000	0.060	0.061	
		5	10	0.020	0.004	0.013	0.027	0.060	0.000	0.060	0.061
			20	0.043	0.005	0.033	0.052	0.061	0.000	0.061	0.061
			30	0.122	0.008	0.106	0.138	0.061	0.000	0.061	0.062
		40	0.215	0.011	0.193	0.236	0.062	0.000	0.062	0.062	
		8	10	0.023	0.003	0.017	0.029	0.061	0.000	0.061	0.061
			20	0.066	0.005	0.056	0.076	0.062	0.000	0.061	0.062
			30	0.151	0.007	0.137	0.164	0.063	0.000	0.062	0.063
		40	0.298	0.009	0.280	0.316	0.063	0.000	0.062	0.063	
	80	2	10	0.010	0.004	0.002	0.018	0.042	0.000	0.041	0.042
			20	0.035	0.007	0.022	0.048	0.042	0.000	0.042	0.042
			30	0.142	0.017	0.109	0.174	0.042	0.000	0.042	0.043
		40	0.318	0.018	0.282	0.354	0.043	0.000	0.042	0.043	
		5	10	0.021	0.004	0.014	0.029	0.042	0.000	0.042	0.042
			20	0.081	0.007	0.068	0.095	0.043	0.000	0.043	0.043
			30	0.219	0.012	0.196	0.243	0.043	0.000	0.043	0.043
		40	0.431	0.014	0.403	0.458	0.043	0.000	0.043	0.044	
		8	10	0.023	0.003	0.017	0.029	0.042	0.000	0.042	0.042
			20	0.117	0.007	0.104	0.130	0.043	0.000	0.043	0.044
			30	0.292	0.010	0.273	0.311	0.044	0.000	0.044	0.044
		40	0.535	0.010	0.516	0.555	0.045	0.000	0.044	0.045	
500	40	2	10	0.004	0.002	0.000	0.008	0.059	0.000	0.059	0.060
			20	0.024	0.005	0.015	0.033	0.060	0.000	0.059	0.060
			30	0.079	0.007	0.065	0.093	0.060	0.000	0.060	0.060
		40	0.159	0.011	0.137	0.181	0.060	0.000	0.060	0.060	
		5	10	0.024	0.003	0.017	0.030	0.060	0.000	0.060	0.060
			20	0.052	0.004	0.043	0.061	0.061	0.000	0.060	0.061
			30	0.129	0.007	0.115	0.143	0.061	0.000	0.061	0.061
		40	0.236	0.009	0.218	0.254	0.061	0.000	0.061	0.062	
		8	10	0.024	0.002	0.019	0.028	0.060	0.000	0.060	0.060
			20	0.064	0.003	0.058	0.071	0.061	0.000	0.061	0.061
			30	0.164	0.006	0.152	0.176	0.062	0.000	0.062	0.062
		40	0.317	0.007	0.304	0.331	0.062	0.000	0.062	0.063	
	80	2	10	0.010	0.004	0.003	0.017	0.041	0.000	0.041	0.042
			20	0.047	0.006	0.035	0.059	0.042	0.000	0.042	0.042
			30	0.134	0.012	0.111	0.157	0.042	0.000	0.042	0.042
		40	0.271	0.014	0.244	0.298	0.042	0.000	0.042	0.042	
		5	10	0.018	0.003	0.012	0.024	0.042	0.000	0.042	0.042
			20	0.068	0.006	0.057	0.079	0.043	0.000	0.042	0.043
			30	0.215	0.008	0.198	0.231	0.043	0.000	0.043	0.043
		40	0.435	0.010	0.416	0.454	0.043	0.000	0.043	0.043	
		8	10	0.033	0.003	0.027	0.038	0.042	0.000	0.042	0.042
			20	0.101	0.005	0.092	0.111	0.043	0.000	0.043	0.043
			30	0.285	0.008	0.269	0.301	0.044	0.000	0.044	0.044
		40	0.524	0.009	0.507	0.541	0.044	0.000	0.044	0.044	

5.9.6. Conclusiones de los resultados de la Fracción de Verdaderos Positivos y del valor del Estadístico tanto para los estadísticos de referencia: ω y S_2 y los estadísticos propuestos: ω , S_{2n} y S_{2k}

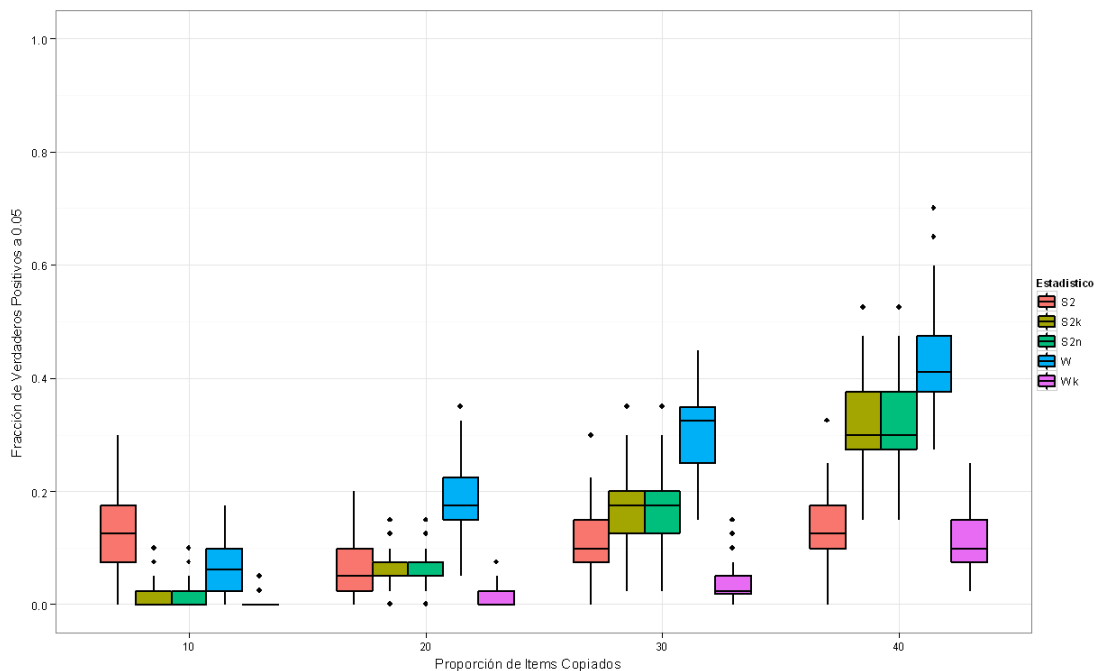
Con respecto a la FVP y al valor del estadístico para la detección de copiadores, los resultados permiten concluir:

1. El estadístico ω es el que presenta una FVP más alta con respecto a los estadísticos ω_k , S_2 , S_{2k} y S_{2n} tanto para una FFP de 0.01 como de 0.05 cuando se tienen pruebas con 80 ítems (Ver gráficas 5.10 y 5.11).
2. Los estadísticos S_{2k} y S_{2n} presentan valores más altos en FVP en pruebas de 40 ítems (con una FFP de 0.01) que los estadísticos ω , S_2 , S_{2k} y S_{2n} (Ver gráfica 5.9).
3. El estadístico S_2 es el único cuya FVP se ve afectada negativamente por la proporción de copiadores, lo que conlleva a que sea un estadístico no apropiado para la detección de copiadores (Ver gráficas 5.9, 5.10 y 5.11).
4. Los estadísticos S_{2k} y S_{2n} presentan comportamientos en la FVP muy similares, especialmente con 80 ítems. (Ver gráficas 5.10 y 5.11).
5. Los puntos de corte de los estadísticos de copia no corresponden a los valores de α , por ejemplo el número de sujetos afecta al punto de corte de ω y ω_k ; mientras que el número de sujetos y de ítems afecta a los estadísticos S_2 , S_{2k} y S_{2n} . Esto ocasiona que sea necesario reconsiderar los puntos de corte para lograr obtener un rendimiento más real de los mismos.

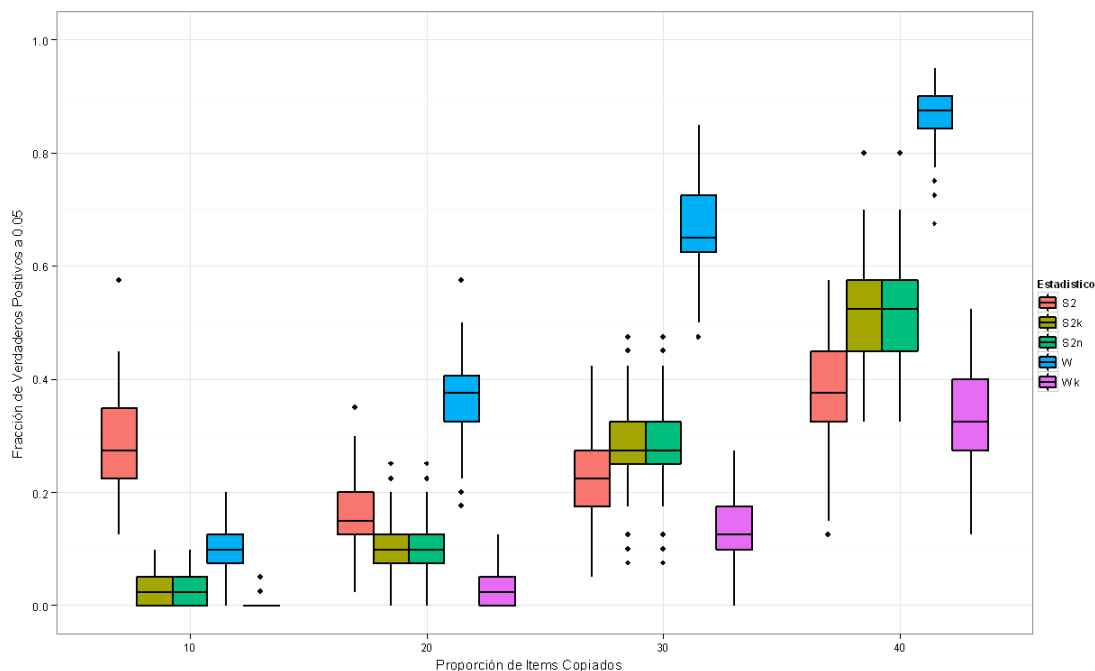
Gráfica 5.9: Boxplot de la FVP de los estadísticos para la detección de copia en las condiciones de 500 sujetos, 40 ítem y 8% copiadore a un valor de FFP de 0.01.



Gráfica 5.10: Boxplot de la FVP de los estadísticos para la detección de copia en las condiciones de 500 sujetos, 40 ítem y 8% copiadore a un valor de FFP de 0.05.



Gráfica 5.11: Boxplot de la FVP de los estadísticos para la detección de copia en las condiciones de 500 sujetos, 80 ítem y 8% copiadores a un valor de FVP de 0.05.



5.10. Conclusiones del capítulo

1. Los resultados del estudio de simulación indican que el estadístico ω presenta el mejor comportamiento para un estadístico de detección de copia de respuestas, ya que exhibe una alta potencia con una baja tasa de error de tipo I, estos resultados coinciden con los reportados por Wollack (1997). Además los estadísticos provenientes de las curvas ROC como AUC y AUC parcial estandarizado reflejan que tiene la capacidad de clasificar con precisión a copiadores y no copiadores y los valores del estadístico tienden a ser estables a lo largo de las condiciones. Este estadístico funciona muy bien con pruebas de 80 ítems y se recomienda su uso para este tamaño de pruebas, sin embargo, cuando se tienen test de 40 ítems presenta un comportamiento más deficiente.
2. Con respecto al estadístico ω_k se ha encontrado que su comportamiento no se aproxima a lo esperado. La introducción de un modelo no paramétrico de TRI como el modelo de Ramsay dentro del estadístico ω no ha tenido los efectos esperados en cuanto a la mejora de la capacidad de detección del estadístico. Posiblemente las carencias del ω_k se deban a que en el modelo de Ramsay se hacen dos estimaciones independientes, una para el nivel de

habilidad del sujeto y otra para las probabilidades de respuesta a los ítems. Con respecto a la primera, al emplear una transformación por rangos y posteriormente por centiles de la suma de las puntuaciones de los sujetos (Ramsay, 1991, 2000), se puede estar generando un sesgo en la estimación de la habilidad que puede afectar la estimación de las probabilidades de respuesta a los ítems. Se hace necesario ampliar y profundizar en los efectos que tienen los modelos de TRI no paramétricos en los estadísticos de detección de copia de respuesta.

3. Los resultados sugieren que los estadísticos que no pueden ser empleados en la detección de copia de respuestas son el ω_k y el S_2 , el primero por presentar una baja potencia y el segundo por presentar una capacidad de detección decreciente, es decir, a medida que aumenta la proporción de ítems copiados menor es la potencia del estadístico, es decir, una decreciente capacidad de discriminación entre copiadores y no copiadores. Estos resultados son claramente contradictorios con los reportados por Sotaridona y Meijer (2003), pues en dicho estudio, los autores informan que la potencia del S_2 crece a medida que aumenta la proporción de ítems copiados. Una posible explicación a dichas diferencias puede deberse al diseño de la simulación puesto que en la presente tesis se calcularon los valores del estadístico para todas las combinaciones de parejas posibles que se pueden conformar en cada base de datos, por ejemplo, para una muestra de 100 sujetos se tienen 9900 parejas fuente-copia posibles y por tanto para un sujeto particular se han calculado 99 índices S_2 (uno con cada pareja). En contraste, Sotaridona y Meijer (2003) estimaron el índice de copia con base a parejas fuente-copia previamente definidas, por lo tanto, para cada sujeto se calcula un único valor de S_2 . Otra diferencia importante en el diseño que puede explicar los resultados es que los valores del S_2 estimados por los autores no se analizaron según un valor de α nominal sino que se probó su significancia estadística.
4. Los estadísticos S_{2n} y S_{2k} reflejan que el modelo de TRI permite la mejoría de un estadístico para la detección de copia. Si bien el S_2 no es pertinente para la detección por verse influenciado negativamente por la proporción de ítems copiados, los estadísticos S_{2n} y S_{2k} por el contrario aumentan su potencia a medida que aumenta la proporción de ítems copiados. El modelo de TRI implantado para la estimación de la estimación de las probabilidades de respuestas correctas ha tenido un efecto positivo, aunque no se evidencian diferencias importantes entre el modelo de TRI paramétrico y el no paramétrico.

5. Se presenta una contradicción en cuanto al efecto de la introducción de los modelos de TRI al observar los resultados del ω_k con respecto al ω y entre el S_{2n} y S_{2k} , puesto que las diferencias son notables en el primer caso mientras en el segundo no. Una posible explicación a dicha discrepancia es que en el primer caso hay una implantación completa de los modelos ya que se estiman las probabilidades de respuesta correctas e incorrectas, mientras en el segundo sólo es posible estimar las probabilidades de las repuestas correctas. Los resultados sugieren que es necesario profundizar en los efectos de los modelos de TRI paramétricos y no paramétricos en el funcionamiento de los estadísticos para la detección de copia de respuestas.
6. Los estadísticos S_{2n} y S_{2k} , en algunas condiciones, presentan una tasa de error de tipo I más baja que el valor nominal de α , lo cual los define como estadísticos conservadores. Estos resultados sugieren que el punto de corte de dichos estadísticos debería ser reconsiderado, en otras palabras, es necesario estudiar estos estadísticos con otros puntos de corte.
7. Según los resultados obtenidos los puntos de corte óptimos para cada uno de los estadísticos se resumen en la tabla 5.26. Se observa que el valor del estadístico ω presenta menor variación de acuerdo al número de ítems comparado con los demás estadísticos. Se observa que para el resto de estadísticos el punto de corte es diferente según el valor de α y el tamaño de la prueba. Esto sugiere que los puntos de corte deben ser estudiados para todos los estadísticos a profundidad.

Tabla 5.26: Puntos de corte estimados para los estadísticos de detección de copia

α	Tamaño de la prueba	ω	ω_k	S_2	S_{2k}	S_{2n}
0.01	40 ítems	0.019	0.021	0.021	0.027	0.027
	80 ítems	0.016	0.016	0.006	0.017	0.017
0.05	40 ítems	0.077	0.084	0.052	0.063	0.065
	80 ítems	0.068	0.071	0.028	0.041	0.041

Capítulo 6

Estadísticos que requieren únicamente de la información de la pareja sospechosa de copia

6.1. Introducción

El capítulo anterior tuvo como objetivo el determinar las capacidades de detección de copia de cinco estadísticos, dos de referencia: ω y S_2 y los tres estadísticos propuestos: ω , S_{2n} y S_{2k} . Sin embargo, dichos estadísticos se caracterizan por requerir información del grupo para llevar a cabo las estimaciones de copia, por ejemplo, para el cálculo del ω se necesita estimar la media de la probabilidad de selección de cada alternativa de respuesta. Como dichos estadísticos son dependientes del comportamiento del grupo se ven afectados por características del mismo, por ejemplo si el grupo tiene sujetos con alto dominio en el atributo de medida o si existen problemas en la aplicación se puede ver afectada la calidad de las detección.

Trabajos como los de Angoff (1974), van der Linden y Sotaridona (2004) y Sotaridona, van der Linden y Meijer (2006) se caracterizan por presentar estadísticos que únicamente buscan tener en cuenta los patrones de respuesta de la pareja de sujetos sospechosos de copia, sin embargo, es un número considerablemente bajo de estudios. En dichos trabajos se realiza un análisis pobre con respecto a la calidad de los estadísticos de copia excepto el trabajo de Sotaridona, van der Linden y Meijer (2006) en el cual se presenta el estadístico $Z_{\hat{k}}$ y se analizan los efectos del nivel

de rasgo latente en la potencia y el error de tipo I.

En el presente capítulo se ha analizado la calidad de dos nuevos estadísticos para la detección de copia que emplean únicamente la información de la pareja de sujetos sospechosa de copia. El primero de ellos es el H_{ij}^T , el cual ha sido originalmente planteado por Sijtsma (1986) y Sijtsma y Meijer (1992) en el estudio de las las Funciones de Respuesta a los Ítems (FRI), donde se analiza si dichas funciones se intersectan o no en el contexto de un modelo de NTRI. Hasta el momento, no se ha estudiado su aplicación en el contexto de la detección de copia de respuestas. Aunque Karabatsos (2003) hace una aplicación del H^T en la detección de patrones aberrantes, se concluye que éste puede ser aplicado en la detección de sujetos que posiblemente han copiado.

El segundo estadístico es una nueva propuesta diseñada para la presente tesis doctoral que tiene en cuenta únicamente las respuestas de la pareja sospechosa de copia y que se puede aplicar tanto en muestras grandes como pequeñas, como es el caso de un salón de clase. El estadístico propuesto se ha llamado K_{sc} .

A través del K_{sc} y H_{ij}^T se busca hacer una contribución al desarrollo de los estadísticos aplicados en la detección de copia de respuestas. Pero, para que éstos puedan ser empleados en datos reales, es necesario estudiar su calidad en la detección de copiadores. Un análisis de la potencia y del error de tipo I, así como de la información proveniente de las curvas ROC, será necesario llevar a cabo.

6.2. Estructura del capítulo

La estructura del presente capítulo es la siguiente: primero, se exponen las características del H_{ij}^T , cuya adecuada comprensión requiere una mención del Modelo de Homogeneidad Monótona de Mokken y del coeficiente H de escalabilidad. Segundo, se exhiben las características del nuevo estadístico K_{sc} y la lógica que lo sustenta. Tercero, se presentan los objetivos de los dos estudios de simulación que componen el capítulo. Cuarto, se describen las características del estudio de simulación I acompañado de sus respectivos resultados. Quinto, se presentan las características del estudio de simulación II acompañado de sus respectivos resultados, y por último, se realiza una discusión de los resultados obtenidos.

6.3. Modelo de Homogeneidad Monótona de Mokken

Mokken en el año 1971 plantea un modelo de Teoría de Respuesta al Ítem No Paramétrico (NTRI) para datos dicotómicos, el cual tiene como nombre Modelo de Homogeneidad Monótona (MHM). Los supuestos de este modelo son tres: unidimensionalidad, independencia local y que las FRI estén monótonamente relacionadas con el atributo o rasgo latente.

Si la probabilidad de una opción seleccionada de un ítem k depende de un único rasgo latente o atributo θ , la cual se denota como $P_k(\theta)$, entonces se afirma que se cumple el supuesto de unidimensionalidad. Donde la $P_k(\theta)$ es la FRI.

Por otro lado, si $\mathbf{X} = (X_1, X_2, \dots, X_k)$ es un vector que contiene las puntuaciones en los ítems, y $x = (x_1, x_2, \dots, x_k)$ una realización de \mathbf{X} , la independencia local se define como:

$$P(X = x|\theta) = \prod_{k=1}^K P(X_k = x_k|\theta) \tag{6.1}$$

Es decir, dado un valor de θ , las respuestas de un sujeto a los K ítems son estadísticamente independientes. Y por último, se hace necesario poner una restricción a las FRI, esto debido a que los supuestos de unidimensionalidad e independencia local conjuntamente no implican consecuencias repetibles en las observaciones de los datos. El supuesto de monotonicidad establece que:

$$P_k(\theta_a) \leq P_k(\theta_b), \text{ cuando } \theta_a < \theta_b, \text{ para } k = 1, \dots, K \tag{6.2}$$

Donde θ_a y θ_b son los valores del rasgo latente de dos sujetos a y b . El supuesto de monotonicidad indica que las FRI son no decrecientes en θ .

El MHM implica un ordenamiento estocástico de θ por la puntuación total de la prueba $\mathbf{X}_+ = \sum X_k$ (van Abswoude, van der Ark & Sijtsma, 2004; Sijtsma & Molenaar, 2002).

6.3.1. Coeficiente H de escalabilidad

Teniendo en cuenta lo anterior, para evaluar si las FRI son no decrecientes se emplea el coeficiente H de escalabilidad. Supongamos que se tiene el ítem k y el ítem g , se define el coeficiente H de escalabilidad como la razón de la covarianza entre los ítems k y g y su máxima covarianza dada la distribución marginal de los ítems. Esto es:

$$Cov(X_k, X_g) = P_{kg} - P_k P_g \quad (6.3)$$

$$Cov(X_k, X_g)_{max} = P_k (1 - P_g) \quad (6.4)$$

Donde P_{kg} es la probabilidad de tener una respuesta correcta tanto el ítem k como el el g . P_k es la probabilidad de tener una respuesta correcta en el ítem k y P_g una probabilidad de tener una respuesta correcta en el ítem g .

$$H_{kg} = \frac{Cov(X_k, X_g)}{Cov(X_k, X_g)_{max}} \quad (6.5)$$

Por lo tanto, H_{kg} es la covarianza normada de un par de ítems (van Abswoude, van der Ark & Sijtsma, 2004; Sijtsma & Molenaar, 2002).

El coeficiente H_{kg} también puede ser expresado a través de los errores Guttman. Un error Guttman (EG) se presenta cuando un sujeto responde correctamente al ítem k (considerado más difícil que el ítem g) y no responde acertadamente al ítem g .

Tabla 6.1: Tabla de frecuencias observadas conjuntamente de los ítems 3 y 7.

	Frecuencias		
	$X_7 = 0$	$X_7 = 1$	Total
$X_3 = 0$	23	3	26
$X_3 = 1$	236	268	504
Total	259	271	530

En la tabla 6.1 se observa que hay tres errores Guttman para el par de ítems 3 y 7, ya que hay tres personas que responden acertadamente el ítem 7 y fallan el ítem 3, que es más fácil que el ítem 7.

Por lo tanto, se puede escribir el coeficiente de escalabilidad como:

$$H_{kg} = 1 - \frac{F}{E} \quad (6.6)$$

Donde F es la frecuencia observada de errores Guttman. En la tabla 6.1 será la celda correspondiente a la intersección $X_3 = 0$; $X_7 = 1$, que es un valor de 3. El valor E corresponde a la frecuencia esperada de esa misma celda, $E_{3,7} = 26 \times 271/530 = 13.294$. Por lo tanto, el valor del coeficiente de escalabilidad sería $H_{3,7} = 0.77$.

El coeficiente de escalabilidad para un único ítem k (con respecto a los otros $K - 1$ ítems)

seleccionado dentro de un grupo está definido como:

$$H_k = \frac{\sum_{g \neq k} Cov(X_k, X_g)}{\sum_{g \neq k} Cov(X_k, X_g)_{max}} \quad (6.7)$$

A través de los errores Guttman también se obtiene el coeficiente de escalabilidad del ítem k .

$$H_k = 1 - \frac{\sum_{g \neq k} F_{kg}}{\sum_{g \neq k} E_{kg}} \quad (6.8)$$

Lo anterior indica que la suma de las frecuencias observadas de todos los errores Guttman, en los cuales el ítem k esta involucrado, debe estar dividido por su valor esperado asumiendo independencia estadística entre el ítem k y los demás ítems y el resultado debe ser restado de 1.

Este índice de escalabilidad para el ítem k puede ser interpretado como índice para la pendiente de su FRI (van Abswoude, van der Ark & Sijtsma, 2004; Sijtsma & Molenaar, 2002).

Por último, para un conjunto de K ítems, el coeficiente de escalabilidad H es un promedio ponderado de los distintos H_k de los k ítems con un peso positivo dependiendo en las marginales. El coeficiente H se escribe como:

$$H = \frac{\sum_{k=1}^{K-1} \sum_{g=k+1}^K Cov(X_k, X_g)}{\sum_{k=1}^{K-1} \sum_{g=k+1}^K Cov(X_k, X_g)_{max}} \quad (6.9)$$

A través de los EG se puede establecer el H de la escala como:

$$H = 1 - \frac{\sum_{k=1}^{K-1} \sum_{g=k+1}^K F_{kg}}{\sum_{k=1}^{K-1} \sum_{g=k+1}^K E_{kg}} \quad (6.10)$$

Teniendo en cuenta los tres supuestos del MHM (la unidimensionalidad, la independencia local y la monotonicidad), se puede mostrar que $0 < H < 1$. Y dados estos supuestos el valor de $H = 0$ significa que las FRI de los ítems restantes ($K - 1$) son funciones constantes de θ y $H = 1$ significa que no hay presencia de los errores Guttman y que los ítems dan cuenta de un preciso ordenamiento de las personas a través de \mathbf{X}_+ , es decir, las FRI son no decrecientes (van Abswoude, van der Ark & Sijtsma, 2004; Sijtsma & Molenaar, 2002).

6.4. Estadístico H_{ij}^T

Para la estimación de los coeficiente H , H_k y H_{kg} , las tablas de contingencia que se han construido contienen las proporciones de respuesta o el número de respuestas a las opciones posibles de 0 y 1 de un par de ítems. Los resultados del ítem k estarán en las filas y los del g en las columnas, bajo el supuesto de que el ítem k es más fácil que el g . Si se construye el mismo tipo de tabla de contingencia, pero con la diferencia de que en las filas estarán las proporciones o el número de respuestas del sujeto i y en las columnas las del sujeto j , a través de estas nuevas tablas de contingencia se estarán estimando los estadísticos H^T , H_i^T y H_{ij}^T .

H_{kg} permite medir el grado de homogeneidad o de asociación entre un par de ítems, es decir, qué tan relacionados se encuentran los mismos. H_k permite determinar qué tanto el ítem k discrimina a dos sujetos, uno que domina el ítem y otro que no. Y el estadístico H conduce a afirmar que la puntuación total (\mathbf{X}_+) ordena fehacientemente a los sujetos, es decir, las FRI no son decrecientes. Por lo tanto, a través de H , H_k y H_{kg} se estudia si las FRI son no decrecientes y a través de H^T , H_i^T y H_{ij}^T se estudia que las Funciones de Respuesta de las Personas (FRP) sean decrecientes a medida que aumenta las dificultades de los ítems. Cuando las FRP son decrecientes se dice que las FRI no se intersectan (Sijtsma y Meijer, 1992). Por lo tanto, el modelo MHM pasaría a ser un modelo de doble monotonicidad: las FRI son no decrecientes en θ y las FRI no se intersectan. Es así que cuando se cumplen estos dos supuestos el MHM pasaría a llamarse Modelo de Doble Monotonicidad de Mokken.

Para estimar el valor de H_{ij}^T se necesita estimar la covarianza y la covarianza máxima entre los sujetos i y j en los k ítems. Entonces:

$$Cov(S_i, S_j) = \beta_{ij} - \beta_i\beta_j \quad (6.11)$$

$$Cov(S_i, S_j)_{max} = \beta_i(1 - \beta_j) \quad (6.12)$$

Donde β_{ij} es la probabilidad de tener una respuesta correcta tanto del sujeto i como del j . β_i es la probabilidad de tener una respuesta correcta del sujeto i y β_j una probabilidad de tener una respuesta correcta del sujeto j .

Por lo tanto:

$$H_{ij}^T = \frac{Cov(S_i, S_j)}{Cov(S_i, S_j)_{max}} \quad (6.13)$$

Es así que el valor de H_{ij}^T permitirá establecer el grado de homogeneidad o de asociación entre un par de sujetos en los k ítems. En otras palabras, entre más se acerque este valor a 1 mayor similitud existirá entre las FRP de los sujetos i y j , los patrones de respuesta tenderán a ser similares.

El valor de H_i^T será:

$$H_i^T = \frac{\sum_{i \neq j} Cov(S_i, S_j)}{\sum_{i \neq j} Cov(S_i, S_j)_{max}} \quad (6.14)$$

Y el valor de H^T se estimará como:

$$H^T = \frac{\sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N Cov(S_i, S_j)}{\sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N Cov(S_i, S_j)_{max}} \quad (6.15)$$

H_i^T corresponde al grado de similitud que existe entre el patrón de respuestas del sujeto i con los vectores de respuesta de los $N - 1$ sujetos. Y H^T permite establecer si las FRI no se intersectan.

Como el estadístico H_{ij}^T permite establecer el grado de asociación entre los patrones de respuesta de una pareja de sujetos tiene sentido considerarlo en el contexto de la detección de copia de respuestas. El problema que se tiene con el H_{ij}^T es que se desconoce el punto de corte óptimo que permita considerar si las respuestas de una pareja de sujetos son lo suficientemente similares como para ser consideradas como copiadas. Es necesario establecer el punto de corte óptimo del estadístico H_{ij}^T en situaciones de copia para que pueda ser empleado en este contexto.

6.5. Estadístico K_{sc}

Suponga que N sujetos responden una prueba compuesta de K ítems. Si entre los N sujetos existe sospecha de que una pareja ha copiado, entonces se identifica a uno de ellos como fuente de copia (s) y al otro como copiadador (c), si es la persona que se sospecha que ha copiado. Cada sujeto de la pareja tiene su propio patrón de respuestas: $U_s = \begin{bmatrix} u_{s1}, & u_{s2}, & \cdots & u_{sK} \end{bmatrix}$ y $U_c = \begin{bmatrix} u_{c1}, & u_{c2}, & \cdots & u_{cK} \end{bmatrix}$, donde u_{sk} y u_{ck} son las respuestas de los sujetos s y c en el

ítem k , respectivamente. Además, previamente se ha definido el patrón de claves de respuesta $U_q = \begin{bmatrix} u_{q1}, & u_{q2}, & \cdots & u_{qK} \end{bmatrix}$, donde q es la respuesta correcta del ítem k .

A partir de los vectores U_s , U_c y U_q , se pueden calcular cinco valores.

$$a = \sum_{k=1}^K T(u_{sk} = u_{ck} \mid u_{sk} \neq u_{qk}, u_{ck} \neq u_{qk}) \quad (6.16)$$

a corresponde al número de respuestas incorrectas comunes entre s y c . $T = 1$ si s y c han seleccionado la misma opción incorrecta en el ítem k , $T = 0$ en otro caso.

$$d = \sum_{k=1}^K T(u_{sk} = u_{ck} \mid u_{sk} = u_{qk}, u_{ck} = u_{qk}) \quad (6.17)$$

d es el número de respuestas correctas comunes entre s y c . $T = 1$ si s y c han seleccionado la misma opción correcta en el ítem k , $T = 0$ en otro caso.

$$b = \sum_{k=1}^K T(u_{sk} \neq u_{ck} \mid u_{sk} \neq u_{qk}, u_{ck} = u_{qk}) \quad (6.18)$$

b es el número de ítems donde s tiene una respuesta incorrecta mientras que c tiene una respuesta correcta. $T = 1$ si s ha seleccionado una opción incorrecta y c ha seleccionado la opción correcta en el ítem k , $T = 0$ en otro caso.

$$g = \sum_{k=1}^K T(u_{sk} \neq u_{ck} \mid u_{sk} = u_{qk}, u_{ck} \neq u_{qk}) \quad (6.19)$$

g es el número de ítems donde s tiene una respuesta correcta mientras que c tiene una respuesta incorrecta. $T = 1$ si s ha seleccionado la opción correcta y c ha seleccionado una opción incorrecta en el ítem k , $T = 0$ en otro caso.

$$p = \sum_{k=1}^K T(u_{sk} \neq u_{ck} \mid u_{sk} \neq u_{qk}, u_{ck} \neq u_{qk}) \quad (6.20)$$

p corresponde el número de respuestas incorrectas pero diferentes entre s y c . $T = 1$ si s han seleccionado diferentes opciones incorrectas en el ítem k , $T = 0$ en otro caso.

Para establecer el grado de similaridad entre los patrones de respuesta, es necesario estimar

dos valores: el primero, para las respuestas correctas comunes y el segundo, para las incorrectas comunes.

Por lo tanto, para las respuestas correctas comunes se tiene:

$$C_{obs} = \frac{d}{b+d} + \frac{d}{g+d} \quad (6.21)$$

C_{obs} indica el grado de similaridad entre las respuestas correctas comunes de s y c . La similitud es mayor cuando C_{obs} se acerca a 2.

Por otro lado, para las respuestas incorrectas comunes se tiene:

$$I_{obs} = \frac{a}{a+g} + \frac{a}{a+b} \quad (6.22)$$

I_{obs} indica el grado de similaridad entre las respuestas incorrectas comunes entre s y c . La similitud es mayor cuando I_{obs} se acerca a 2.

Sin embargo, es posible que la pareja de tenga respuestas incorrectas comunes pero que hayan seleccionado distintas opciones, por este motivo I_{obs} está sesgado y es necesario corregirlo por el valor de p , ya definido, como se puede observar en la siguiente expresión:

$$I_{obs}^* = \left(1 - \frac{p}{K}\right) I_{obs} \quad (6.23)$$

A partir de C_{obs} e I_{obs}^* se define el estadístico:

$$K_{sc} = \frac{C_{obs} + I_{obs}^*}{4} \quad (6.24)$$

K_{sc} oscila entre 0 y 1, cuanto más se acerque el valor a 1 mayor evidencia de que c ha copiado de s .

6.5.1. Un ejemplo para el K_{sc}

Un grupo de 60 sujetos ha dado respuesta a una prueba de 40 ítems de selección múltiple con 5 opciones de respuesta. Existe sospecha de que el sujeto 2 (c) ha copiado del sujeto 45 (s). Los patrones de respuesta de cada sujeto así como las opciones de respuesta correcta se presentan en la tabla 6.2.

Tabla 6.2: Patrones de respuesta de c y s y claves de respuesta.

Ítem	c	s	Clave	Ítem	c	s	Clave
I1	4	1	3	I21	1	1	1
I2	5	5	1	I22	1	3	3
I3	2	2	2	I23	3	3	3
I4	1	3	4	I24	5	5	4
I5	3	1	1	I25	3	3	5
I6	3	3	3	I26	1	1	1
I7	3	3	5	I27	5	3	5
I8	5	5	3	I28	5	1	3
I9	5	5	5	I29	3	5	1
I10	2	3	2	I30	4	2	5
I11	2	2	2	I31	4	2	5
I12	5	5	5	I32	5	2	3
I13	5	5	5	I33	2	3	2
I14	2	2	2	I34	5	2	2
I15	2	1	2	I35	1	1	1
I16	2	1	5	I36	2	2	2
I17	3	1	1	I37	3	2	3
I18	1	1	1	I38	3	5	3
I19	5	4	3	I39	2	1	2
I20	5	5	4	I40	5	3	5

A partir de la tabla 6.2 se estiman los valores a , b , g , d y p . Sus valores observados son: $a = 6$, $b = 8$, $g = 4$, $d = 13$ y $p = 9$. A partir de ellos, los valores de similitud, tanto para las respuestas correctas e incorrectas, son: $C_{obs} = 1.3838$, $I_{obs} = 1.0286$ y $I_{obs}^* = 0.7971$. Por lo tanto, $K_{sc} = 0.545$.

6.6. Objetivos

Las hipótesis que se pueden definir para los estadísticos K_{sc} y H_{ij}^T para la detección de copiadores son:

$$\begin{aligned}
 H_o : H_{ij}^T &= 0 & H_o : K_{sc} &= 0 \\
 H_1 : H_{ij}^T &> 0 & H_1 : K_{sc} &> 0
 \end{aligned}$$

Donde las hipótesis nulas indican que los patrones de respuestas de una pareja de examinados no son similares y las hipótesis alternativas permitirán afirmar que lo son. Como se desconocen los tipos de distribución para el H_{ij}^T y para el K_{sc} y, por ende, no está definido un punto de corte a través del cual se pueda comprobar la hipótesis, entonces, un primer paso, es estimar dicho punto de corte por medio del cual se pueda discriminar a los copiadores de los no copiadores.

Es por ello que los objetivos del presente capítulo son: primero, establecer el punto de corte óptimo para el K_{sc} y el H_{ij}^T , y segundo, analizar la calidad de los estadísticos. Se entiende por calidad la capacidad que tiene K_{sc} y H_{ij}^T para detectar a los que copian con el menor error posible de detección. Esto se ha llevado a cabo a través de un análisis de la potencia y del error de tipo I, a un α de 0.05 y 0.01. Además se analiza información que se obtiene a través de las curvas ROC: AUC, AUC Parcial Estandarizado, FVP en los valores de FFP a 0.05 y 0.01 y los valores de los estadísticos en dichos puntos.

Para cumplir con estos objetivos se realizaron dos estudios de simulación. A continuación se exponen las características del primer estudio con sus resultados y posteriormente las de segundo con sus resultados.

6.7. Estudio I

El estudio I tiene como objetivo establecer el punto de corte óptimo para los estadísticos K_{sc} y H_{ij}^T .

6.7.1. Diseño de la Simulación

Para la generación de los datos del presente estudio se definieron 3 variables independientes:

- (a) Número de ítems: 20, 40, 60 y 80.
- (b) Número de opciones de respuesta: 4 y 5.
- (c) Número de ítems copiados: de 0 hasta K .

El diseño más simple fue de $2 \times 21 = 42$ condiciones para el caso de 20 ítems con 4 o 5 opciones de respuesta y 20 ítems copiados más 0 ítems copiados. El más complejo $2 \times 81 = 162$ condiciones para el caso de 80 ítems con 4 o 5 opciones de respuesta y 80 ítems copiados más 0 ítems copiados. El número total de condiciones simuladas fue de 408.

6.7.1.1. Procedimiento

1. Se generó la habilidad (θ) de 1000 sujetos siguiendo una distribución normal $\sim N(0, 1)$.
2. Se simularon las respuestas a los ítems de acuerdo a las condiciones de diseño. Los parámetros de los ítems fueron simulados de acuerdo al MRN siguiendo una distribución

uniforme: $a \sim U(-1, 1)$ y $c \sim U(-1.5, 1.5)$. La opción de respuesta correcta corresponde al valor del parámetro a más grande.

3. Una vez definida la muestra de 1000 sujetos, se tomaron 200 remuestras con reemplazamiento, cada una de ellas con 30 sujetos. Esto se hizo con el objetivo de simular las condiciones de aplicación en grupos pequeños como las que se observan en un salón de clases.
4. Para cada una de las 200 remuestras de cada una de las 408 condiciones se calcularon los valores del K_{sc} y del H_{ij}^T .
5. Se calculó el valor de los estadísticos K_{sc} y H_{ij}^T en los percentiles 95 y 99 de cada remuestra. En cada una de las distribuciones obtenidas de cada condición (compuestas de 200 valores) se analizó la media, el error estándar de la media y se definió un intervalo de confianza a 0.95 para la media.
6. Posteriormente, se estableció el punto de corte óptimo para los estadísticos, tanto en el percentil 95 como en el 99. Para ello se realizó una prueba de hipótesis entre la condición de 0 ítem copiados y las condiciones K ítems copiados (0-1, 0-2, 0-3, ..., 0- K), dicha prueba de hipótesis se realizó mediante la prueba t . En cuanto se encontraba la significación estadística se detenía el procedimiento de prueba de hipótesis. El punto de corte óptimo corresponde al límite inferior del intervalo de confianza de la media asociado al K ítem copiado en el que se produjo la diferencia significativa.

6.7.1.2. Fuente y copiador

En cada remuestra y para cada condición, cada sujeto se definió como fuente (s) y copiador (c), como consecuencia se calculó el K_{sc} y el H_{ij}^T cuando el sujeto s era la fuente de los $n - 1$ sujetos restantes que eran considerados copiadore.

6.7.1.3. Ítem copiados

Se calculó el K_{sc} y el H_{ij}^T cuando se copiaba desde 0 hasta K ítems. Los ítems que se definieron como copiados fueron seleccionados aleatoriamente entre los K ítems.

6.7.1.4. Variables dependientes.

Las variables dependientes son: la media, el error estándar de la media y el intervalo de confianza al 95 % de los valores de los estadísticos K_{sc} y el H_{ij}^T en los percentiles 95 y 99.

6.7.1.5. Software

El lenguaje de programación fue R versión 2.9.0 (R Development Core Team, 2010) y escrito con el editor Tinn-R versión 2.2.0.2 (Faria, 2010). En los anexos se presentan las rutinas de simulación para obtener los datos para cada una de las condiciones como las rutinas para el análisis de los resultados.

6.7.2. Resultados

6.7.2.1. Percentil 95

20 ítems. Para el caso de 20 ítems, en las tablas 6.3, 6.4, 6.5 y 6.6 se observa la distribución de las medias del K_{sc} y H_{ij}^T según la cantidad de ítems copiados en pruebas de 4 y 5 opciones de respuesta. A partir de ellas se observa: primero, que la media de los estadísticos K_{sc} y H_{ij}^T va creciendo a medida que aumenta el número de ítems copiados, tanto para las pruebas de 4 como para la de 5 opciones de respuesta. Segundo, que las medias de los estadísticos difieren significativamente entre 0 y 1 ítems copiados en pruebas con 4 opciones únicamente para el estadístico K_{sc} ($t = 9.607$, $gl = 398$ y $p \leq 0.001$), mientras que para el estadístico H_{ij}^T se observa que las medias son prácticamente idénticas desde 0 hasta 20 ítems copiados, lo cual indica que para el percentil 95 no existen diferencias significativas entre las medias, siendo inapropiado tener en cuenta el valor del H_{ij}^T en este percentil. Para pruebas con 5 opciones de respuesta, si existen diferencias entre las medias de 0 y 1 ítem copiados para ambos estadísticos, $t = 14.277$, $gl = 398$ y $p \leq 0.001$ para el K_{sc} y $t = 2.012$, $gl = 398$ y $p \leq 0.05$ para el H_{ij}^T . Y tercero, que para 4 opciones de respuesta la media del K_{sc} con un ítem copiado oscila entre 0.686 y 0.692 y para el H_{ij}^T oscila entre 1.000 y 1.000, y para 5 opciones de respuesta la media del K_{sc} oscila entre 0.620 y 0.625 y la del H_{ij}^T oscila entre 1.000 y 1.000.

Tabla 6.3: Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 20 ítems en el percentil 95 para 4 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	0.665	0.002	0.662	0.669
1	0.689	0.002	0.686	0.692
2	0.710	0.002	0.707	0.713
3	0.731	0.001	0.729	0.734
4	0.753	0.001	0.750	0.756
5	0.772	0.001	0.770	0.775
6	0.793	0.001	0.791	0.795
7	0.814	0.001	0.812	0.816
8	0.834	0.001	0.832	0.836
9	0.854	0.001	0.852	0.855
10	0.874	0.001	0.873	0.876
11	0.894	0.001	0.892	0.895
12	0.913	0.001	0.911	0.914
13	0.928	0.000	0.927	0.929
14	0.950	0.000	0.949	0.950
15	0.964	0.001	0.962	0.965
16	0.975	0.000	0.975	0.976
17	0.998	0.000	0.997	0.999
18	1.000	0.000	1.000	1.000
19	1.000	0.000	1.000	1.000
20	1.000	0.000	1.000	1.000

Tabla 6.4: Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 20 ítems en el percentil 95 para 5 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	0.594	0.001	0.591	0.597
1	0.622	0.001	0.620	0.625
2	0.648	0.001	0.645	0.650
3	0.673	0.001	0.671	0.675
4	0.697	0.001	0.695	0.699
5	0.722	0.001	0.720	0.724
6	0.747	0.001	0.745	0.748
7	0.771	0.001	0.769	0.773
8	0.794	0.001	0.793	0.796
9	0.818	0.001	0.817	0.820
10	0.841	0.001	0.840	0.843
11	0.865	0.001	0.864	0.866
12	0.886	0.001	0.885	0.887
13	0.907	0.001	0.905	0.908
14	0.926	0.000	0.925	0.927
15	0.950	0.000	0.949	0.950
16	0.970	0.001	0.968	0.971
17	0.975	0.000	0.975	0.976
18	1.000	0.000	1.000	1.000
19	1.000	0.000	1.000	1.000
20	1.000	0.000	1.000	1.000

Tabla 6.5: Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 20 ítems en el percentil 95 para 4 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	1.000	0.000	1.000	1.000
1	1.000	0.000	1.000	1.000
2	1.000	0.000	1.000	1.000
3	1.000	0.000	1.000	1.000
4	1.000	0.000	1.000	1.000
5	1.000	0.000	1.000	1.000
6	1.000	0.000	1.000	1.000
7	1.000	0.000	1.000	1.000
8	1.000	0.000	1.000	1.000
9	1.000	0.000	1.000	1.000
10	1.000	0.000	1.000	1.000
11	1.000	0.000	1.000	1.000
12	1.000	0.000	1.000	1.000
13	1.000	0.000	1.000	1.000
14	1.000	0.000	1.000	1.000
15	1.000	0.000	1.000	1.000
16	1.000	0.000	1.000	1.000
17	1.000	0.000	1.000	1.000
18	1.000	0.000	1.000	1.000
19	1.000	0.000	1.000	1.000
20	1.000	0.000	1.000	1.000

Tabla 6.6: Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 20 ítems en el percentil 95 para 5 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	0.994	0.003	0.988	1.000
1	1.000	0.000	1.000	1.000
2	1.000	0.000	1.000	1.000
3	1.000	0.000	1.000	1.000
4	1.000	0.000	1.000	1.000
5	1.000	0.000	1.000	1.000
6	1.000	0.000	1.000	1.000
7	1.000	0.000	1.000	1.000
8	1.000	0.000	1.000	1.000
9	1.000	0.000	1.000	1.000
10	1.000	0.000	1.000	1.000
11	1.000	0.000	1.000	1.000
12	1.000	0.000	1.000	1.000
13	1.000	0.000	1.000	1.000
14	1.000	0.000	1.000	1.000
15	1.000	0.000	1.000	1.000
16	1.000	0.000	1.000	1.000
17	1.000	0.000	1.000	1.000
18	1.000	0.000	1.000	1.000
19	1.000	0.000	1.000	1.000
20	1.000	0.000	1.000	1.000

40 ítems. Para una prueba de 40 ítems se observan resultados similares a los presentados con pruebas de 20 ítems. Primero, existen diferencias significativas entre las medias de 0 y 1 ítem copiados, tanto para 4 como para 5 opciones de respuesta, en ambos estadísticos. En pruebas de 4 opciones de respuesta existen diferencias significativas para el K_{sc} ($t = 7.722$, $gl = 398$ y $p \leq 0.001$) y para el H_{ij}^T ($t = 2.621$, $gl = 398$ y $p \leq 0.01$). Con 5 opciones de respuesta, existen diferencias significativas para el K_{sc} ($t = 7.498$, $gl = 398$ y $p \leq 0.001$) y para el H_{ij}^T ($t = 3.919$, $gl = 398$ y $p \leq 0.001$). Segundo, con 4 opciones de respuesta, la media del K_{sc} para 1 ítem copiado oscila entre 0.594 y 0.598 (Tabla 6.7) y para el estadístico H_{ij}^T oscila entre 0.845 y 0.883 (Tabla 6.9). Con 5 opciones de respuesta, la media del K_{sc} para 1 ítem copiado oscila entre 0.536 y 0.541 (Tabla 6.8) y para el estadístico H_{ij}^T oscila entre 0.867 y 0.906 (Tabla 6.10).

Con pruebas de 40 ítems el estadístico H_{ij}^T presenta un comportamiento discriminatorio entre copiadorees y no copiadorees, lo que permite afirmar que para pruebas de dicho tamaño es viable la aplicación del estadístico.

Tabla 6.7: Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 40 ítems en el percentil 95 para 4 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	0.584	0.001	0.582	0.586	21	0.833	0.000	0.832	0.834
1	0.596	0.001	0.594	0.598	22	0.844	0.000	0.843	0.845
2	0.608	0.001	0.606	0.610	23	0.856	0.000	0.855	0.857
3	0.621	0.001	0.619	0.622	24	0.867	0.000	0.867	0.868
4	0.633	0.001	0.632	0.635	25	0.878	0.000	0.877	0.879
5	0.645	0.001	0.644	0.647	26	0.889	0.000	0.888	0.889
6	0.657	0.001	0.656	0.659	27	0.900	0.000	0.899	0.900
7	0.670	0.001	0.668	0.671	28	0.911	0.000	0.911	0.912
8	0.682	0.001	0.680	0.683	29	0.922	0.000	0.921	0.922
9	0.694	0.001	0.692	0.695	30	0.932	0.000	0.932	0.933
10	0.706	0.001	0.705	0.707	31	0.942	0.000	0.942	0.943
11	0.718	0.001	0.716	0.719	32	0.953	0.000	0.952	0.953
12	0.729	0.001	0.728	0.731	33	0.963	0.000	0.963	0.963
13	0.741	0.001	0.740	0.742	34	0.974	0.000	0.974	0.974
14	0.753	0.001	0.752	0.754	35	0.979	0.000	0.979	0.980
15	0.765	0.001	0.764	0.766	36	0.988	0.000	0.988	0.988
16	0.776	0.001	0.775	0.777	37	0.999	0.000	0.999	1.000
17	0.788	0.001	0.787	0.789	38	1.000	0.000	1.000	1.000
18	0.799	0.000	0.798	0.800	39	1.000	0.000	1.000	1.000
19	0.811	0.000	0.810	0.812	40	1.000	0.000	1.000	1.000
20	0.822	0.000	0.821	0.823					

Tabla 6.8: Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 40 ítems en el percentil 95 para 5 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	0.525	0.001	0.523	0.528	21	0.806	0.000	0.805	0.807
1	0.538	0.001	0.536	0.541	22	0.819	0.000	0.818	0.820
2	0.553	0.001	0.551	0.555	23	0.832	0.000	0.831	0.833
3	0.566	0.001	0.564	0.568	24	0.844	0.000	0.843	0.845
4	0.580	0.001	0.579	0.582	25	0.857	0.000	0.856	0.857
5	0.594	0.001	0.592	0.596	26	0.869	0.000	0.869	0.870
6	0.607	0.001	0.606	0.609	27	0.881	0.000	0.881	0.882
7	0.621	0.001	0.619	0.622	28	0.895	0.000	0.894	0.896
8	0.635	0.001	0.634	0.637	29	0.907	0.000	0.906	0.908
9	0.648	0.001	0.646	0.650	30	0.919	0.000	0.918	0.920
10	0.661	0.001	0.660	0.663	31	0.931	0.000	0.930	0.932
11	0.675	0.001	0.674	0.677	32	0.942	0.000	0.941	0.942
12	0.689	0.001	0.688	0.690	33	0.952	0.000	0.951	0.952
13	0.702	0.001	0.700	0.703	34	0.962	0.000	0.962	0.963
14	0.715	0.001	0.714	0.716	35	0.975	0.000	0.975	0.975
15	0.728	0.001	0.727	0.729	36	0.983	0.000	0.982	0.984
16	0.741	0.001	0.740	0.743	37	0.988	0.000	0.988	0.988
17	0.754	0.001	0.753	0.755	38	1.000	0.000	1.000	1.000
18	0.768	0.001	0.767	0.769	39	1.000	0.000	1.000	1.000
19	0.780	0.001	0.779	0.781	40	1.000	0.000	1.000	1.000
20	0.794	0.000	0.793	0.795					

Tabla 6.9: Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 40 ítems en el percentil 95 para 4 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	0.827	0.010	0.807	0.847	21	1.000	0.000	1.000	1.000
1	0.864	0.010	0.845	0.883	22	1.000	0.000	1.000	1.000
2	0.894	0.009	0.877	0.911	23	1.000	0.000	1.000	1.000
3	0.918	0.008	0.903	0.934	24	1.000	0.000	1.000	1.000
4	0.936	0.007	0.922	0.950	25	1.000	0.000	1.000	1.000
5	0.954	0.006	0.943	0.966	26	1.000	0.000	1.000	1.000
6	0.966	0.005	0.956	0.976	27	1.000	0.000	1.000	1.000
7	0.977	0.004	0.968	0.985	28	1.000	0.000	1.000	1.000
8	0.982	0.004	0.974	0.989	29	1.000	0.000	1.000	1.000
9	0.985	0.003	0.979	0.992	30	1.000	0.000	1.000	1.000
10	0.991	0.002	0.986	0.996	31	1.000	0.000	1.000	1.000
11	0.995	0.002	0.991	0.999	32	1.000	0.000	1.000	1.000
12	0.997	0.001	0.995	1.000	33	1.000	0.000	1.000	1.000
13	0.999	0.001	0.998	1.001	34	1.000	0.000	1.000	1.000
14	0.999	0.001	0.997	1.001	35	1.000	0.000	1.000	1.000
15	0.999	0.001	0.998	1.001	36	1.000	0.000	1.000	1.000
16	1.000	0.000	1.000	1.000	37	1.000	0.000	1.000	1.000
17	1.000	0.000	1.000	1.000	38	1.000	0.000	1.000	1.000
18	1.000	0.000	1.000	1.000	39	1.000	0.000	1.000	1.000
19	1.000	0.000	1.000	1.000	40	1.000	0.000	1.000	1.000
20	1.000	0.000	1.000	1.000					

Tabla 6.10: Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 40 ítems en el percentil 95 para 5 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	0.829	0.011	0.807	0.850	21	1.000	0.000	1.000	1.000
1	0.886	0.010	0.867	0.906	22	1.000	0.000	1.000	1.000
2	0.910	0.009	0.893	0.928	23	1.000	0.000	1.000	1.000
3	0.933	0.008	0.917	0.948	24	1.000	0.000	1.000	1.000
4	0.949	0.007	0.935	0.962	25	1.000	0.000	1.000	1.000
5	0.962	0.006	0.950	0.973	26	1.000	0.000	1.000	1.000
6	0.974	0.005	0.964	0.984	27	1.000	0.000	1.000	1.000
7	0.981	0.004	0.972	0.989	28	1.000	0.000	1.000	1.000
8	0.986	0.004	0.979	0.993	29	1.000	0.000	1.000	1.000
9	0.991	0.003	0.986	0.997	30	1.000	0.000	1.000	1.000
10	0.992	0.002	0.988	0.997	31	1.000	0.000	1.000	1.000
11	0.996	0.002	0.993	0.999	32	1.000	0.000	1.000	1.000
12	0.999	0.001	0.998	1.001	33	1.000	0.000	1.000	1.000
13	1.000	0.000	1.000	1.000	34	1.000	0.000	1.000	1.000
14	1.000	0.000	1.000	1.000	35	1.000	0.000	1.000	1.000
15	1.000	0.000	1.000	1.000	36	1.000	0.000	1.000	1.000
16	1.000	0.000	1.000	1.000	37	1.000	0.000	1.000	1.000
17	1.000	0.000	1.000	1.000	38	1.000	0.000	1.000	1.000
18	1.000	0.000	1.000	1.000	39	1.000	0.000	1.000	1.000
19	1.000	0.000	1.000	1.000	40	1.000	0.000	1.000	1.000
20	1.000	0.000	1.000	1.000					

60 ítems. Para pruebas de 60 ítems se observa que existen diferencias significativas entre las medias de los estadísticos K_{sc} y H_{ij}^T entre 0 y 1 ítem copiados tanto para 4 como para 5 opciones de respuesta. Con 4 opciones, para el K_{sc} : $t = 7.351$, $gl = 398$ y $p \leq 0.001$ y para H_{ij}^T : $t = 5.982$, $gl = 398$ y $p \leq 0.001$. Con 5 opciones de respuesta, para el K_{sc} : $t = 5.220$, $gl = 398$ y $p \leq 0.001$, pero para H_{ij}^T no se presentan diferencias significativas entre 0 y 1 ítem copiados ($t = -1.527$, $gl = 398$ y $p > 0.05$). En este caso las diferencias significativas se dan entre 0 y 3 ítems copiados ($t = 1.782$, $gl = 398$ y $p \leq 0.05$). Esto último indica que para tener un mayor grado de certeza en la detección de copia los valores del H_{ij}^T deben ser mayores o iguales a la media asociada como mínimo a 3 ítems copiados.

Para 4 opciones de respuesta, la media del K_{sc} para 1 ítem copiado oscila entre 0.573 y 0.578 (Tabla 6.11) y la media de H_{ij}^T oscila entre 0.690 y 0.723 (Tabla 6.13). Para 5 opciones de respuesta, la media del K_{sc} para 1 ítem copiado oscila entre 0.500 y 0.503 (Tabla 6.12) y para 3 ítems copiados la media de H_{ij}^T oscila entre 0.765 y 0.803 (Tabla 6.14).

Tabla 6.11: Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 60 ítems en el percentil 95 para 4 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	0.564	0.001	0.561	0.566	31	0.816	0.001	0.815	0.817
1	0.576	0.001	0.573	0.578	32	0.823	0.000	0.822	0.824
2	0.584	0.001	0.582	0.586	33	0.831	0.000	0.830	0.832
3	0.593	0.001	0.590	0.595	34	0.839	0.000	0.838	0.840
4	0.601	0.001	0.599	0.603	35	0.846	0.000	0.845	0.847
5	0.609	0.001	0.607	0.611	36	0.853	0.000	0.853	0.854
6	0.617	0.001	0.615	0.619	37	0.861	0.000	0.860	0.862
7	0.626	0.001	0.624	0.628	38	0.868	0.000	0.867	0.869
8	0.634	0.001	0.632	0.636	39	0.876	0.000	0.875	0.877
9	0.642	0.001	0.640	0.644	40	0.883	0.000	0.883	0.884
10	0.650	0.001	0.649	0.652	41	0.890	0.000	0.890	0.891
11	0.658	0.001	0.656	0.660	42	0.898	0.000	0.897	0.898
12	0.666	0.001	0.664	0.668	43	0.905	0.000	0.905	0.906
13	0.674	0.001	0.673	0.676	44	0.913	0.000	0.912	0.913
14	0.682	0.001	0.681	0.684	45	0.919	0.000	0.919	0.920
15	0.690	0.001	0.689	0.692	46	0.926	0.000	0.926	0.927
16	0.698	0.001	0.697	0.700	47	0.934	0.000	0.933	0.934
17	0.706	0.001	0.705	0.708	48	0.941	0.000	0.941	0.941
18	0.715	0.001	0.713	0.716	49	0.948	0.000	0.948	0.949
19	0.722	0.001	0.721	0.724	50	0.955	0.000	0.954	0.955
20	0.730	0.001	0.729	0.732	51	0.961	0.000	0.961	0.962
21	0.738	0.001	0.737	0.740	52	0.968	0.000	0.968	0.968
22	0.746	0.001	0.745	0.748	53	0.975	0.000	0.975	0.975
23	0.754	0.001	0.752	0.755	54	0.982	0.000	0.981	0.982
24	0.761	0.001	0.760	0.763	55	0.985	0.000	0.985	0.986
25	0.770	0.001	0.768	0.771	56	0.992	0.000	0.992	0.992
26	0.777	0.001	0.776	0.778	57	0.999	0.000	0.999	0.999
27	0.785	0.001	0.783	0.786	58	1.000	0.000	1.000	1.000
28	0.792	0.001	0.791	0.794	59	1.000	0.000	1.000	1.000
29	0.800	0.001	0.799	0.802	60	1.000	0.000	1.000	1.000
30	0.808	0.001	0.807	0.809					

Tabla 6.12: Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 60 ítems en el percentil 95 para 5 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	0.494	0.001	0.492	0.496	31	0.782	0.000	0.782	0.783
1	0.502	0.001	0.500	0.503	32	0.792	0.000	0.791	0.793
2	0.512	0.001	0.510	0.513	33	0.800	0.000	0.799	0.801
3	0.521	0.001	0.520	0.523	34	0.809	0.000	0.808	0.810
4	0.531	0.001	0.529	0.533	35	0.818	0.000	0.817	0.818
5	0.541	0.001	0.539	0.543	36	0.827	0.000	0.826	0.827
6	0.550	0.001	0.549	0.552	37	0.836	0.000	0.835	0.836
7	0.560	0.001	0.558	0.562	38	0.844	0.000	0.843	0.844
8	0.570	0.001	0.568	0.571	39	0.853	0.000	0.852	0.853
9	0.580	0.001	0.578	0.581	40	0.861	0.000	0.861	0.862
10	0.589	0.001	0.587	0.590	41	0.870	0.000	0.869	0.870
11	0.599	0.001	0.597	0.600	42	0.879	0.000	0.878	0.879
12	0.607	0.001	0.606	0.609	43	0.887	0.000	0.887	0.888
13	0.618	0.001	0.616	0.619	44	0.896	0.000	0.895	0.896
14	0.627	0.001	0.626	0.628	45	0.904	0.000	0.904	0.905
15	0.636	0.001	0.634	0.637	46	0.913	0.000	0.912	0.913
16	0.646	0.001	0.644	0.647	47	0.921	0.000	0.921	0.922
17	0.655	0.001	0.654	0.656	48	0.930	0.000	0.929	0.930
18	0.664	0.001	0.663	0.665	49	0.938	0.000	0.937	0.938
19	0.673	0.001	0.672	0.674	50	0.946	0.000	0.946	0.947
20	0.683	0.001	0.682	0.684	51	0.954	0.000	0.953	0.954
21	0.692	0.001	0.691	0.693	52	0.961	0.000	0.960	0.961
22	0.701	0.001	0.700	0.703	53	0.968	0.000	0.967	0.968
23	0.710	0.001	0.709	0.711	54	0.975	0.000	0.975	0.975
24	0.719	0.000	0.718	0.720	55	0.983	0.000	0.983	0.983
25	0.728	0.000	0.728	0.729	56	0.988	0.000	0.988	0.989
26	0.738	0.000	0.737	0.739	57	0.992	0.000	0.992	0.992
27	0.747	0.000	0.746	0.747	58	1.000	0.000	1.000	1.000
28	0.755	0.000	0.754	0.756	59	1.000	0.000	1.000	1.000
29	0.764	0.000	0.763	0.765	60	1.000	0.000	1.000	1.000
30	0.773	0.000	0.772	0.774					

Tabla 6.13: Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 60 ítems en el percentil 95 para 4 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	0.644	0.006	0.632	0.656	31	0.991	0.002	0.988	0.995
1	0.706	0.008	0.690	0.723	32	0.995	0.001	0.993	0.998
2	0.727	0.009	0.710	0.744	33	0.998	0.001	0.996	1.000
3	0.743	0.008	0.726	0.759	34	0.999	0.000	0.998	1.000
4	0.755	0.008	0.740	0.771	35	1.000	0.000	0.999	1.000
5	0.774	0.008	0.758	0.789	36	1.000	0.000	1.000	1.000
6	0.788	0.008	0.772	0.803	37	1.000	0.000	1.000	1.000
7	0.799	0.008	0.784	0.814	38	1.000	0.000	1.000	1.000
8	0.814	0.008	0.799	0.829	39	1.000	0.000	1.000	1.000
9	0.823	0.007	0.809	0.837	40	1.000	0.000	1.000	1.000
10	0.835	0.007	0.821	0.849	41	1.000	0.000	1.000	1.000
11	0.847	0.007	0.834	0.860	42	1.000	0.000	1.000	1.000
12	0.857	0.007	0.844	0.870	43	1.000	0.000	1.000	1.000
13	0.866	0.006	0.853	0.878	44	1.000	0.000	1.000	1.000
14	0.876	0.006	0.864	0.888	45	1.000	0.000	1.000	1.000
15	0.884	0.006	0.873	0.896	46	1.000	0.000	1.000	1.000
16	0.896	0.006	0.884	0.907	47	1.000	0.000	1.000	1.000
17	0.902	0.005	0.891	0.913	48	1.000	0.000	1.000	1.000
18	0.910	0.005	0.899	0.920	49	1.000	0.000	1.000	1.000
19	0.919	0.005	0.909	0.929	50	1.000	0.000	1.000	1.000
20	0.921	0.005	0.912	0.931	51	1.000	0.000	1.000	1.000
21	0.931	0.005	0.922	0.939	52	1.000	0.000	1.000	1.000
22	0.940	0.004	0.931	0.948	53	1.000	0.000	1.000	1.000
23	0.944	0.004	0.936	0.952	54	1.000	0.000	1.000	1.000
24	0.950	0.004	0.942	0.957	55	1.000	0.000	1.000	1.000
25	0.957	0.004	0.950	0.964	56	1.000	0.000	1.000	1.000
26	0.963	0.003	0.956	0.970	57	1.000	0.000	1.000	1.000
27	0.968	0.003	0.962	0.975	58	1.000	0.000	1.000	1.000
28	0.976	0.003	0.970	0.982	59	1.000	0.000	1.000	1.000
29	0.982	0.003	0.977	0.987	60	1.000	0.000	1.000	1.000
30	0.989	0.002	0.985	0.993					

Tabla 6.14: Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 60 ítems en el percentil 95 para 5 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	0.758	0.011	0.737	0.779	31	1.000	0.000	1.000	1.000
1	0.735	0.010	0.716	0.755	32	1.000	0.000	0.999	1.000
2	0.757	0.010	0.738	0.776	33	1.000	0.000	1.000	1.000
3	0.784	0.010	0.765	0.803	34	1.000	0.000	1.000	1.000
4	0.808	0.010	0.790	0.827	35	1.000	0.000	1.000	1.000
5	0.833	0.009	0.814	0.852	36	1.000	0.000	1.000	1.000
6	0.850	0.009	0.832	0.868	37	1.000	0.000	1.000	1.000
7	0.863	0.009	0.846	0.880	38	1.000	0.000	1.000	1.000
8	0.878	0.008	0.862	0.895	39	1.000	0.000	1.000	1.000
9	0.892	0.008	0.876	0.907	40	1.000	0.000	1.000	1.000
10	0.904	0.007	0.889	0.918	41	1.000	0.000	1.000	1.000
11	0.913	0.007	0.899	0.926	42	1.000	0.000	1.000	1.000
12	0.925	0.007	0.912	0.938	43	1.000	0.000	1.000	1.000
13	0.930	0.006	0.918	0.943	44	1.000	0.000	1.000	1.000
14	0.938	0.006	0.927	0.949	45	1.000	0.000	1.000	1.000
15	0.950	0.005	0.939	0.960	46	1.000	0.000	1.000	1.000
16	0.960	0.005	0.950	0.969	47	1.000	0.000	1.000	1.000
17	0.964	0.004	0.955	0.972	48	1.000	0.000	1.000	1.000
18	0.971	0.004	0.963	0.979	49	1.000	0.000	1.000	1.000
19	0.977	0.004	0.969	0.984	50	1.000	0.000	1.000	1.000
20	0.982	0.003	0.975	0.988	51	1.000	0.000	1.000	1.000
21	0.988	0.003	0.982	0.993	52	1.000	0.000	1.000	1.000
22	0.991	0.002	0.986	0.995	53	1.000	0.000	1.000	1.000
23	0.991	0.002	0.987	0.995	54	1.000	0.000	1.000	1.000
24	0.994	0.002	0.990	0.997	55	1.000	0.000	1.000	1.000
25	0.996	0.002	0.993	0.999	56	1.000	0.000	1.000	1.000
26	0.997	0.001	0.994	0.999	57	1.000	0.000	1.000	1.000
27	0.998	0.001	0.996	1.000	58	1.000	0.000	1.000	1.000
28	0.999	0.001	0.997	1.000	59	1.000	0.000	1.000	1.000
29	0.999	0.001	0.998	1.000	60	1.000	0.000	1.000	1.000
30	0.999	0.001	0.998	1.000					

80 ítems. Para pruebas de 80 ítems se observa, primero que, para pruebas con 4 opciones de respuesta no existen diferencias significativas entre las medias para 0 y 1 ítem copiados para ninguno de los estadísticos. Para el K_{sc} : $t = 0.614$, $gl = 398$ y $p > 0.05$ y para el H_{ij}^T : $t = 1.265$, $gl = 398$ y $p > 0.05$. Las diferencias significativas se observan entre 0 y 2 ítems copiados; para el K_{sc} : $t = 4.353$, $gl = 398$ y $p \leq 0.001$ y para el H_{ij}^T : $t = 3.805$, $gl = 398$ y $p \leq 0.001$. Con 5 opciones de respuesta, si existen diferencias significativas entre las medias de K_{sc} y H_{ij}^T entre 0 y 1 ítem copiados. Para el K_{sc} : $t = 5.037$, $gl = 398$ y $p \leq 0.001$ y para el H_{ij}^T : $t = 2.032$, $gl = 398$ y $p \leq 0.05$.

Para 4 opciones de respuesta, la media del K_{sc} con 2 ítem copiados oscila entre 0.577 y 0.582 (Tabla 6.15) y la media de H_{ij}^T oscila entre 0.635 y 0.651 (Tabla 6.17). Para 5 opciones de respuesta, la media del K_{sc} con 1 ítem copiado oscila entre 0.481 y 0.485 (Tabla 6.16) y para H_{ij}^T oscila entre 0.582 y 0.612 (Tabla 6.18).

Tabla 6.15: Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 80 ítems en el percentil 95 para 4 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	0.572	0.001	0.569	0.574	41	0.809	0.001	0.808	0.810
1	0.573	0.001	0.570	0.575	42	0.815	0.001	0.814	0.816
2	0.579	0.001	0.577	0.582	43	0.821	0.000	0.820	0.822
3	0.585	0.001	0.583	0.588	44	0.827	0.000	0.826	0.828
4	0.591	0.001	0.589	0.593	45	0.832	0.000	0.831	0.833
5	0.597	0.001	0.595	0.599	46	0.838	0.000	0.837	0.838
6	0.604	0.001	0.602	0.606	47	0.843	0.000	0.843	0.844
7	0.610	0.001	0.607	0.612	48	0.849	0.000	0.848	0.850
8	0.616	0.001	0.614	0.618	49	0.854	0.000	0.854	0.855
9	0.622	0.001	0.620	0.624	50	0.860	0.000	0.859	0.861
10	0.628	0.001	0.626	0.630	51	0.865	0.000	0.865	0.866
11	0.634	0.001	0.632	0.636	52	0.871	0.000	0.870	0.872
12	0.640	0.001	0.638	0.642	53	0.877	0.000	0.876	0.877
13	0.646	0.001	0.644	0.648	54	0.882	0.000	0.881	0.883
14	0.652	0.001	0.650	0.654	55	0.888	0.000	0.887	0.888
15	0.658	0.001	0.656	0.660	56	0.893	0.000	0.893	0.894
16	0.664	0.001	0.662	0.666	57	0.899	0.000	0.898	0.899
17	0.670	0.001	0.668	0.672	58	0.904	0.000	0.903	0.904
18	0.676	0.001	0.674	0.678	59	0.909	0.000	0.909	0.910
19	0.682	0.001	0.680	0.683	60	0.915	0.000	0.914	0.915
20	0.687	0.001	0.686	0.689	61	0.920	0.000	0.920	0.920
21	0.694	0.001	0.692	0.695	62	0.926	0.000	0.925	0.926
22	0.699	0.001	0.698	0.701	63	0.931	0.000	0.930	0.931
23	0.706	0.001	0.704	0.707	64	0.936	0.000	0.936	0.937
24	0.711	0.001	0.710	0.713	65	0.941	0.000	0.941	0.942
25	0.717	0.001	0.716	0.719	66	0.947	0.000	0.946	0.947
26	0.723	0.001	0.722	0.725	67	0.952	0.000	0.951	0.952
27	0.729	0.001	0.727	0.730	68	0.957	0.000	0.957	0.957
28	0.735	0.001	0.734	0.736	69	0.962	0.000	0.962	0.962
29	0.740	0.001	0.739	0.742	70	0.967	0.000	0.967	0.967
30	0.746	0.001	0.745	0.748	71	0.972	0.000	0.972	0.973
31	0.752	0.001	0.751	0.753	72	0.977	0.000	0.976	0.977
32	0.758	0.001	0.756	0.759	73	0.981	0.000	0.981	0.981
33	0.764	0.001	0.763	0.765	74	0.987	0.000	0.987	0.987
34	0.769	0.001	0.768	0.770	75	0.990	0.000	0.990	0.990
35	0.775	0.001	0.774	0.776	76	0.994	0.000	0.994	0.994
36	0.781	0.001	0.780	0.782	77	1.000	0.000	0.999	1.000
37	0.786	0.001	0.785	0.787	78	1.000	0.000	1.000	1.000
38	0.793	0.001	0.792	0.794	79	1.000	0.000	1.000	1.000
39	0.798	0.001	0.797	0.799	80	1.000	0.000	1.000	1.000
40	0.804	0.001	0.803	0.805					

Tabla 6.16: Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 80 ítems en el percentil 95 para 5 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	0.475	0.001	0.473	0.477	41	0.769	0.000	0.769	0.770
1	0.483	0.001	0.481	0.485	42	0.776	0.000	0.776	0.777
2	0.490	0.001	0.488	0.492	43	0.783	0.000	0.782	0.784
3	0.498	0.001	0.496	0.500	44	0.790	0.000	0.790	0.791
4	0.505	0.001	0.504	0.507	45	0.797	0.000	0.796	0.798
5	0.513	0.001	0.511	0.515	46	0.804	0.000	0.803	0.804
6	0.521	0.001	0.519	0.522	47	0.810	0.000	0.810	0.811
7	0.528	0.001	0.526	0.529	48	0.817	0.000	0.817	0.818
8	0.535	0.001	0.534	0.537	49	0.824	0.000	0.823	0.824
9	0.543	0.001	0.541	0.544	50	0.830	0.000	0.830	0.831
10	0.550	0.001	0.548	0.551	51	0.837	0.000	0.836	0.837
11	0.558	0.001	0.556	0.559	52	0.844	0.000	0.843	0.844
12	0.565	0.001	0.563	0.566	53	0.850	0.000	0.850	0.851
13	0.572	0.001	0.571	0.574	54	0.857	0.000	0.856	0.857
14	0.579	0.001	0.578	0.581	55	0.863	0.000	0.863	0.864
15	0.587	0.001	0.585	0.588	56	0.870	0.000	0.869	0.870
16	0.594	0.001	0.592	0.595	57	0.876	0.000	0.876	0.877
17	0.601	0.001	0.600	0.602	58	0.883	0.000	0.883	0.883
18	0.609	0.001	0.607	0.610	59	0.890	0.000	0.889	0.890
19	0.615	0.001	0.614	0.617	60	0.896	0.000	0.895	0.896
20	0.622	0.001	0.621	0.624	61	0.902	0.000	0.902	0.903
21	0.630	0.001	0.629	0.631	62	0.909	0.000	0.908	0.909
22	0.637	0.001	0.636	0.638	63	0.915	0.000	0.915	0.916
23	0.644	0.001	0.643	0.645	64	0.922	0.000	0.921	0.922
24	0.651	0.001	0.650	0.653	65	0.928	0.000	0.927	0.928
25	0.658	0.001	0.657	0.659	66	0.934	0.000	0.934	0.935
26	0.665	0.001	0.664	0.667	67	0.941	0.000	0.940	0.941
27	0.672	0.001	0.671	0.673	68	0.947	0.000	0.947	0.948
28	0.680	0.001	0.679	0.681	69	0.953	0.000	0.953	0.954
29	0.687	0.001	0.685	0.688	70	0.959	0.000	0.959	0.960
30	0.694	0.000	0.693	0.695	71	0.965	0.000	0.965	0.965
31	0.701	0.000	0.700	0.702	72	0.970	0.000	0.970	0.971
32	0.708	0.000	0.707	0.709	73	0.976	0.000	0.975	0.976
33	0.714	0.000	0.713	0.715	74	0.981	0.000	0.981	0.981
34	0.722	0.000	0.721	0.722	75	0.987	0.000	0.987	0.987
35	0.728	0.000	0.727	0.729	76	0.991	0.000	0.991	0.992
36	0.736	0.000	0.735	0.736	77	0.994	0.000	0.994	0.994
37	0.742	0.000	0.741	0.743	78	1.000	0.000	1.000	1.000
38	0.749	0.000	0.748	0.750	79	1.000	0.000	1.000	1.000
39	0.756	0.000	0.755	0.757	80	1.000	0.000	1.000	1.000
40	0.763	0.000	0.762	0.763					

Tabla 6.17: Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 80 ítems en el percentil 95 para 4 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	0.623	0.004	0.615	0.630	41	0.961	0.003	0.955	0.966
1	0.630	0.004	0.621	0.638	42	0.968	0.003	0.962	0.973
2	0.643	0.004	0.635	0.651	43	0.974	0.003	0.969	0.979
3	0.656	0.004	0.648	0.664	44	0.976	0.002	0.971	0.981
4	0.668	0.004	0.660	0.677	45	0.982	0.002	0.977	0.986
5	0.680	0.004	0.672	0.689	46	0.985	0.002	0.981	0.989
6	0.692	0.004	0.684	0.700	47	0.989	0.002	0.986	0.993
7	0.703	0.004	0.694	0.711	48	0.993	0.001	0.990	0.996
8	0.715	0.004	0.707	0.723	49	0.995	0.001	0.993	0.997
9	0.725	0.004	0.717	0.733	50	0.997	0.001	0.995	0.999
10	0.735	0.004	0.727	0.743	51	0.998	0.001	0.996	0.999
11	0.746	0.004	0.738	0.754	52	0.998	0.001	0.997	1.000
12	0.756	0.004	0.748	0.765	53	1.000	0.000	0.999	1.000
13	0.765	0.004	0.758	0.773	54	1.000	0.000	0.999	1.000
14	0.774	0.004	0.767	0.782	55	1.000	0.000	0.999	1.000
15	0.786	0.004	0.778	0.794	56	1.000	0.000	1.000	1.000
16	0.794	0.004	0.786	0.802	57	1.000	0.000	1.000	1.000
17	0.804	0.004	0.796	0.811	58	1.000	0.000	1.000	1.000
18	0.812	0.004	0.804	0.820	59	1.000	0.000	1.000	1.000
19	0.821	0.004	0.813	0.828	60	1.000	0.000	1.000	1.000
20	0.827	0.004	0.820	0.835	61	1.000	0.000	1.000	1.000
21	0.835	0.004	0.828	0.842	62	1.000	0.000	1.000	1.000
22	0.843	0.004	0.836	0.851	63	1.000	0.000	1.000	1.000
23	0.850	0.004	0.843	0.858	64	1.000	0.000	1.000	1.000
24	0.859	0.004	0.852	0.866	65	1.000	0.000	1.000	1.000
25	0.865	0.004	0.858	0.872	66	1.000	0.000	1.000	1.000
26	0.870	0.003	0.863	0.876	67	1.000	0.000	1.000	1.000
27	0.880	0.003	0.873	0.887	68	1.000	0.000	1.000	1.000
28	0.886	0.003	0.879	0.893	69	1.000	0.000	1.000	1.000
29	0.892	0.003	0.886	0.899	70	1.000	0.000	1.000	1.000
30	0.898	0.003	0.891	0.904	71	1.000	0.000	1.000	1.000
31	0.905	0.003	0.898	0.911	72	1.000	0.000	1.000	1.000
32	0.912	0.003	0.905	0.918	73	1.000	0.000	1.000	1.000
33	0.917	0.003	0.911	0.924	74	1.000	0.000	1.000	1.000
34	0.922	0.003	0.916	0.928	75	1.000	0.000	1.000	1.000
35	0.929	0.003	0.923	0.935	76	1.000	0.000	1.000	1.000
36	0.934	0.003	0.928	0.940	77	1.000	0.000	1.000	1.000
37	0.939	0.003	0.933	0.945	78	1.000	0.000	1.000	1.000
38	0.948	0.003	0.942	0.953	79	1.000	0.000	1.000	1.000
39	0.952	0.003	0.946	0.958	80	1.000	0.000	1.000	1.000
40	0.959	0.003	0.953	0.964					

Tabla 6.18: Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 80 ítems en el percentil 95 para 5 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	0.576	0.007	0.561	0.590	41	0.984	0.002	0.980	0.989
1	0.597	0.008	0.582	0.612	42	0.988	0.002	0.983	0.992
2	0.617	0.008	0.602	0.632	43	0.990	0.002	0.986	0.994
3	0.636	0.008	0.621	0.651	44	0.992	0.002	0.989	0.995
4	0.652	0.007	0.638	0.667	45	0.993	0.002	0.990	0.996
5	0.669	0.007	0.655	0.683	46	0.996	0.001	0.994	0.998
6	0.689	0.008	0.674	0.704	47	0.997	0.001	0.995	0.999
7	0.703	0.007	0.688	0.717	48	0.997	0.001	0.995	0.999
8	0.718	0.007	0.703	0.732	49	0.999	0.001	0.997	1.000
9	0.735	0.007	0.721	0.750	50	0.999	0.001	0.997	1.000
10	0.746	0.007	0.731	0.760	51	1.000	0.000	0.999	1.000
11	0.757	0.007	0.744	0.771	52	1.000	0.000	0.999	1.000
12	0.770	0.007	0.757	0.784	53	1.000	0.000	1.000	1.000
13	0.783	0.007	0.770	0.797	54	1.000	0.000	1.000	1.000
14	0.796	0.007	0.783	0.809	55	1.000	0.000	1.000	1.000
15	0.804	0.006	0.791	0.817	56	1.000	0.000	1.000	1.000
16	0.814	0.006	0.802	0.827	57	1.000	0.000	1.000	1.000
17	0.827	0.006	0.814	0.840	58	1.000	0.000	1.000	1.000
18	0.836	0.006	0.824	0.848	59	1.000	0.000	1.000	1.000
19	0.845	0.006	0.833	0.857	60	1.000	0.000	1.000	1.000
20	0.855	0.006	0.843	0.866	61	1.000	0.000	1.000	1.000
21	0.863	0.006	0.851	0.874	62	1.000	0.000	1.000	1.000
22	0.872	0.006	0.861	0.883	63	1.000	0.000	1.000	1.000
23	0.882	0.005	0.871	0.893	64	1.000	0.000	1.000	1.000
24	0.890	0.005	0.879	0.901	65	1.000	0.000	1.000	1.000
25	0.897	0.005	0.887	0.907	66	1.000	0.000	1.000	1.000
26	0.905	0.005	0.895	0.915	67	1.000	0.000	1.000	1.000
27	0.910	0.005	0.901	0.920	68	1.000	0.000	1.000	1.000
28	0.922	0.005	0.912	0.932	69	1.000	0.000	1.000	1.000
29	0.928	0.005	0.918	0.937	70	1.000	0.000	1.000	1.000
30	0.935	0.005	0.926	0.944	71	1.000	0.000	1.000	1.000
31	0.940	0.004	0.932	0.949	72	1.000	0.000	1.000	1.000
32	0.945	0.004	0.937	0.953	73	1.000	0.000	1.000	1.000
33	0.952	0.004	0.944	0.960	74	1.000	0.000	1.000	1.000
34	0.957	0.004	0.949	0.964	75	1.000	0.000	1.000	1.000
35	0.960	0.004	0.953	0.967	76	1.000	0.000	1.000	1.000
36	0.965	0.003	0.958	0.972	77	1.000	0.000	1.000	1.000
37	0.971	0.003	0.965	0.978	78	1.000	0.000	1.000	1.000
38	0.972	0.003	0.967	0.978	79	1.000	0.000	1.000	1.000
39	0.977	0.003	0.972	0.983	80	1.000	0.000	1.000	1.000
40	0.982	0.002	0.977	0.987					

6.7.2.2. Percentil 99

20 ítems. Para el caso de 20 ítems, en las tablas 6.19, 6.20, 6.21 y 6.22 se observa la distribución de los valores del K_{sc} y del H_{ij}^T según la cantidad de ítems copiados. A partir de ellas se observa, primero, que las medias de los estadísticos son diferentes entre 0 y 1 ítem copiados tanto para pruebas con 4 opciones de respuesta como con 5 opciones. Para 4 opciones, con el K_{sc} se tiene una $t = 6.370$, $gl = 398$ y $p \leq 0.001$, pero para el H_{ij}^T no ha sido posible realizar la prueba t , ya que los valores estimados para las parejas de fuente-copiador son prácticamente idénticos en cada ítem copiado. Para 5 opciones de respuesta, el K_{sc} tiene una $t = 9.795$, $gl = 398$ y $p \leq 0.001$; para el H_{ij}^T tampoco ha sido posible estimar los valores de la prueba t por el mismo motivo que para 4 opciones de respuesta.

Segundo, para 4 opciones de respuesta, la media del K_{sc} con 1 ítem copiado oscila entre 0.768 y 0.778 y para el estadístico H_{ij}^T oscila entre 1.000 y 1.000. Para 5 opciones de respuesta, la media del K_{sc} para 1 ítem copiado oscila entre 0.696 y 0.703 y para el estadístico H_{ij}^T oscila entre 1.000 y 1.000.

Tabla 6.19: Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 20 ítems en el percentil 99 para 4 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	0.752	0.002	0.747	0.756
1	0.773	0.002	0.768	0.778
2	0.792	0.002	0.788	0.796
3	0.811	0.002	0.807	0.815
4	0.830	0.002	0.827	0.834
5	0.848	0.002	0.845	0.851
6	0.864	0.001	0.861	0.867
7	0.884	0.001	0.881	0.886
8	0.900	0.001	0.897	0.902
9	0.915	0.001	0.913	0.917
10	0.930	0.001	0.928	0.931
11	0.943	0.001	0.941	0.944
12	0.956	0.001	0.954	0.957
13	0.968	0.001	0.967	0.970
14	0.979	0.001	0.978	0.980
15	0.994	0.001	0.992	0.995
16	1.000	0.000	1.000	1.000
17	1.000	0.000	1.000	1.000
18	1.000	0.000	1.000	1.000
19	1.000	0.000	1.000	1.000
20	1.000	0.000	1.000	1.000

Tabla 6.20: Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 20 ítems en el percentil 99 para 5 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	0.675	0.002	0.671	0.678
1	0.699	0.002	0.696	0.703
2	0.723	0.002	0.720	0.726
3	0.746	0.001	0.743	0.749
4	0.769	0.001	0.767	0.772
5	0.792	0.001	0.790	0.795
6	0.814	0.001	0.811	0.816
7	0.834	0.001	0.832	0.836
8	0.854	0.001	0.852	0.856
9	0.874	0.001	0.872	0.875
10	0.893	0.001	0.892	0.895
11	0.913	0.001	0.911	0.914
12	0.928	0.001	0.927	0.930
13	0.948	0.001	0.946	0.949
14	0.960	0.001	0.959	0.962
15	0.976	0.000	0.975	0.976
16	0.989	0.001	0.987	0.991
17	1.000	0.000	1.000	1.000
18	1.000	0.000	1.000	1.000
19	1.000	0.000	1.000	1.000
20	1.000	0.000	1.000	1.000

Tabla 6.21: Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 20 ítems en el percentil 99 para 4 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	1.000	0.000	1.000	1.000
1	1.000	0.000	1.000	1.000
2	1.000	0.000	1.000	1.000
3	1.000	0.000	1.000	1.000
4	1.000	0.000	1.000	1.000
5	1.000	0.000	1.000	1.000
6	1.000	0.000	1.000	1.000
7	1.000	0.000	1.000	1.000
8	1.000	0.000	1.000	1.000
9	1.000	0.000	1.000	1.000
10	1.000	0.000	1.000	1.000
11	1.000	0.000	1.000	1.000
12	1.000	0.000	1.000	1.000
13	1.000	0.000	1.000	1.000
14	1.000	0.000	1.000	1.000
15	1.000	0.000	1.000	1.000
16	1.000	0.000	1.000	1.000
17	1.000	0.000	1.000	1.000
18	1.000	0.000	1.000	1.000
19	1.000	0.000	1.000	1.000
20	1.000	0.000	1.000	1.000

Tabla 6.22: Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 20 ítems en el percentil 99 para 5 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	1.000	0.000	1.000	1.000
1	1.000	0.000	1.000	1.000
2	1.000	0.000	1.000	1.000
3	1.000	0.000	1.000	1.000
4	1.000	0.000	1.000	1.000
5	1.000	0.000	1.000	1.000
6	1.000	0.000	1.000	1.000
7	1.000	0.000	1.000	1.000
8	1.000	0.000	1.000	1.000
9	1.000	0.000	1.000	1.000
10	1.000	0.000	1.000	1.000
11	1.000	0.000	1.000	1.000
12	1.000	0.000	1.000	1.000
13	1.000	0.000	1.000	1.000
14	1.000	0.000	1.000	1.000
15	1.000	0.000	1.000	1.000
16	1.000	0.000	1.000	1.000
17	1.000	0.000	1.000	1.000
18	1.000	0.000	1.000	1.000
19	1.000	0.000	1.000	1.000
20	1.000	0.000	1.000	1.000

40 ítems. En el caso de 40 ítems y 4 opciones de respuesta, se observa que existen diferencias significativas entre las medias de 0 y 1 ítem copiados para el estadístico K_{sc} ($t = 2.491$, $gl = 398$ y $p \leq 0.01$), mientras que para el H_{ij}^T no existen diferencias significativas ($t = -0.130$, $gl = 398$ y $p > 0.05$) en dicho estadístico, sólo se empiezan a observar diferencias entre 0 y 5 ítems copiados ($t = 1.728$, $gl = 398$ y $p \leq 0.05$). Para 5 opciones de respuesta, existen diferencias significativas entre 0 y 1 ítem copiado para el K_{sc} ($t = 4.746$, $gl = 398$ y $p \leq 0.001$) y para el H_{ij}^T ($t = 1.837$, $gl = 398$ y $p \leq 0.05$).

Para 4 opciones de respuesta, la media del K_{sc} con 1 ítem copiado oscila entre 0.651 y 0.657 (Tabla 6.23). Para el H_{ij}^T y 5 ítems copiados la media oscila entre 1.000 y 1.000 (Tabla 6.25). Para 5 opciones de respuesta, la media del K_{sc} para 1 ítem copiado oscila entre 0.599 y 0.605 (Tabla 6.24) y para el estadístico H_{ij}^T oscila entre 0.997 y 1.000 (Tabla 6.26).

Tabla 6.23: Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 40 ítems en el percentil 99 para 4 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	0.647	0.002	0.643	0.652	21	0.876	0.001	0.874	0.877
1	0.654	0.001	0.651	0.657	22	0.885	0.001	0.883	0.886
2	0.666	0.001	0.663	0.669	23	0.897	0.001	0.895	0.898
3	0.678	0.001	0.675	0.680	24	0.906	0.001	0.905	0.907
4	0.689	0.001	0.686	0.691	25	0.916	0.001	0.914	0.917
5	0.700	0.001	0.697	0.702	26	0.926	0.001	0.924	0.927
6	0.712	0.001	0.710	0.714	27	0.934	0.001	0.933	0.936
7	0.724	0.001	0.721	0.726	28	0.943	0.001	0.942	0.944
8	0.735	0.001	0.733	0.737	29	0.953	0.001	0.952	0.954
9	0.745	0.001	0.743	0.747	30	0.960	0.000	0.959	0.961
10	0.757	0.001	0.755	0.759	31	0.967	0.000	0.967	0.968
11	0.769	0.001	0.767	0.771	32	0.976	0.000	0.975	0.976
12	0.780	0.001	0.778	0.782	33	0.983	0.000	0.982	0.984
13	0.790	0.001	0.789	0.792	34	0.988	0.000	0.988	0.988
14	0.801	0.001	0.800	0.803	35	0.994	0.000	0.993	0.995
15	0.812	0.001	0.810	0.814	36	1.000	0.000	1.000	1.000
16	0.823	0.001	0.822	0.825	37	1.000	0.000	1.000	1.000
17	0.833	0.001	0.832	0.835	38	1.000	0.000	1.000	1.000
18	0.844	0.001	0.842	0.845	39	1.000	0.000	1.000	1.000
19	0.855	0.001	0.853	0.857	40	1.000	0.000	1.000	1.000
20	0.866	0.001	0.864	0.867					

Tabla 6.24: Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 40 ítems en el percentil 99 para 5 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	0.591	0.002	0.587	0.594	21	0.851	0.001	0.849	0.852
1	0.602	0.002	0.599	0.605	22	0.862	0.001	0.861	0.864
2	0.614	0.002	0.611	0.617	23	0.873	0.001	0.872	0.875
3	0.628	0.001	0.625	0.630	24	0.884	0.001	0.883	0.886
4	0.641	0.001	0.638	0.643	25	0.895	0.001	0.894	0.896
5	0.654	0.001	0.651	0.656	26	0.906	0.001	0.905	0.907
6	0.665	0.001	0.663	0.668	27	0.916	0.001	0.915	0.917
7	0.679	0.001	0.677	0.681	28	0.927	0.000	0.926	0.928
8	0.690	0.001	0.688	0.693	29	0.936	0.000	0.935	0.937
9	0.704	0.001	0.702	0.706	30	0.946	0.000	0.945	0.947
10	0.715	0.001	0.713	0.717	31	0.955	0.000	0.954	0.956
11	0.729	0.001	0.727	0.731	32	0.964	0.000	0.963	0.964
12	0.740	0.001	0.739	0.742	33	0.973	0.000	0.972	0.974
13	0.754	0.001	0.752	0.756	34	0.979	0.000	0.978	0.980
14	0.766	0.001	0.764	0.768	35	0.987	0.000	0.987	0.988
15	0.778	0.001	0.776	0.779	36	0.994	0.000	0.993	0.994
16	0.791	0.001	0.789	0.792	37	1.000	0.000	1.000	1.000
17	0.801	0.001	0.800	0.803	38	1.000	0.000	1.000	1.000
18	0.814	0.001	0.812	0.816	39	1.000	0.000	1.000	1.000
19	0.826	0.001	0.825	0.828	40	1.000	0.000	1.000	1.000
20	0.839	0.001	0.837	0.840					

Tabla 6.25: Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 40 ítems en el percentil 99 para 4 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	0.997	0.002	0.993	1.000	21	1.000	0.000	1.000	1.000
1	0.996	0.002	0.993	1.000	22	1.000	0.000	1.000	1.000
2	0.999	0.001	0.997	1.001	23	1.000	0.000	1.000	1.000
3	0.998	0.001	0.996	1.001	24	1.000	0.000	1.000	1.000
4	0.999	0.001	0.998	1.001	25	1.000	0.000	1.000	1.000
5	1.000	0.000	1.000	1.000	26	1.000	0.000	1.000	1.000
6	0.999	0.001	0.998	1.001	27	1.000	0.000	1.000	1.000
7	1.000	0.000	1.000	1.000	28	1.000	0.000	1.000	1.000
8	1.000	0.000	1.000	1.000	29	1.000	0.000	1.000	1.000
9	1.000	0.000	1.000	1.000	30	1.000	0.000	1.000	1.000
10	1.000	0.000	1.000	1.000	31	1.000	0.000	1.000	1.000
11	1.000	0.000	1.000	1.000	32	1.000	0.000	1.000	1.000
12	1.000	0.000	1.000	1.000	33	1.000	0.000	1.000	1.000
13	1.000	0.000	1.000	1.000	34	1.000	0.000	1.000	1.000
14	1.000	0.000	1.000	1.000	35	1.000	0.000	1.000	1.000
15	1.000	0.000	1.000	1.000	36	1.000	0.000	1.000	1.000
16	1.000	0.000	1.000	1.000	37	1.000	0.000	1.000	1.000
17	1.000	0.000	1.000	1.000	38	1.000	0.000	1.000	1.000
18	1.000	0.000	1.000	1.000	39	1.000	0.000	1.000	1.000
19	1.000	0.000	1.000	1.000	40	1.000	0.000	1.000	1.000
20	1.000	0.000	1.000	1.000					

Tabla 6.26: Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 40 ítems en el percentil 99 para 5 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	0.993	0.003	0.988	0.999	21	1.000	0.000	1.000	1.000
1	0.999	0.001	0.997	1.001	22	1.000	0.000	1.000	1.000
2	0.999	0.001	0.998	1.001	23	1.000	0.000	1.000	1.000
3	1.000	0.000	1.000	1.000	24	1.000	0.000	1.000	1.000
4	1.000	0.000	1.000	1.000	25	1.000	0.000	1.000	1.000
5	1.000	0.000	1.000	1.000	26	1.000	0.000	1.000	1.000
6	1.000	0.000	1.000	1.000	27	1.000	0.000	1.000	1.000
7	1.000	0.000	1.000	1.000	28	1.000	0.000	1.000	1.000
8	1.000	0.000	1.000	1.000	29	1.000	0.000	1.000	1.000
9	1.000	0.000	1.000	1.000	30	1.000	0.000	1.000	1.000
10	1.000	0.000	1.000	1.000	31	1.000	0.000	1.000	1.000
11	1.000	0.000	1.000	1.000	32	1.000	0.000	1.000	1.000
12	1.000	0.000	1.000	1.000	33	1.000	0.000	1.000	1.000
13	1.000	0.000	1.000	1.000	34	1.000	0.000	1.000	1.000
14	1.000	0.000	1.000	1.000	35	1.000	0.000	1.000	1.000
15	1.000	0.000	1.000	1.000	36	1.000	0.000	1.000	1.000
16	1.000	0.000	1.000	1.000	37	1.000	0.000	1.000	1.000
17	1.000	0.000	1.000	1.000	38	1.000	0.000	1.000	1.000
18	1.000	0.000	1.000	1.000	39	1.000	0.000	1.000	1.000
19	1.000	0.000	1.000	1.000	40	1.000	0.000	1.000	1.000
20	1.000	0.000	1.000	1.000					

60 ítems. Para 4 opciones de respuesta, se observa que existen diferencias significativas entre las medias de 0 y 1 ítem copiados para el estadístico K_{sc} ($t = 6.616$, $gl = 398$ y $p \leq 0.001$) y H_{ij}^T ($t = 3.697$, $gl = 398$ y $p \leq 0.001$). Para 5 opciones de respuesta, existen diferencias significativas entre las medias de 0 y 1 ítem copiados para el estadístico K_{sc} ($t = 2.651$, $gl = 398$ y $p \leq 0.01$), pero no existen diferencias para H_{ij}^T ($t = 0.798$, $gl = 398$ y $p > 0.05$). Para este último se observan diferencias significativas entre 0 y 2 ítems copiados ($t = 1.871$, $gl = 398$ y $p \leq 0.05$).

Para 4 opciones de respuesta, la media del K_{sc} para 1 ítem copiado oscila entre 0.625 y 0.631

(Tabla 6.27), para el H_{ij}^T oscila entre 0.895 y 0.925 (Tabla 6.29). Para 5 opciones de respuesta, la media del K_{sc} para 1 ítem copiado oscila entre 0.551 y 0.556 (Tabla 6.28) y para 2 ítems copiados la media del H_{ij}^T oscila entre 0.977 y 0.992 (Tabla 6.30).

Tabla 6.27: Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 60 ítems en el percentil 99 para 4 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	0.614	0.001	0.612	0.617	31	0.849	0.001	0.848	0.851
1	0.628	0.002	0.625	0.631	32	0.856	0.001	0.854	0.857
2	0.635	0.001	0.632	0.638	33	0.862	0.001	0.861	0.864
3	0.643	0.001	0.640	0.646	34	0.870	0.001	0.869	0.872
4	0.650	0.001	0.648	0.653	35	0.877	0.001	0.876	0.878
5	0.658	0.001	0.656	0.661	36	0.883	0.001	0.882	0.884
6	0.665	0.001	0.663	0.668	37	0.890	0.001	0.889	0.891
7	0.674	0.001	0.672	0.677	38	0.897	0.001	0.896	0.898
8	0.681	0.001	0.679	0.683	39	0.904	0.001	0.903	0.905
9	0.689	0.001	0.686	0.691	40	0.910	0.001	0.909	0.911
10	0.697	0.001	0.694	0.699	41	0.917	0.001	0.916	0.918
11	0.704	0.001	0.702	0.706	42	0.924	0.001	0.923	0.925
12	0.711	0.001	0.709	0.713	43	0.930	0.001	0.929	0.931
13	0.720	0.001	0.718	0.722	44	0.937	0.000	0.936	0.938
14	0.726	0.001	0.724	0.728	45	0.942	0.000	0.942	0.943
15	0.734	0.001	0.732	0.736	46	0.948	0.000	0.948	0.949
16	0.741	0.001	0.739	0.743	47	0.954	0.000	0.954	0.955
17	0.748	0.001	0.746	0.750	48	0.961	0.000	0.961	0.962
18	0.755	0.001	0.753	0.757	49	0.967	0.000	0.966	0.968
19	0.763	0.001	0.761	0.765	50	0.973	0.000	0.972	0.973
20	0.771	0.001	0.769	0.773	51	0.978	0.000	0.977	0.978
21	0.778	0.001	0.776	0.780	52	0.983	0.000	0.983	0.984
22	0.785	0.001	0.783	0.787	53	0.988	0.000	0.987	0.988
23	0.793	0.001	0.791	0.794	54	0.992	0.000	0.991	0.992
24	0.800	0.001	0.798	0.802	55	0.996	0.000	0.995	0.996
25	0.807	0.001	0.805	0.808	56	1.000	0.000	1.000	1.000
26	0.813	0.001	0.812	0.815	57	1.000	0.000	1.000	1.000
27	0.821	0.001	0.819	0.823	58	1.000	0.000	1.000	1.000
28	0.827	0.001	0.826	0.829	59	1.000	0.000	1.000	1.000
29	0.835	0.001	0.834	0.837	60	1.000	0.000	1.000	1.000
30	0.842	0.001	0.840	0.843					

Tabla 6.28: Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 60 ítems en el percentil 99 para 5 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	0.548	0.002	0.545	0.551	31	0.819	0.001	0.817	0.820
1	0.554	0.001	0.551	0.556	32	0.827	0.001	0.826	0.828
2	0.563	0.001	0.561	0.566	33	0.835	0.001	0.834	0.836
3	0.572	0.001	0.570	0.574	34	0.843	0.001	0.842	0.845
4	0.582	0.001	0.579	0.584	35	0.852	0.001	0.850	0.853
5	0.589	0.001	0.587	0.592	36	0.860	0.001	0.859	0.861
6	0.599	0.001	0.597	0.601	37	0.868	0.001	0.867	0.870
7	0.609	0.001	0.607	0.611	38	0.876	0.001	0.874	0.877
8	0.618	0.001	0.616	0.620	39	0.884	0.001	0.883	0.885
9	0.627	0.001	0.625	0.629	40	0.892	0.001	0.891	0.893
10	0.638	0.001	0.635	0.640	41	0.900	0.000	0.899	0.901
11	0.645	0.001	0.643	0.647	42	0.908	0.000	0.907	0.909
12	0.654	0.001	0.652	0.656	43	0.915	0.000	0.914	0.916
13	0.664	0.001	0.662	0.666	44	0.923	0.000	0.922	0.923
14	0.672	0.001	0.671	0.674	45	0.931	0.000	0.930	0.932
15	0.680	0.001	0.678	0.682	46	0.937	0.000	0.937	0.938
16	0.689	0.001	0.687	0.691	47	0.944	0.000	0.944	0.945
17	0.698	0.001	0.696	0.700	48	0.951	0.000	0.950	0.952
18	0.707	0.001	0.706	0.709	49	0.958	0.000	0.957	0.958
19	0.715	0.001	0.714	0.717	50	0.964	0.000	0.963	0.964
20	0.726	0.001	0.724	0.727	51	0.969	0.000	0.969	0.970
21	0.734	0.001	0.732	0.736	52	0.975	0.000	0.975	0.976
22	0.742	0.001	0.740	0.744	53	0.982	0.000	0.981	0.982
23	0.750	0.001	0.749	0.752	54	0.985	0.000	0.985	0.986
24	0.759	0.001	0.758	0.761	55	0.992	0.000	0.991	0.992
25	0.767	0.001	0.766	0.769	56	0.995	0.000	0.994	0.996
26	0.776	0.001	0.775	0.777	57	1.000	0.000	1.000	1.000
27	0.785	0.001	0.784	0.786	58	1.000	0.000	1.000	1.000
28	0.793	0.001	0.792	0.794	59	1.000	0.000	1.000	1.000
29	0.802	0.001	0.800	0.803	60	1.000	0.000	1.000	1.000
30	0.810	0.001	0.808	0.811					

Tabla 6.29: Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 60 ítems en el percentil 99 para 4 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	0.868	0.009	0.852	0.885	31	1.000	0.000	1.000	1.000
1	0.910	0.008	0.895	0.925	32	1.000	0.000	1.000	1.000
2	0.920	0.007	0.906	0.934	33	1.000	0.000	1.000	1.000
3	0.928	0.007	0.914	0.941	34	1.000	0.000	1.000	1.000
4	0.935	0.006	0.923	0.947	35	1.000	0.000	1.000	1.000
5	0.943	0.006	0.931	0.955	36	1.000	0.000	1.000	1.000
6	0.950	0.005	0.939	0.961	37	1.000	0.000	1.000	1.000
7	0.956	0.005	0.946	0.966	38	1.000	0.000	1.000	1.000
8	0.963	0.005	0.954	0.973	39	1.000	0.000	1.000	1.000
9	0.966	0.004	0.957	0.974	40	1.000	0.000	1.000	1.000
10	0.971	0.004	0.963	0.979	41	1.000	0.000	1.000	1.000
11	0.978	0.004	0.971	0.985	42	1.000	0.000	1.000	1.000
12	0.980	0.003	0.974	0.987	43	1.000	0.000	1.000	1.000
13	0.986	0.003	0.980	0.991	44	1.000	0.000	1.000	1.000
14	0.985	0.003	0.980	0.991	45	1.000	0.000	1.000	1.000
15	0.990	0.002	0.986	0.995	46	1.000	0.000	1.000	1.000
16	0.993	0.002	0.990	0.997	47	1.000	0.000	1.000	1.000
17	0.995	0.002	0.992	0.998	48	1.000	0.000	1.000	1.000
18	0.997	0.001	0.995	0.999	49	1.000	0.000	1.000	1.000
19	1.000	0.000	0.999	1.000	50	1.000	0.000	1.000	1.000
20	0.999	0.001	0.998	1.000	51	1.000	0.000	1.000	1.000
21	0.999	0.001	0.998	1.000	52	1.000	0.000	1.000	1.000
22	1.000	0.000	0.999	1.000	53	1.000	0.000	1.000	1.000
23	0.999	0.001	0.998	1.000	54	1.000	0.000	1.000	1.000
24	1.000	0.000	0.999	1.000	55	1.000	0.000	1.000	1.000
25	1.000	0.000	1.000	1.000	56	1.000	0.000	1.000	1.000
26	1.000	0.000	1.000	1.000	57	1.000	0.000	1.000	1.000
27	1.000	0.000	1.000	1.000	58	1.000	0.000	1.000	1.000
28	1.000	0.000	1.000	1.000	59	1.000	0.000	1.000	1.000
29	1.000	0.000	1.000	1.000	60	1.000	0.000	1.000	1.000
30	1.000	0.000	1.000	1.000					

Tabla 6.30: Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 60 ítems en el percentil 99 para 5 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	0.972	0.005	0.962	0.982	31	1.000	0.000	1.000	1.000
1	0.978	0.005	0.968	0.987	32	1.000	0.000	1.000	1.000
2	0.984	0.004	0.977	0.992	33	1.000	0.000	1.000	1.000
3	0.988	0.003	0.982	0.994	34	1.000	0.000	1.000	1.000
4	0.991	0.003	0.986	0.996	35	1.000	0.000	1.000	1.000
5	0.994	0.002	0.990	0.998	36	1.000	0.000	1.000	1.000
6	0.994	0.002	0.989	0.998	37	1.000	0.000	1.000	1.000
7	0.996	0.002	0.992	0.999	38	1.000	0.000	1.000	1.000
8	0.997	0.001	0.994	1.000	39	1.000	0.000	1.000	1.000
9	0.997	0.002	0.994	1.000	40	1.000	0.000	1.000	1.000
10	0.998	0.001	0.996	1.000	41	1.000	0.000	1.000	1.000
11	0.998	0.001	0.996	1.001	42	1.000	0.000	1.000	1.000
12	0.999	0.001	0.997	1.001	43	1.000	0.000	1.000	1.000
13	1.000	0.000	1.000	1.000	44	1.000	0.000	1.000	1.000
14	1.000	0.000	1.000	1.000	45	1.000	0.000	1.000	1.000
15	1.000	0.000	0.999	1.000	46	1.000	0.000	1.000	1.000
16	1.000	0.000	1.000	1.000	47	1.000	0.000	1.000	1.000
17	0.999	0.001	0.998	1.001	48	1.000	0.000	1.000	1.000
18	1.000	0.000	1.000	1.000	49	1.000	0.000	1.000	1.000
19	1.000	0.000	1.000	1.000	50	1.000	0.000	1.000	1.000
20	1.000	0.000	1.000	1.000	51	1.000	0.000	1.000	1.000
21	1.000	0.000	1.000	1.000	52	1.000	0.000	1.000	1.000
22	1.000	0.000	1.000	1.000	53	1.000	0.000	1.000	1.000
23	1.000	0.000	1.000	1.000	54	1.000	0.000	1.000	1.000
24	1.000	0.000	1.000	1.000	55	1.000	0.000	1.000	1.000
25	1.000	0.000	1.000	1.000	56	1.000	0.000	1.000	1.000
26	1.000	0.000	1.000	1.000	57	1.000	0.000	1.000	1.000
27	1.000	0.000	1.000	1.000	58	1.000	0.000	1.000	1.000
28	1.000	0.000	1.000	1.000	59	1.000	0.000	1.000	1.000
29	1.000	0.000	1.000	1.000	60	1.000	0.000	1.000	1.000
30	1.000	0.000	1.000	1.000					

80 ítems. Para 4 opciones de respuesta, se observa que no existen diferencias significativas entre las medias con 0 y 1 ítems copiados para los estadísticos K_{sc} ($t = -0.462$, $gl = 398$ y $p > 0.05$) y H_{ij}^T ($t = 0.565$, $gl = 398$ y $p > 0.05$). Se empiezan a observar diferencias significativas entre 0 y 2 ítems copiados para el K_{sc} ($t = 2.364$, $gl = 398$ y $p \leq 0.01$) y entre 0 y 3 ítems copiados para el H_{ij}^T ($t = 2.238$, $gl = 398$ y $p \leq 0.05$). Para 5 opciones de respuesta, existen diferencias significativas entre las medias de 0 y 1 ítem copiados para el estadístico K_{sc} ($t = 3.698$, $gl = 398$ y $p \leq 0.001$), pero no existen diferencias para H_{ij}^T ($t = 1.395$, $gl = 398$ y $p > 0.05$). Para este último se observan diferencias significativas entre 0 y 2 ítems copiados ($t = 2.442$, $gl = 398$ y $p \leq 0.01$).

Para 4 opciones de respuesta, la media del K_{sc} para 2 ítem copiados oscila entre 0.624 y 0.630 (Tabla 6.31). La media del H_{ij}^T para 3 ítems copiados oscila entre 0.837 y 0.866 (Tabla 6.33). Para 5 opciones de respuesta, la media del K_{sc} para 1 ítem copiado oscila entre 0.531 y 0.537 (Tabla 6.32) y para 2 ítems copiados la media del H_{ij}^T oscila entre 0.863 y 0.899 (Tabla 6.34).

Tabla 6.31: Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 80 ítems en el percentil 99 para 4 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	0.622	0.002	0.619	0.625	41	0.840	0.001	0.838	0.841
1	0.621	0.001	0.618	0.624	42	0.845	0.001	0.844	0.846
2	0.627	0.001	0.624	0.630	43	0.850	0.001	0.848	0.851
3	0.633	0.001	0.630	0.635	44	0.855	0.001	0.854	0.856
4	0.638	0.001	0.635	0.641	45	0.861	0.001	0.859	0.862
5	0.644	0.001	0.642	0.647	46	0.865	0.001	0.864	0.866
6	0.649	0.001	0.647	0.652	47	0.871	0.001	0.870	0.872
7	0.655	0.001	0.652	0.658	48	0.876	0.001	0.875	0.877
8	0.661	0.001	0.658	0.663	49	0.880	0.001	0.879	0.881
9	0.667	0.001	0.664	0.669	50	0.886	0.000	0.885	0.887
10	0.672	0.001	0.670	0.675	51	0.891	0.000	0.891	0.892
11	0.678	0.001	0.676	0.681	52	0.896	0.000	0.895	0.897
12	0.683	0.001	0.681	0.686	53	0.901	0.000	0.900	0.902
13	0.689	0.001	0.687	0.691	54	0.906	0.000	0.905	0.907
14	0.696	0.001	0.694	0.698	55	0.912	0.000	0.911	0.912
15	0.700	0.001	0.698	0.703	56	0.916	0.000	0.915	0.917
16	0.706	0.001	0.703	0.708	57	0.921	0.000	0.920	0.922
17	0.712	0.001	0.710	0.714	58	0.926	0.000	0.925	0.926
18	0.717	0.001	0.715	0.719	59	0.930	0.000	0.930	0.931
19	0.722	0.001	0.720	0.724	60	0.936	0.000	0.935	0.936
20	0.728	0.001	0.726	0.730	61	0.940	0.000	0.939	0.940
21	0.734	0.001	0.732	0.736	62	0.945	0.000	0.944	0.945
22	0.739	0.001	0.737	0.741	63	0.949	0.000	0.949	0.950
23	0.745	0.001	0.743	0.747	64	0.954	0.000	0.954	0.955
24	0.749	0.001	0.748	0.751	65	0.959	0.000	0.958	0.960
25	0.755	0.001	0.753	0.756	66	0.963	0.000	0.963	0.964
26	0.761	0.001	0.759	0.762	67	0.968	0.000	0.967	0.968
27	0.767	0.001	0.765	0.768	68	0.972	0.000	0.972	0.972
28	0.771	0.001	0.770	0.773	69	0.976	0.000	0.976	0.977
29	0.776	0.001	0.774	0.778	70	0.981	0.000	0.980	0.981
30	0.783	0.001	0.781	0.784	71	0.984	0.000	0.984	0.985
31	0.787	0.001	0.785	0.789	72	0.988	0.000	0.988	0.988
32	0.793	0.001	0.791	0.794	73	0.991	0.000	0.991	0.992
33	0.798	0.001	0.797	0.800	74	0.994	0.000	0.994	0.994
34	0.803	0.001	0.801	0.804	75	0.997	0.000	0.997	0.998
35	0.809	0.001	0.807	0.810	76	1.000	0.000	1.000	1.000
36	0.814	0.001	0.812	0.815	77	1.000	0.000	1.000	1.000
37	0.819	0.001	0.818	0.821	78	1.000	0.000	1.000	1.000
38	0.825	0.001	0.823	0.826	79	1.000	0.000	1.000	1.000
39	0.830	0.001	0.828	0.831	80	1.000	0.000	1.000	1.000
40	0.835	0.001	0.834	0.836					

Tabla 6.32: Valor del Estadístico K_{sc} para una prueba de 80 ítems en el percentil 99 para 5 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	0.526	0.002	0.523	0.529	41	0.802	0.001	0.801	0.804
1	0.534	0.002	0.531	0.537	42	0.808	0.001	0.807	0.810
2	0.542	0.001	0.539	0.544	43	0.815	0.001	0.814	0.816
3	0.549	0.001	0.546	0.551	44	0.821	0.001	0.820	0.822
4	0.556	0.001	0.553	0.559	45	0.828	0.001	0.827	0.829
5	0.563	0.001	0.560	0.565	46	0.833	0.001	0.832	0.835
6	0.570	0.001	0.568	0.573	47	0.840	0.001	0.839	0.841
7	0.576	0.001	0.573	0.578	48	0.847	0.001	0.845	0.848
8	0.583	0.001	0.581	0.586	49	0.852	0.001	0.851	0.853
9	0.590	0.001	0.587	0.592	50	0.859	0.001	0.858	0.860
10	0.597	0.001	0.595	0.600	51	0.865	0.001	0.863	0.866
11	0.604	0.001	0.602	0.607	52	0.871	0.001	0.870	0.872
12	0.611	0.001	0.609	0.613	53	0.876	0.001	0.875	0.878
13	0.617	0.001	0.615	0.619	54	0.883	0.001	0.882	0.884
14	0.624	0.001	0.622	0.626	55	0.889	0.001	0.888	0.890
15	0.631	0.001	0.629	0.633	56	0.896	0.001	0.895	0.897
16	0.638	0.001	0.636	0.640	57	0.901	0.001	0.900	0.902
17	0.645	0.001	0.643	0.647	58	0.908	0.000	0.907	0.908
18	0.652	0.001	0.650	0.654	59	0.913	0.000	0.912	0.914
19	0.658	0.001	0.656	0.660	60	0.919	0.000	0.918	0.920
20	0.664	0.001	0.662	0.666	61	0.925	0.000	0.924	0.926
21	0.672	0.001	0.670	0.673	62	0.931	0.000	0.930	0.932
22	0.678	0.001	0.676	0.680	63	0.936	0.000	0.936	0.937
23	0.686	0.001	0.684	0.688	64	0.942	0.000	0.942	0.943
24	0.692	0.001	0.690	0.694	65	0.947	0.000	0.947	0.948
25	0.698	0.001	0.697	0.700	66	0.953	0.000	0.953	0.954
26	0.705	0.001	0.703	0.707	67	0.958	0.000	0.957	0.958
27	0.711	0.001	0.709	0.713	68	0.963	0.000	0.963	0.964
28	0.719	0.001	0.717	0.720	69	0.968	0.000	0.968	0.969
29	0.725	0.001	0.724	0.727	70	0.973	0.000	0.972	0.973
30	0.731	0.001	0.729	0.732	71	0.977	0.000	0.977	0.977
31	0.737	0.001	0.736	0.739	72	0.982	0.000	0.982	0.982
32	0.745	0.001	0.743	0.746	73	0.986	0.000	0.986	0.987
33	0.750	0.001	0.749	0.752	74	0.989	0.000	0.989	0.989
34	0.757	0.001	0.756	0.759	75	0.994	0.000	0.994	0.994
35	0.763	0.001	0.762	0.764	76	0.996	0.000	0.996	0.997
36	0.770	0.001	0.769	0.772	77	1.000	0.000	1.000	1.000
37	0.776	0.001	0.775	0.778	78	1.000	0.000	1.000	1.000
38	0.782	0.001	0.781	0.784	79	1.000	0.000	1.000	1.000
39	0.789	0.001	0.787	0.790	80	1.000	0.000	1.000	1.000
40	0.796	0.001	0.794	0.797					

Tabla 6.33: Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 80 ítems en el percentil 99 para 4 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	0.827	0.008	0.811	0.843	41	1.000	0.000	0.999	1.000
1	0.834	0.008	0.818	0.849	42	1.000	0.000	0.999	1.000
2	0.843	0.007	0.828	0.857	43	0.999	0.000	0.998	1.000
3	0.851	0.007	0.837	0.866	44	1.000	0.000	1.000	1.000
4	0.861	0.007	0.847	0.875	45	1.000	0.000	1.000	1.000
5	0.872	0.007	0.858	0.885	46	1.000	0.000	1.000	1.000
6	0.879	0.007	0.866	0.892	47	1.000	0.000	1.000	1.000
7	0.887	0.007	0.874	0.900	48	1.000	0.000	1.000	1.000
8	0.894	0.006	0.882	0.907	49	1.000	0.000	1.000	1.000
9	0.904	0.006	0.892	0.916	50	1.000	0.000	1.000	1.000
10	0.907	0.006	0.895	0.918	51	1.000	0.000	1.000	1.000
11	0.918	0.006	0.907	0.930	52	1.000	0.000	1.000	1.000
12	0.923	0.006	0.912	0.934	53	1.000	0.000	1.000	1.000
13	0.926	0.005	0.915	0.937	54	1.000	0.000	1.000	1.000
14	0.934	0.005	0.924	0.944	55	1.000	0.000	1.000	1.000
15	0.940	0.005	0.930	0.949	56	1.000	0.000	1.000	1.000
16	0.944	0.005	0.935	0.953	57	1.000	0.000	1.000	1.000
17	0.952	0.004	0.943	0.960	58	1.000	0.000	1.000	1.000
18	0.956	0.004	0.948	0.965	59	1.000	0.000	1.000	1.000
19	0.963	0.004	0.955	0.970	60	1.000	0.000	1.000	1.000
20	0.962	0.004	0.954	0.970	61	1.000	0.000	1.000	1.000
21	0.966	0.004	0.959	0.973	62	1.000	0.000	1.000	1.000
22	0.968	0.004	0.961	0.975	63	1.000	0.000	1.000	1.000
23	0.977	0.003	0.971	0.983	64	1.000	0.000	1.000	1.000
24	0.979	0.003	0.974	0.985	65	1.000	0.000	1.000	1.000
25	0.983	0.003	0.977	0.988	66	1.000	0.000	1.000	1.000
26	0.981	0.003	0.976	0.986	67	1.000	0.000	1.000	1.000
27	0.985	0.002	0.980	0.990	68	1.000	0.000	1.000	1.000
28	0.984	0.002	0.980	0.989	69	1.000	0.000	1.000	1.000
29	0.988	0.002	0.984	0.992	70	1.000	0.000	1.000	1.000
30	0.989	0.002	0.985	0.993	71	1.000	0.000	1.000	1.000
31	0.991	0.002	0.988	0.995	72	1.000	0.000	1.000	1.000
32	0.992	0.002	0.989	0.995	73	1.000	0.000	1.000	1.000
33	0.993	0.002	0.990	0.996	74	1.000	0.000	1.000	1.000
34	0.994	0.001	0.991	0.997	75	1.000	0.000	1.000	1.000
35	0.996	0.001	0.993	0.998	76	1.000	0.000	1.000	1.000
36	0.997	0.001	0.995	0.999	77	1.000	0.000	1.000	1.000
37	0.998	0.001	0.996	0.999	78	1.000	0.000	1.000	1.000
38	0.998	0.001	0.996	1.000	79	1.000	0.000	1.000	1.000
39	0.998	0.001	0.997	1.000	80	1.000	0.000	1.000	1.000
40	0.999	0.001	0.998	1.000					

Tabla 6.34: Valor del Estadístico H_{ij}^T para una prueba de 80 ítems en el percentil 99 para 5 opciones de respuesta.

Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95	Ítems Copiados	Media	Error Estándar	L.Inferior IC .95	L. Superior IC .95
0	0.847	0.010	0.827	0.868	41	1.000	0.000	1.000	1.000
1	0.867	0.010	0.848	0.886	42	1.000	0.000	1.000	1.000
2	0.881	0.009	0.863	0.899	43	1.000	0.000	1.000	1.000
3	0.898	0.009	0.881	0.915	44	1.000	0.000	1.000	1.000
4	0.903	0.008	0.887	0.919	45	1.000	0.000	1.000	1.000
5	0.914	0.008	0.899	0.930	46	1.000	0.000	1.000	1.000
6	0.920	0.007	0.906	0.935	47	1.000	0.000	1.000	1.000
7	0.929	0.007	0.915	0.942	48	1.000	0.000	1.000	1.000
8	0.935	0.007	0.922	0.948	49	1.000	0.000	1.000	1.000
9	0.944	0.006	0.932	0.956	50	1.000	0.000	1.000	1.000
10	0.945	0.006	0.933	0.957	51	1.000	0.000	1.000	1.000
11	0.954	0.005	0.943	0.965	52	1.000	0.000	1.000	1.000
12	0.958	0.005	0.948	0.968	53	1.000	0.000	1.000	1.000
13	0.966	0.005	0.957	0.976	54	1.000	0.000	1.000	1.000
14	0.970	0.004	0.961	0.978	55	1.000	0.000	1.000	1.000
15	0.969	0.004	0.961	0.978	56	1.000	0.000	1.000	1.000
16	0.972	0.004	0.964	0.980	57	1.000	0.000	1.000	1.000
17	0.976	0.004	0.968	0.983	58	1.000	0.000	1.000	1.000
18	0.981	0.003	0.975	0.987	59	1.000	0.000	1.000	1.000
19	0.982	0.003	0.975	0.988	60	1.000	0.000	1.000	1.000
20	0.982	0.003	0.976	0.988	61	1.000	0.000	1.000	1.000
21	0.983	0.003	0.977	0.989	62	1.000	0.000	1.000	1.000
22	0.988	0.002	0.984	0.993	63	1.000	0.000	1.000	1.000
23	0.990	0.002	0.986	0.994	64	1.000	0.000	1.000	1.000
24	0.991	0.002	0.987	0.995	65	1.000	0.000	1.000	1.000
25	0.992	0.002	0.988	0.996	66	1.000	0.000	1.000	1.000
26	0.995	0.001	0.992	0.998	67	1.000	0.000	1.000	1.000
27	0.996	0.001	0.993	0.998	68	1.000	0.000	1.000	1.000
28	0.997	0.001	0.994	0.999	69	1.000	0.000	1.000	1.000
29	0.996	0.001	0.993	0.998	70	1.000	0.000	1.000	1.000
30	0.998	0.001	0.996	1.000	71	1.000	0.000	1.000	1.000
31	0.998	0.001	0.996	1.000	72	1.000	0.000	1.000	1.000
32	0.999	0.001	0.998	1.000	73	1.000	0.000	1.000	1.000
33	0.999	0.001	0.998	1.000	74	1.000	0.000	1.000	1.000
34	0.999	0.001	0.997	1.000	75	1.000	0.000	1.000	1.000
35	1.000	0.000	1.000	1.000	76	1.000	0.000	1.000	1.000
36	1.000	0.000	0.999	1.000	77	1.000	0.000	1.000	1.000
37	1.000	0.000	1.000	1.000	78	1.000	0.000	1.000	1.000
38	1.000	0.000	1.000	1.000	79	1.000	0.000	1.000	1.000
39	1.000	0.000	1.000	1.000	80	1.000	0.000	1.000	1.000
40	1.000	0.000	1.000	1.000					

En conclusión, tanto para el percentil 95 como el 99, los resultados indican: primero, que las medias de los estadísticos K_{sc} y H_{ij}^T son diferentes según el número de ítems que contenga la prueba y el número de opciones de respuesta. Segundo, los errores estándar de las medias de los estadísticos va decreciendo a medida que aumenta el número de ítems y, además, los errores estándar son más pequeños para el estadístico K_{sc} que para el H_{ij}^T . Tercero, el estadístico H_{ij}^T , en pruebas de 20 ítems, tiende a presentar el mismo valor de media a medida que aumentan los ítems copiados, lo que implica que dicho estadístico no puede ser usado con los percentiles trabajados, especialmente con el percentil 99, ya que la discriminación de copiadores y no copiadores no esta garantizada. Cuarto, practicamente en todos los tamaños de prueba y opciones de respuesta, las medias de los estadísticos a 0 ítem copiados difieren significativamente de las de 1 ítem copiado, sin embargo, es el estadístico H_{ij}^T el que presenta más excepciones que el K_{sc} . Por último, para

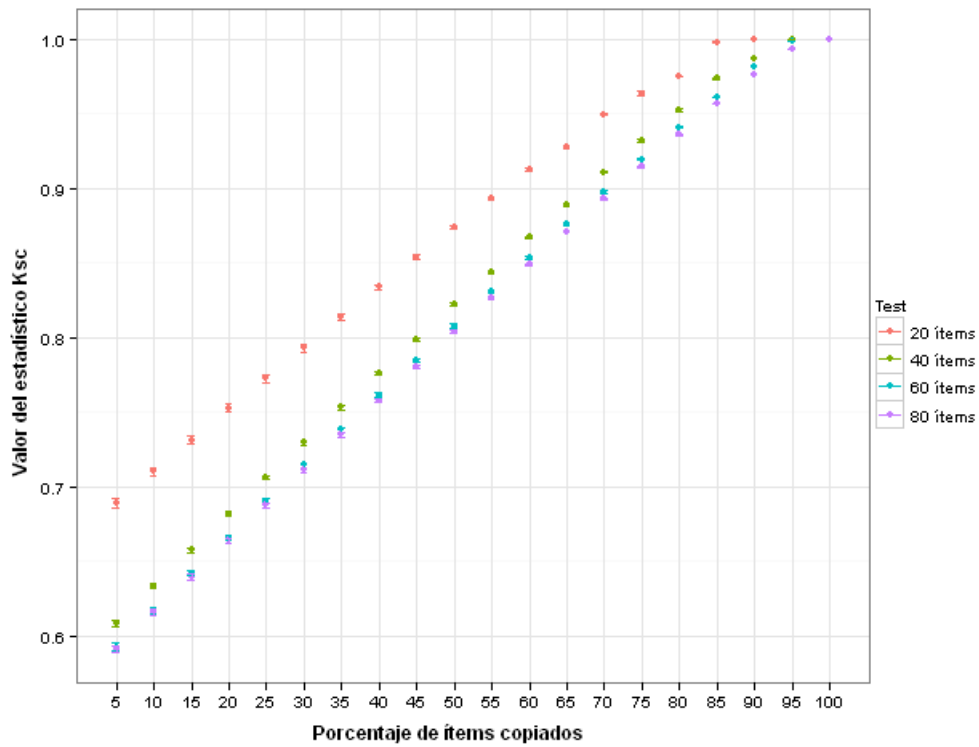
los estadísticos K_{sc} y H_{ij}^T , el punto de corte óptimo que permite discriminar a copiadore de no copiadore debe ser diferente según el tamaño de la prueba y el número de opciones de respuesta.

6.7.2.3. Punto de Corte

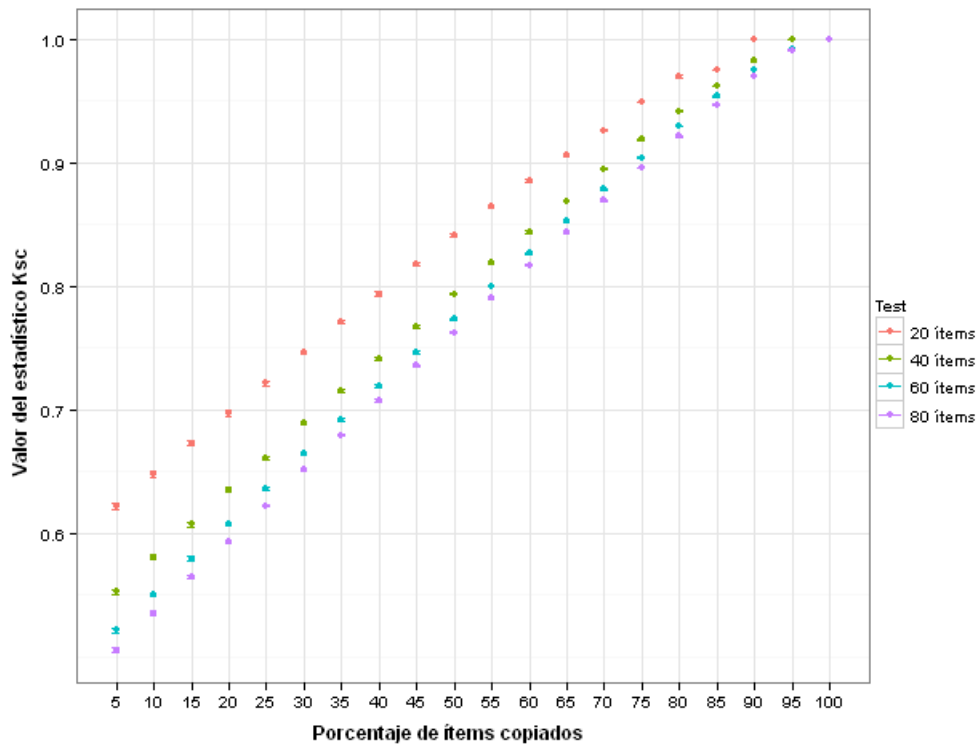
En las gráficas 6.1 a 6.8 se observan las comparaciones de las medias de los valores de los estadísticos K_{sc} y H_{ij}^T para los distintos tamaños de prueba y opciones de respuesta en los percentiles 95 y 99. A partir de las gráficas se puede observar: primero, los valores de los estadísticos van aumentando a medida que aumenta el porcentaje de ítems copiados y difieren según el tamaño de la prueba. Segundo, los valores de los estadísticos tienden a ser cada vez más cercanos a medida que crece el tamaño de la prueba.

Los resultados, en general, permiten concluir que los puntos de corte para los estadísticos K_{sc} y H_{ij}^T deben ser diferentes según el número de ítems que contenga la prueba y el número de opciones de respuesta. Debido a que el tamaño de los errores estándar es bajo se puede tomar como punto de corte óptimo el límite inferior del intervalo de confianza tanto para el percentil 95 como para el 99. Al tomar esta decisión, posiblemente se afectará el error de tipo I, el cual puede aumentar, pero no se considera que se vea afectada la calidad de la detección. A través del estudio II se podrá ver qué tanta potencia y error de tipo I presentan realmente los estadísticos K_{sc} y H_{ij}^T según los puntos de corte definidos en la tabla 6.35.

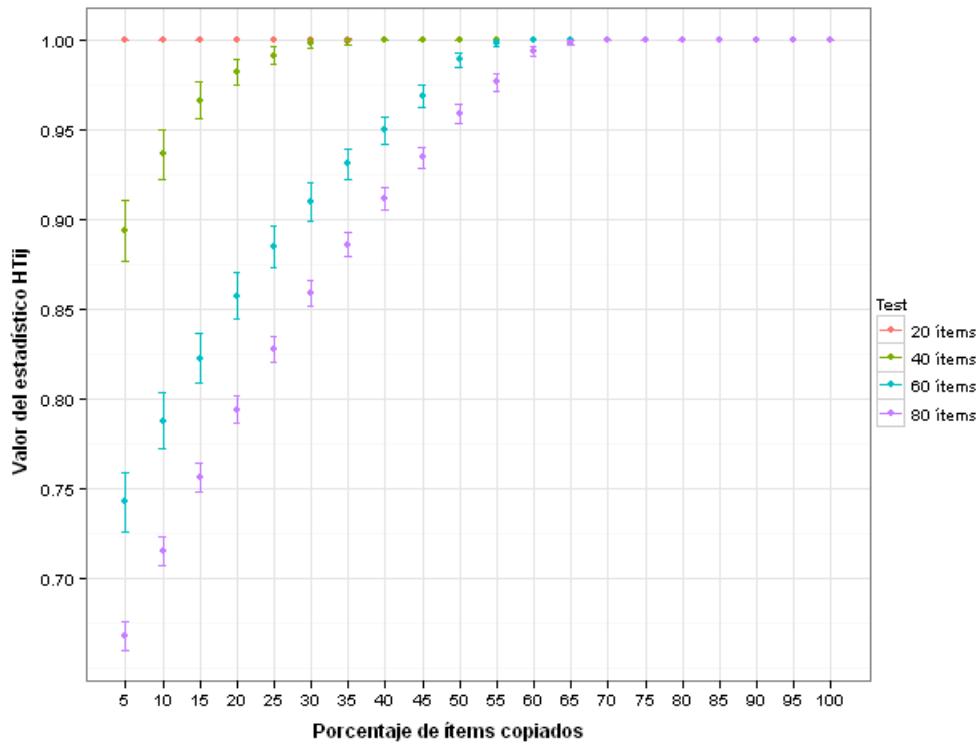
Gráfica 6.1: Valores del Estadístico K_{sc} en el percentil 95 según el porcentaje de ítems copiados en los 4 tamaños de test para 4 opciones de respuesta.



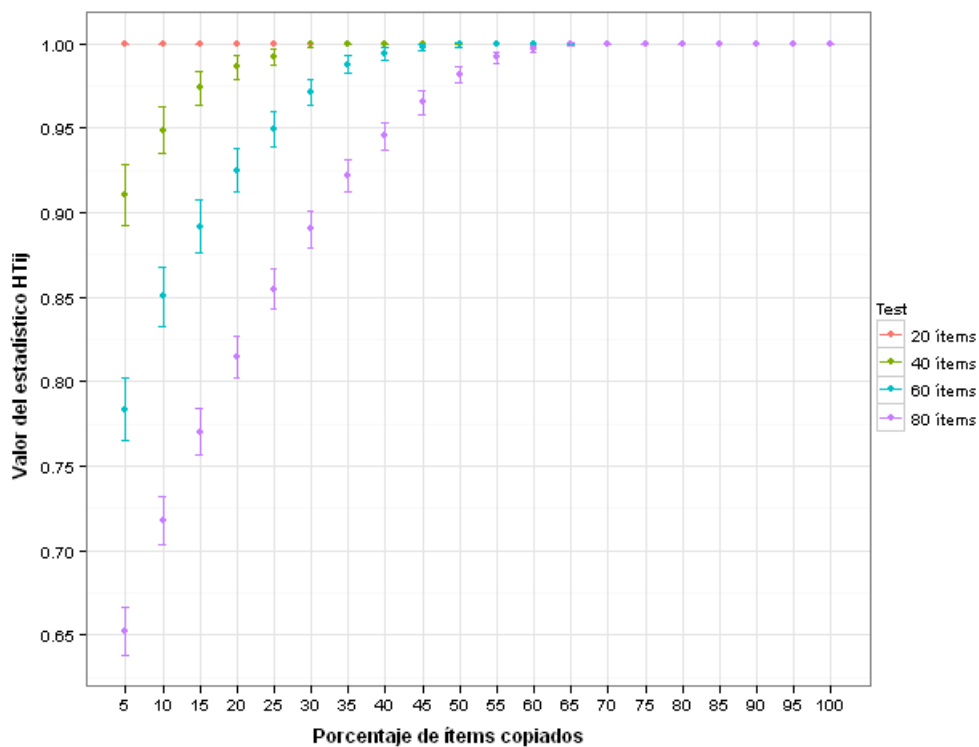
Gráfica 6.2: Valores del Estadístico K_{sc} en el percentil 95 según el porcentaje de ítems copiados en los 4 tamaños de test para 5 opciones de respuesta.



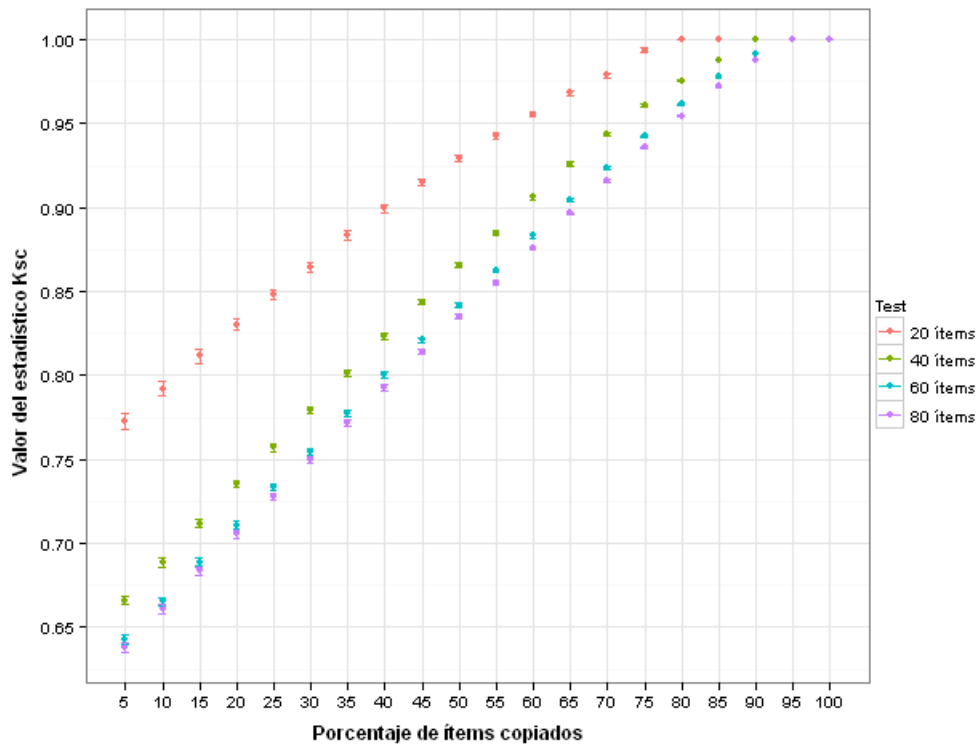
Gráfica 6.3: Valores del Estadístico H_{ij}^T en el percentil 95 según el porcentaje de ítems copiados en los 4 tamaños de test para 4 opciones de respuesta.



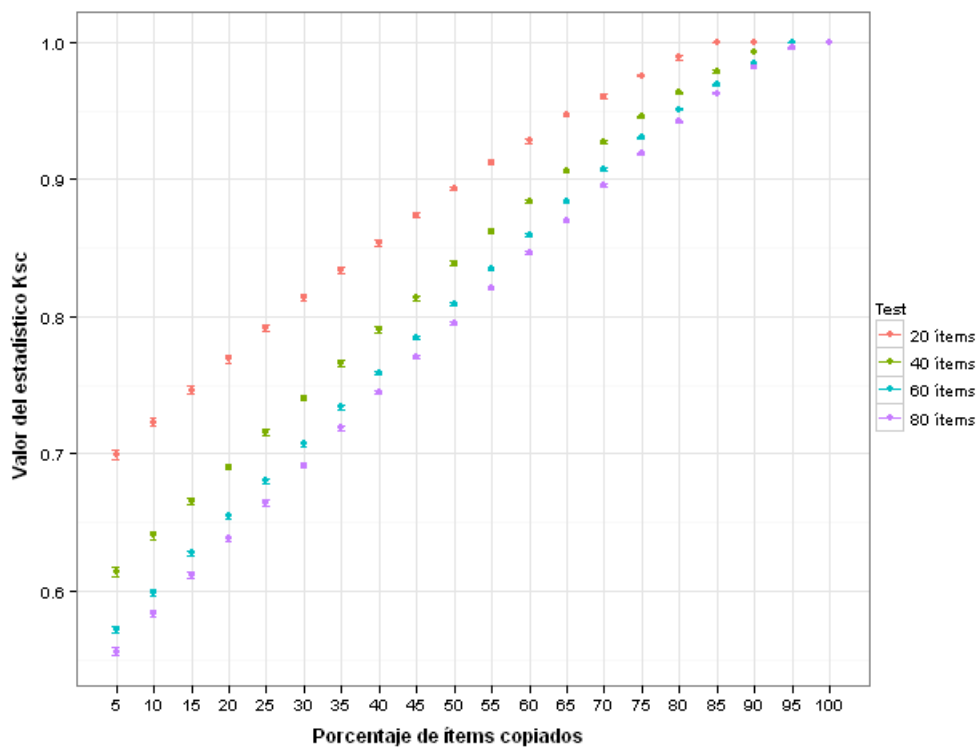
Gráfica 6.4: Valores del Estadístico H_{ij}^T en el percentil 95 según el porcentaje de ítems copiados en los 4 tamaños de test para 5 opciones de respuesta.



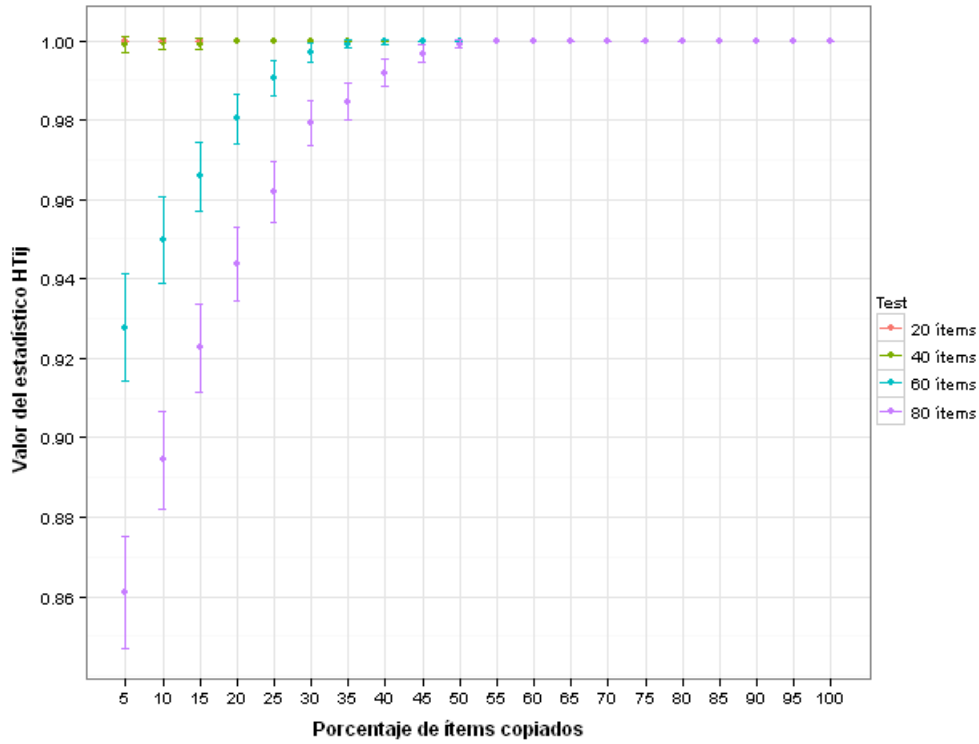
Gráfica 6.5: Valores del Estadístico K_{sc} en el percentil 99 según el porcentaje de ítems copiados en los 4 tamaños de test para 4 opciones de respuesta.



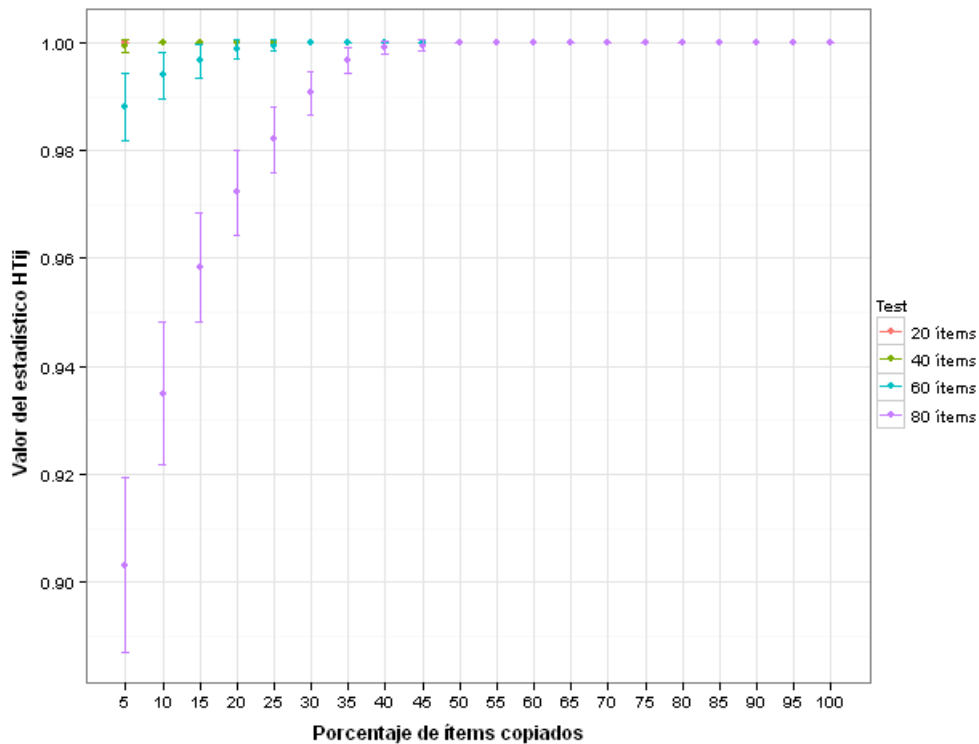
Gráfica 6.6: Valores del Estadístico K_{sc} en el percentil 99 según el porcentaje de ítems copiados en los 4 tamaños de test para 5 opciones de respuesta.



Gráfica 6.7: Valores del Estadístico H_{ij}^T en el percentil 99 según el porcentaje de ítems copiados en los 4 tamaños de test para 4 opciones de respuesta.



Gráfica 6.8: Valores del Estadístico H_{ij}^T en el percentil 99 según el porcentaje de ítems copiados en los 4 tamaños de test para 5 opciones de respuesta.



Los puntos de corte óptimos definidos para K_{sc} y H_{ij}^T en los 4 tamaños de prueba y para 4 y 5 opciones de respuesta son:

Tabla 6.35: Puntos de corte óptimos para los estadísticos K_{sc} y H_{ij}^T .

Estadístico	Percentil	Opciones	20 ítems	40 ítems	60 ítems	80 ítems	
K_{sc}	95	4	0.686	0.594	0.573	0.577	
		5	0.620	0.536	0.500	0.481	
	99	4	0.768	0.651	0.625	0.624	
		5	0.696	0.599	0.551	0.531	
	H_{ij}^T	95	4	1.000	0.845	0.690	0.635
			5	1.000	0.867	0.765	0.582
99		4	1.000	1.000	0.895	0.837	
		5	1.000	0.997	0.977	0.863	

6.8. Estudio II

El estudio II tiene como objetivo analizar la calidad de los estadísticos K_{sc} y H_{ij}^T . Se entiende por calidad la capacidad que tiene estos para detectar a los que copian con el menor error posible de detección.

6.8.1. Diseño de la Simulación.

6.8.1.1. Variables Independientes.

Para la generación de los datos del presente estudio se definieron 3 variables independientes:

- (a) El número de ítems: 20, 40, 60 y 80.
- (b) El número de opciones de respuesta: 4 y 5.
- (c) El número de ítems copiados: desde 1 hasta K ítems.

El diseño más simple fue de $2 \times 20 = 40$ condiciones para el caso de 20 ítems con 4 o 5 opciones de respuesta y 20 ítems copiados. El más complejo $2 \times 80 = 160$ condiciones para el caso de 80 ítems con 4 o 5 opciones de respuesta y 80 ítems copiados. El número total de condiciones simuladas fue de 400. Cada condición se replicó 200 veces.

6.8.1.2. Tamaño de la muestra.

El tamaño de la muestra fue de 30 sujetos. Se definió este tamaño por dos razones, la primera se buscó simular el comportamiento de los estadísticos K_{sc} y H_{ij}^T en una condición en que no

se habían estudiado los estadísticos de detección de copia de respuestas, y segundo, porque se buscó simular la aplicación en un contexto de aula de clase.

6.8.1.3. Modelo de TRI.

El modelo de TRI que se tomó para simular las respuestas de los sujetos fue el Modelo de Respuesta Nominal de Bock (1972).

6.8.1.4. Fuente y Copiador.

El 20 % de los sujetos corresponde a los copiadores y otro 20 % como los sujetos fuente (seleccionados aleatoriamente), en total existen 6 parejas con respuestas copiadas de las 870 parejas posibles.

6.8.1.5. Ítem copiados.

Se ha copiado desde 1 hasta K ítems. Los ítems que se definieron como copiados fueron seleccionados aleatoriamente entre los K ítems.

6.8.1.6. Variables dependientes.

Se analizan seis variables dependientes: primero, la potencia del estadístico de copia a un α de 0.01 y 0.05. Segundo, el Error de Tipo I a un α de 0.01 y 0.05. Tercero, el valor del Área Bajo la Curva ROC (AUC). Cuarto, el valor del AUC Parcial Estandarizado. Quinto, la Fracción de Verdaderos Positivos a un valor de Falsos Positivos igual a 0.01 y 0.05 y sexto, el valor del estadístico de copia a un valor de Falsos Positivos igual a 0.01 y 0.05.

Para resumir los resultados se extrae la media y el error estándar de la media, a partir de las 200 réplicas, de cada una de las variables dependientes analizadas y se exponen en gráficas y tablas.

6.8.1.7. Procedimiento.

Los pasos del procedimiento de simulación fueron:

1. Se generaron las habilidades (θ) de 30 sujetos siguiendo una $\sim N(0, 1)$.

2. Se simularon las respuestas a los ítems de acuerdo a las condiciones de diseño. Los parámetros de los ítems fueron simulados de acuerdo al MRN siguiendo una distribución uniforme: $a \sim U(-1, 1)$ y $c \sim U(-1.5, 1.5)$. La opción de respuesta correcta corresponde al valor del parámetro a más grande.
3. Se modificaron las bases de datos simulando el comportamiento de copia de acuerdo con las características de cada una de las 400 condiciones de diseño.
4. Se estimaron los estadísticos de copia (K_{sc} y H_{ij}^T) para cada base de datos correspondiente a cada condición.
5. Se replicaron 200 veces los pasos 1 a 4 para cada una de las 400 condiciones.
6. Se analizó la calidad de los estadísticos a través de las variables dependientes.

6.8.1.8. Software.

El lenguaje de programación fue R versión 2.9.0 (R Development Core Team, 2010) y escrito con el editor Tinn-R versión 2.2.0.2 (Faria, 2010). En los anexos se presentan las rutinas de simulación para obtener los datos para cada una de las condiciones como las rutinas para el análisis de los resultados.

6.8.2. Resultados

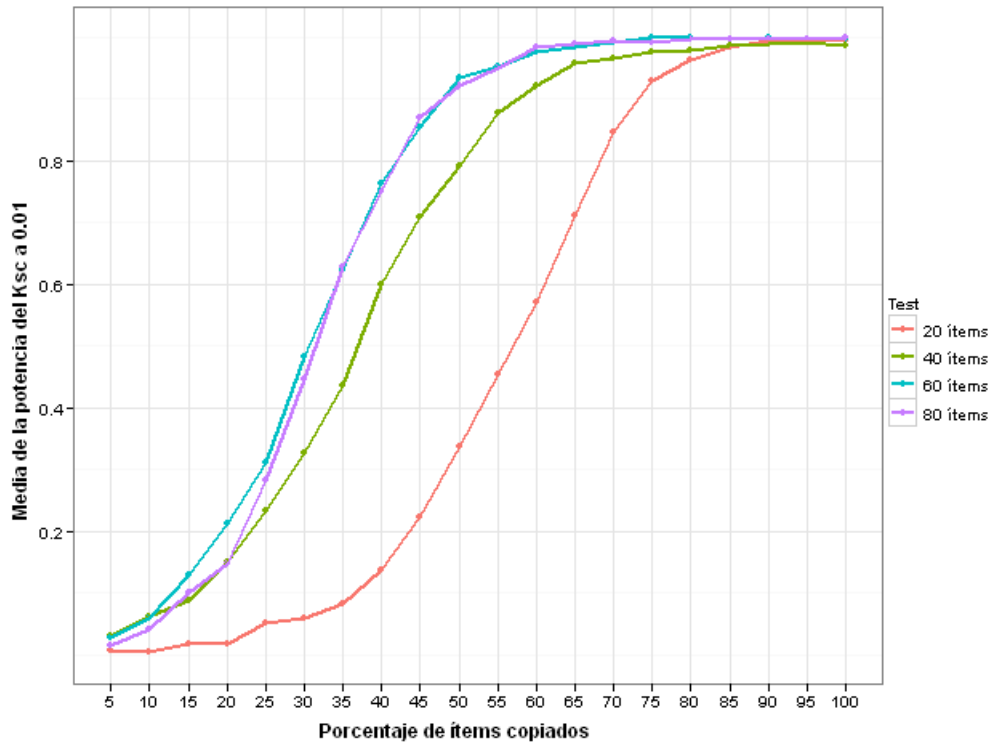
6.8.2.1. Potencia

α de 0.01 En la gráfica 6.9 se observa que la media de la potencia del K_{sc} es superior a 0.80 en pruebas de 60 y 80 ítems y 4 opciones de respuesta cuando se ha copiado el 45 % de los ítems. Mientras la potencia más baja se observa para pruebas de 20 ítems, donde es superior a 0.80 cuando se ha copiado el 70 % de los ítems. Si se observa la gráfica 6.10, que corresponde a 5 opciones de respuesta, la potencia del K_{sc} es superior a 0.80 cuando se ha copiado el 35 % de los ítems en pruebas de 80 ítems y el 40 % en pruebas de 60 ítems. Esto permite afirmar que la potencia del K_{sc} se ve afectada por el número de opciones de respuesta.

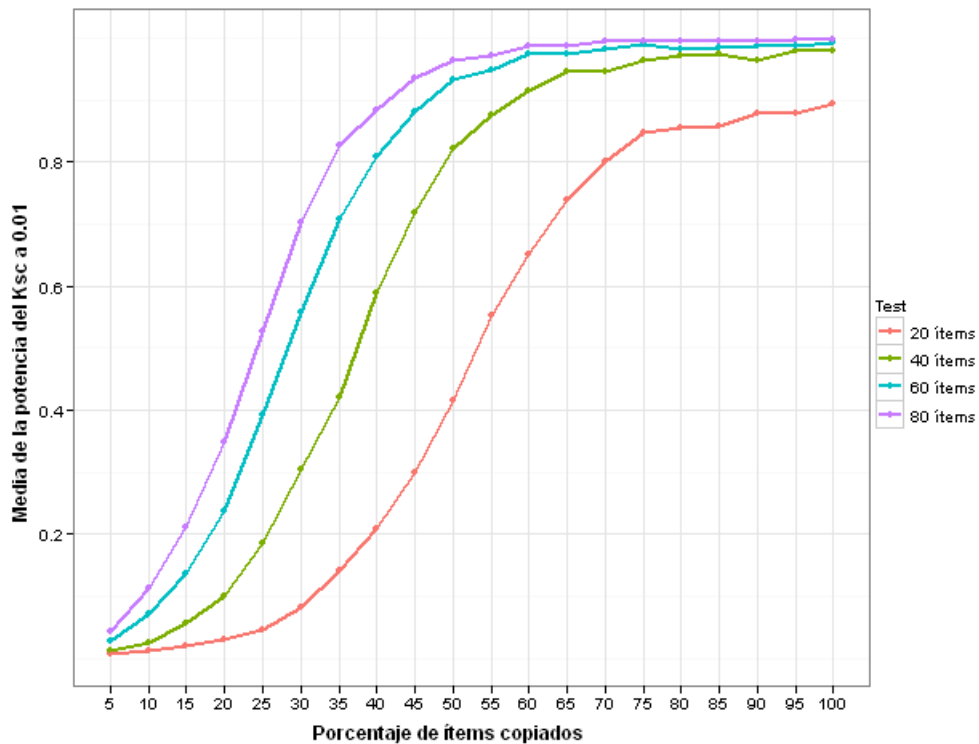
Para el estadístico H_{ij}^T , y en pruebas de 4 opciones de respuesta, se observa en la gráfica 6.11 que la media de la potencia es superior a 0.80 cuando se copia el 80 % de los ítems en pruebas de 80 ítems. Las curvas de potencia del estadístico H_{ij}^T reflejan que su comportamiento de detección

es muy deficiente en pruebas con 4 opciones de respuesta independientemente del número de ítems. Cuando se tienen 5 opciones de respuesta, se observa que mejora el comportamiento de la potencia para pruebas de 20 ítems (Gráfica 6.12) pero aún así no deja de ser deficiente. Los resultados indican que la capacidad de detección de copiadorees a través del H_{ij}^T a un α de 0.01 es muy pobre.

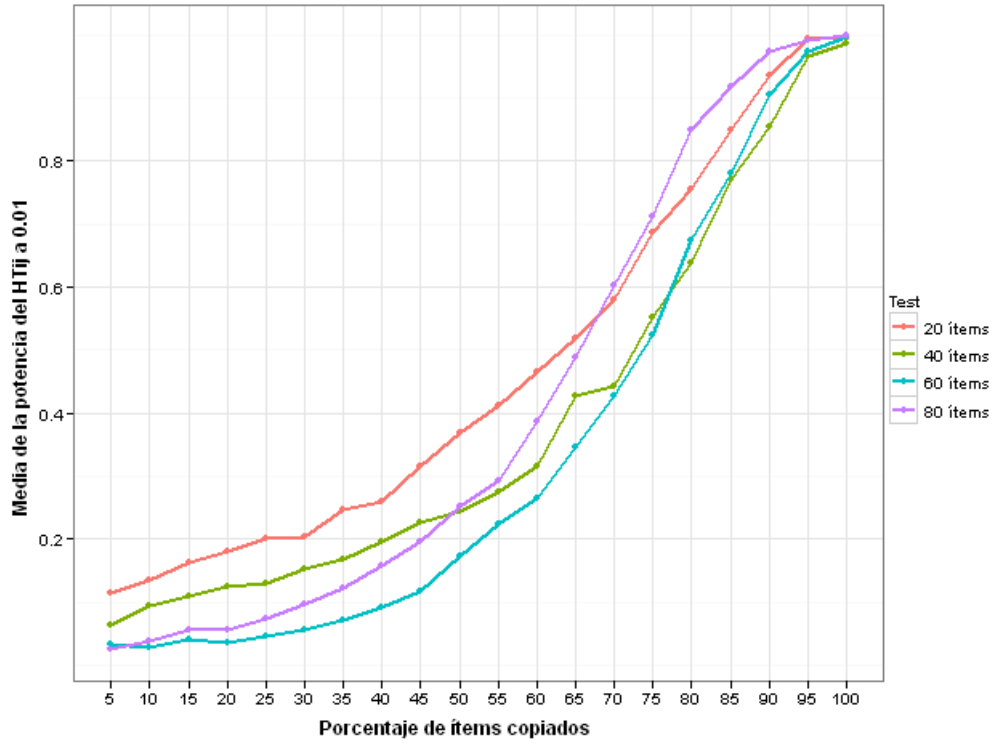
Gráfica 6.9: Media de la Potencia del K_{sc} a un α de 0.01 para 4 opciones de respuesta.



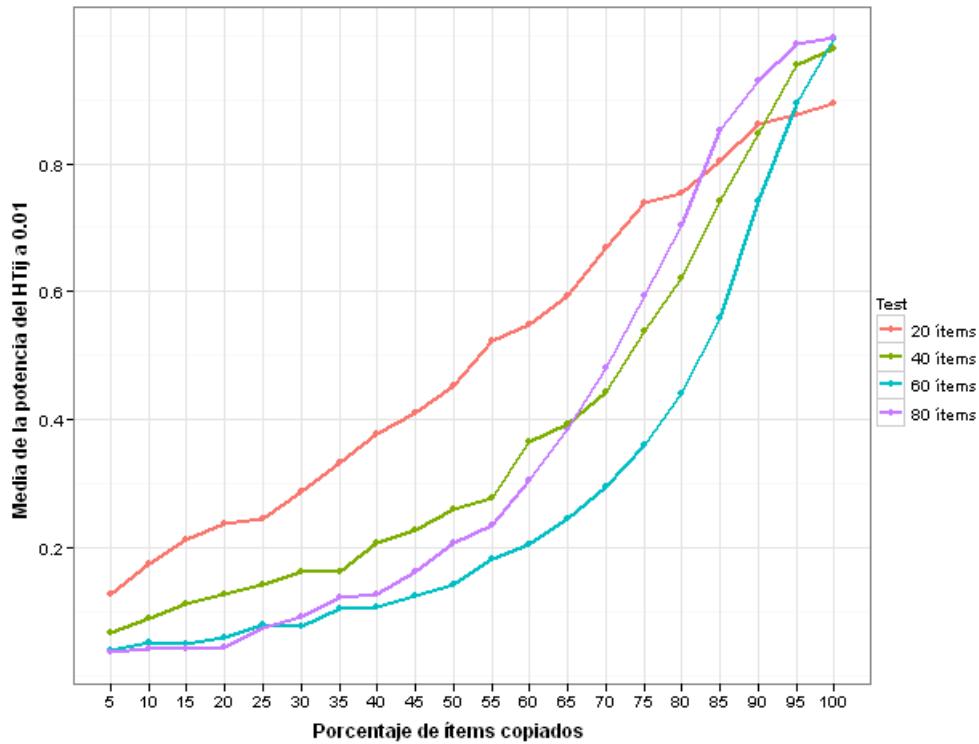
Gráfica 6.10: Media de la Potencia del K_{sc} a un α de 0.01 para 5 opciones de respuesta.



Gráfica 6.11: Media de la Potencia del H_{ij}^T a un α de 0.01 para 4 opciones de respuesta.



Gráfica 6.12: Media de la Potencia del H_{ij}^T a un α de 0.01 para 5 opciones de respuesta.

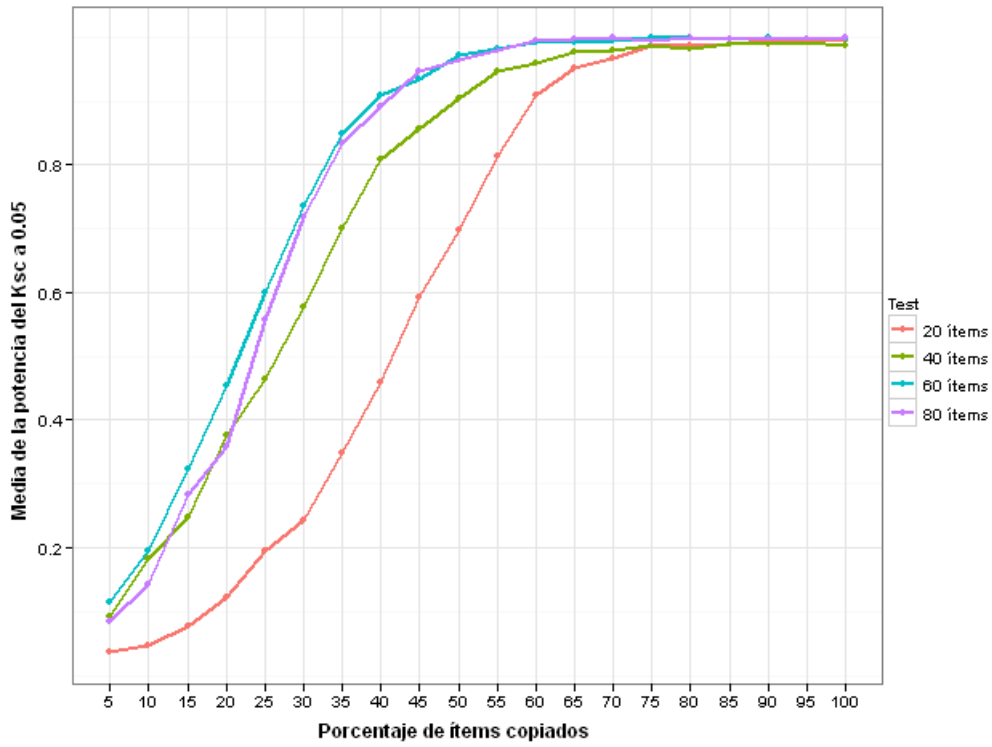


α de 0.05 En pruebas de 4 opciones de respuesta y de 60 y 80 ítems se observa que la potencia del K_{sc} es mayor a 0.80 cuando se ha copiado el 35 % de los ítems y la potencia más baja se observa en pruebas de 20 ítems (Gráfica 6.13). Con respecto a 5 opciones de respuesta, se observa que con un 30 % de ítems copiados la potencia del K_{sc} es superior a 0.80 cuando se tienen pruebas de 80 ítems. En pruebas de 60 ítems la potencia supera el valor de 0.80 con el 35 % de los ítems copiados (Gráfica 6.14).

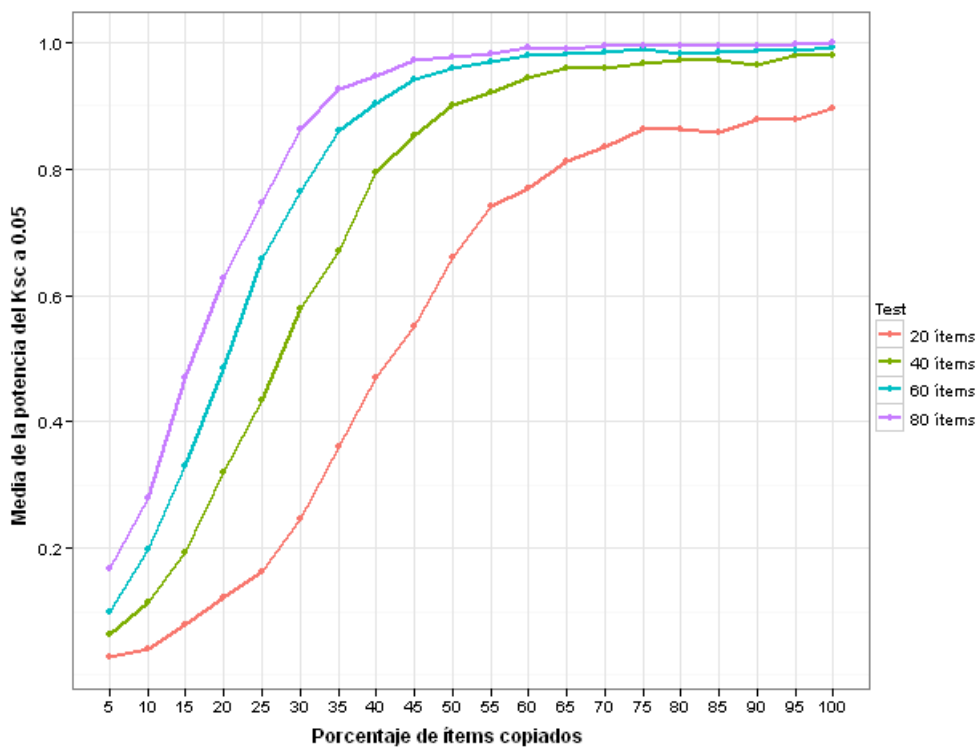
La potencia del estadístico H_{ij}^T para 4 opciones de respuesta es superior a 0.80 en pruebas de 80 ítems cuando se ha copiado el 55 % de los ítems y en pruebas de 60 ítems cuando se ha copiado el 60 % de los ítems (Gráfica 6.15). Para 5 opciones de respuesta, la potencia es superior a 0.80 con el 55 % de los ítems copiados para pruebas de 80 ítems (Gráfica 6.16). Los resultados a un α de 0.05 son similares a los reportados a un α de 0.01, la potencia del estadístico H_{ij}^T es muy pobre para detectar copiadore.

En general se observa que la potencia del estadístico K_{sc} se acerca a lo deseable de un estadístico de detección de copia, pues permite detectar a los copiadore con el menor número posible de ítems copiados. Si bien es cierto sólo cuando se tiene un 30 % de los ítems copiados se logra una potencia satisfactoria (superior a 0.80), también es cierto que otros estadísticos necesitan muchos más ítems para lograr el mismo nivel de potencia, como es el caso del H_{ij}^T y de los estadísticos S_2 , S_{2n} , S_{2k} y ω_k expuestos en el capítulo 3.

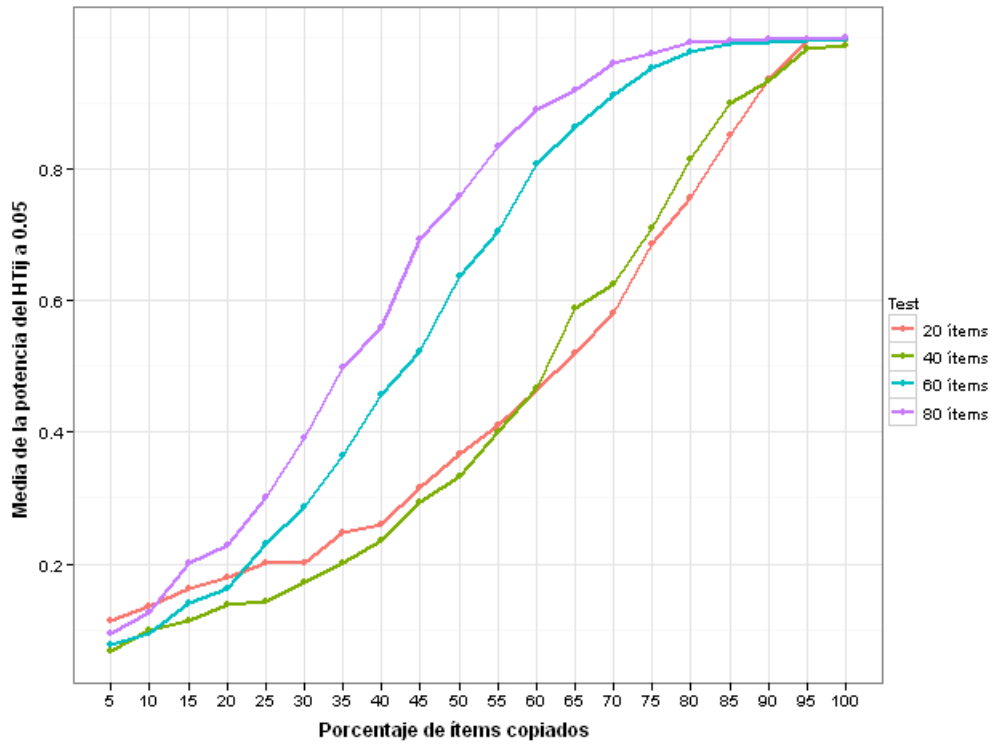
Gráfica 6.13: Media de la Potencia del K_{sc} a un α de 0.05 para 4 opciones de respuesta.



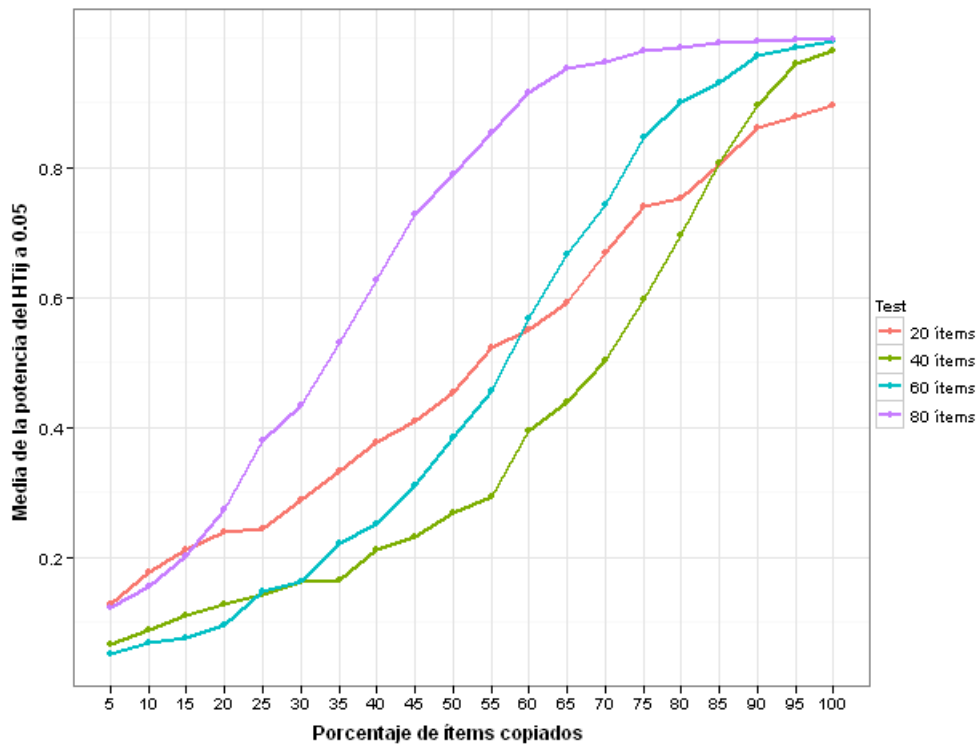
Gráfica 6.14: Media de la Potencia del K_{sc} a un α de 0.05 para 5 opciones de respuesta.



Gráfica 6.15: Media de la Potencia del H_{ij}^T a un α de 0.05 para 4 opciones de respuesta.



Gráfica 6.16: Media de la Potencia del H_{ij}^T a un α de 0.05 para 5 opciones de respuesta.



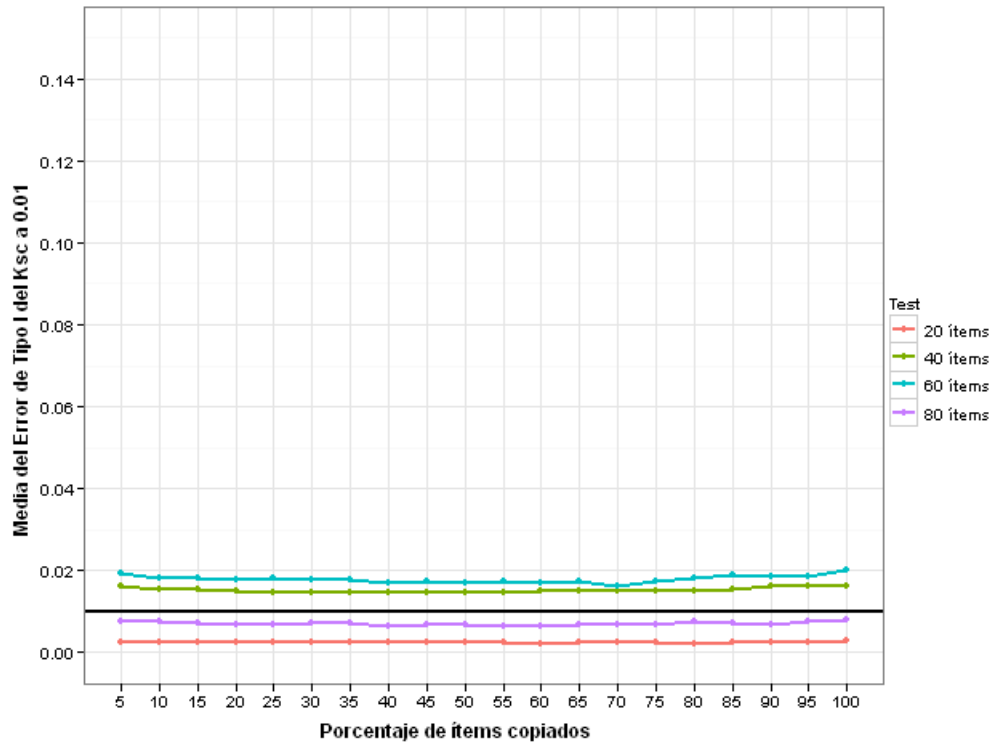
6.8.2.2. Error de Tipo I

α de 0.01 Para pruebas con 4 opciones de respuesta se observa que la media de error de tipo I del estadístico K_{sc} es levemente superior en pruebas de 40 y 60 ítems a un punto de corte de α de 0.01 y, levemente inferior en pruebas de 20 y 80 ítems (Gráfica 6.17). Esto refleja que los puntos de corte establecidos, en el estudio I, para el percentil 99 son los apropiados para discriminar copiadores de no copiadores. Con 5 opciones de respuesta se observan resultados similares, donde la media de error de tipo I es levemente superior para 80 ítems e inferior para 20 y 40 ítems (Gráfica 6.18).

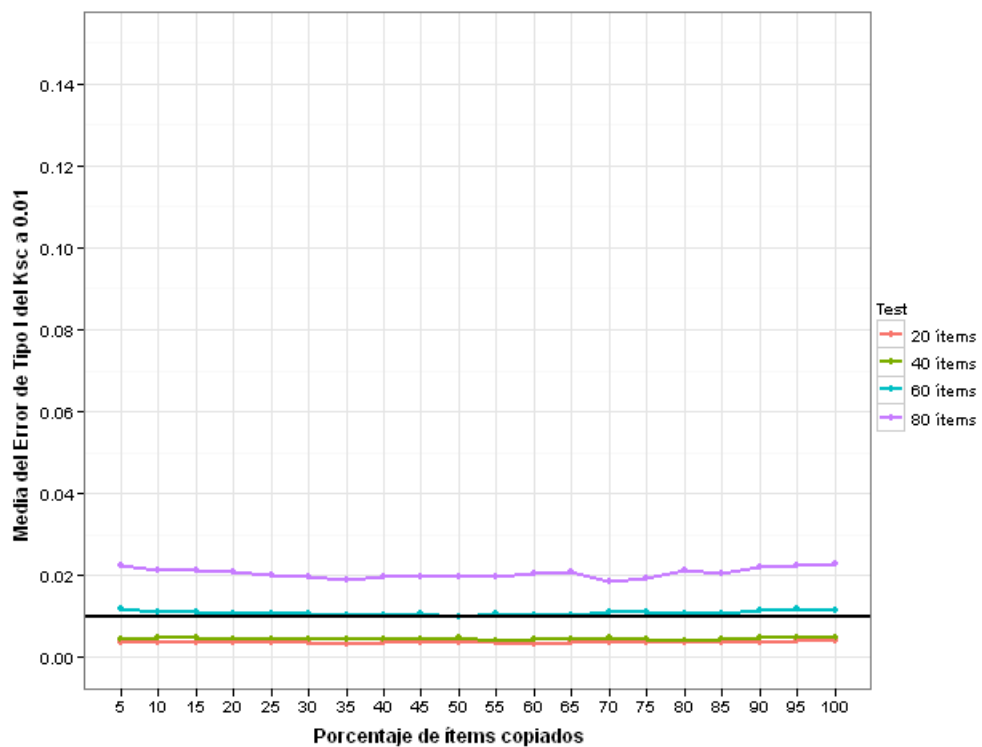
Con respecto al estadístico H_{ij}^T se observa que la media de error de tipo I está muy por encima del nivel de α preestablecido. Es así que para 20 ítems es superior a 0.10, para 40 ítems está por encima de 0.06 y para 60 y 80 ítems sobre 0.02 en pruebas con 4 opciones de respuesta (Gráfica 6.19). Este comportamiento no difiere del presentado en 5 opciones de respuesta, donde con 20 ítems la media de error de tipo I se encuentra por encima de 0.10 (Gráfica 6.20).

Estos resultados reflejan, primero, que la tasa de error de tipo I del estadístico H_{ij}^T está por encima de lo que cabrá esperar, y segundo, que no es un problema de los puntos de corte establecidos en el estudio I sino de las deficiencias que tiene el estadístico para discriminar copiadores de no copiadores. Los resultados de la potencia corroboran lo anterior, ya que el H_{ij}^T tiene una potencia muy baja y una tasa de error de tipo I muy alta, especialmente con pruebas de 20 ítems.

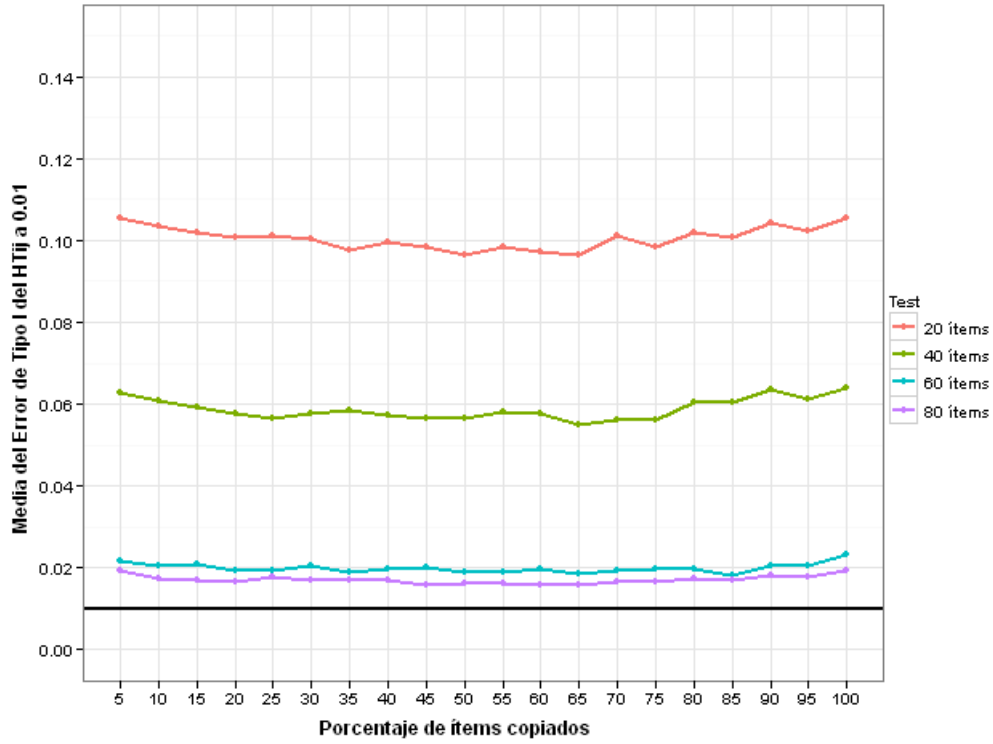
Gráfica 6.17: Media de Error de Tipo I del K_{sc} a un α de 0.01 para 4 opciones de respuesta.



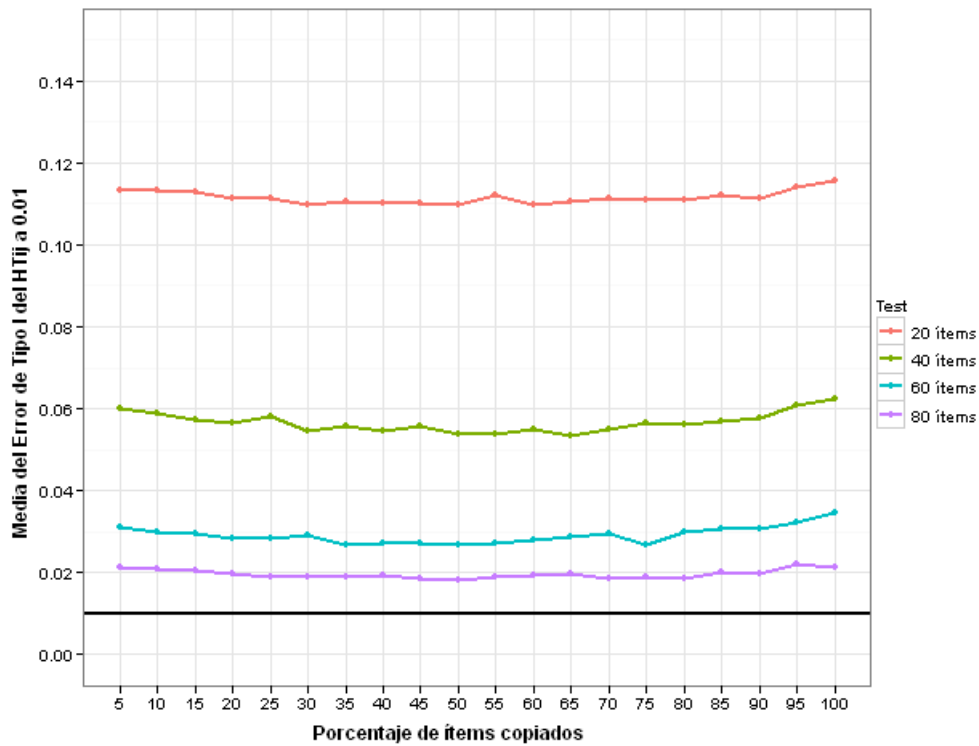
Gráfica 6.18: Media de Error de Tipo I del K_{sc} a un α de 0.01 para 5 opciones de respuesta.



Gráfica 6.19: Media de Error de Tipo I del H_{ij}^T a un α de 0.01 para 4 opciones de respuesta.



Gráfica 6.20: Media de Error de Tipo I del H_{ij}^T a un α de 0.01 para 5 opciones de respuesta.

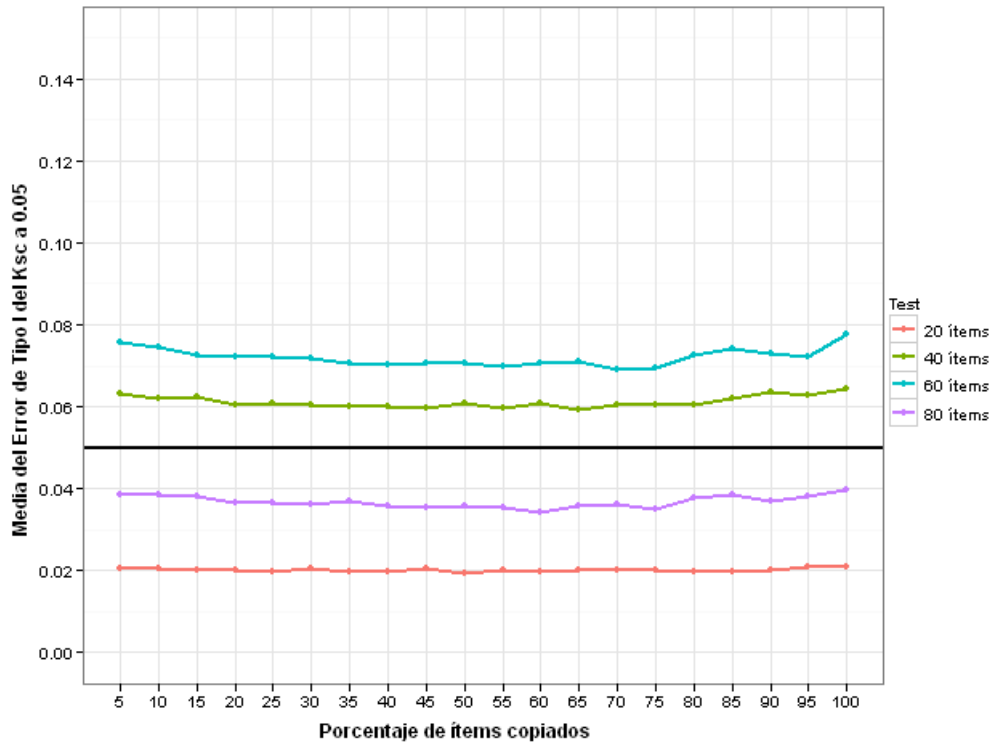


α de 0.05 Se observa que para el estadístico K_{sc} , en pruebas con 4 opciones de respuesta, la media de error de tipo I esta por debajo del valor de α para pruebas con tamaño de 20 y 80 ítems y levemente más alta para pruebas de 40 y 60 ítems (Gráfica 6.21), siendo los resultados muy coherentes con los encontrados para un α de 0.01. Con respecto a 5 opciones de respuesta, se observa que la media de error de tipo I es más alta para pruebas de 80 ítems (por encima de 0.08) mientras que para 20, 40 y 60 ítems las medias están por debajo del nivel α (Gráfica 6.22).

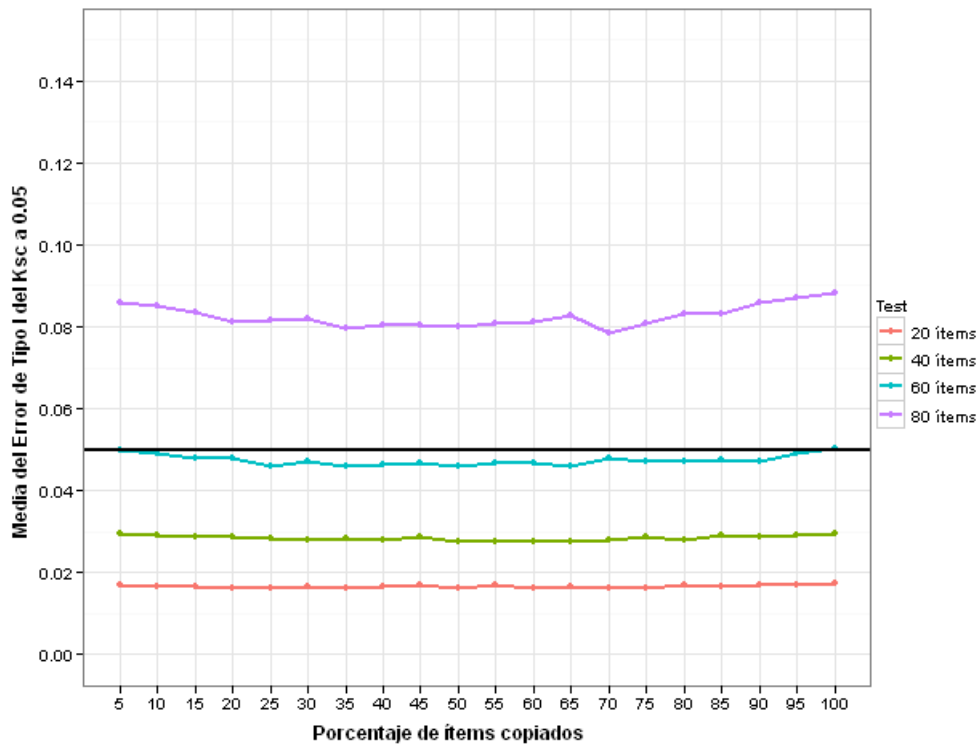
Para el estadístico H_{ij}^T se observa que las medias de error de tipo I en su mayoría se encuentran por encima del valor de α , tanto para 4 como para 5 opciones de respuesta. En pruebas de 20 ítems se observa que se tiene una mayor tasa de error de tipo I (por encima de 0.10) tanto para 4 como para 5 opciones de respuesta (Gráfica 6.23 y 6.24).

Los resultados indican que con 5 opciones de respuesta y 80 ítems, el estadístico K_{sc} tiene una mayor tasa de error de tipo I y a su vez una mayor potencia, pero en ningún momento la tasa de error de tipo I es tan alta como la del H_{ij}^T o como la de los estadísticos S_2 , S_{2n} y S_{2k} del capítulo 3. El análisis de la potencia y del error de tipo I permiten afirmar que el K_{sc} es apropiado para detectar copiadorees en pruebas de 4 y 5 opciones de respuesta y de 80 ítems. Mientras que el H_{ij}^T no es apropiado en este contexto.

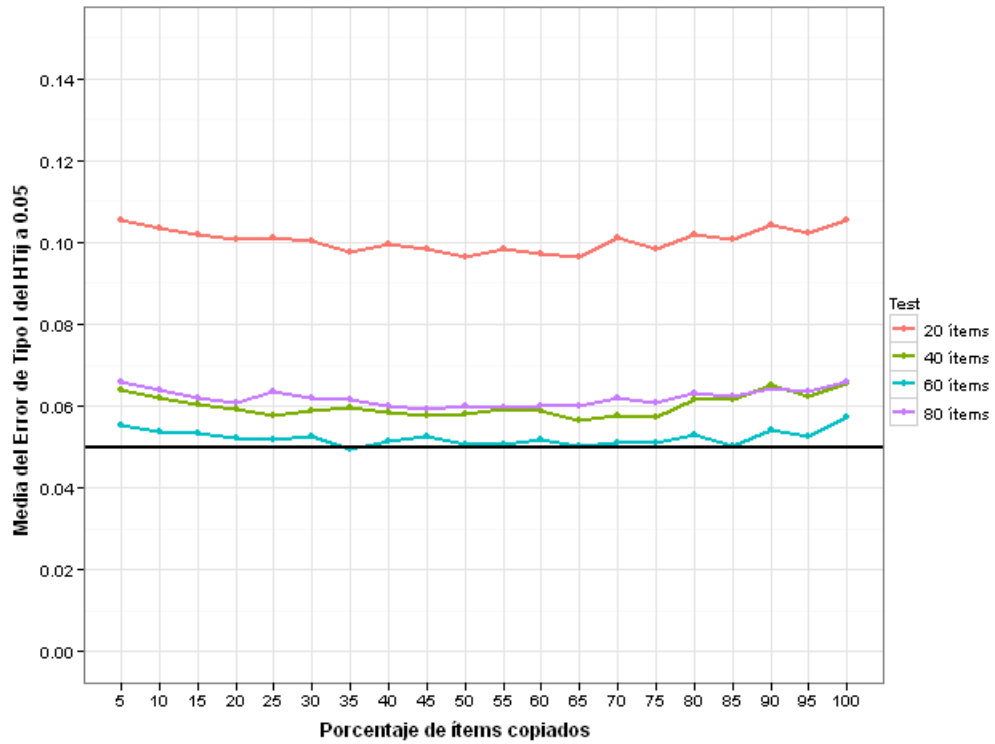
Gráfica 6.21: Media de Error de Tipo I del K_{sc} a un α de 0.05 para 4 opciones de respuesta.



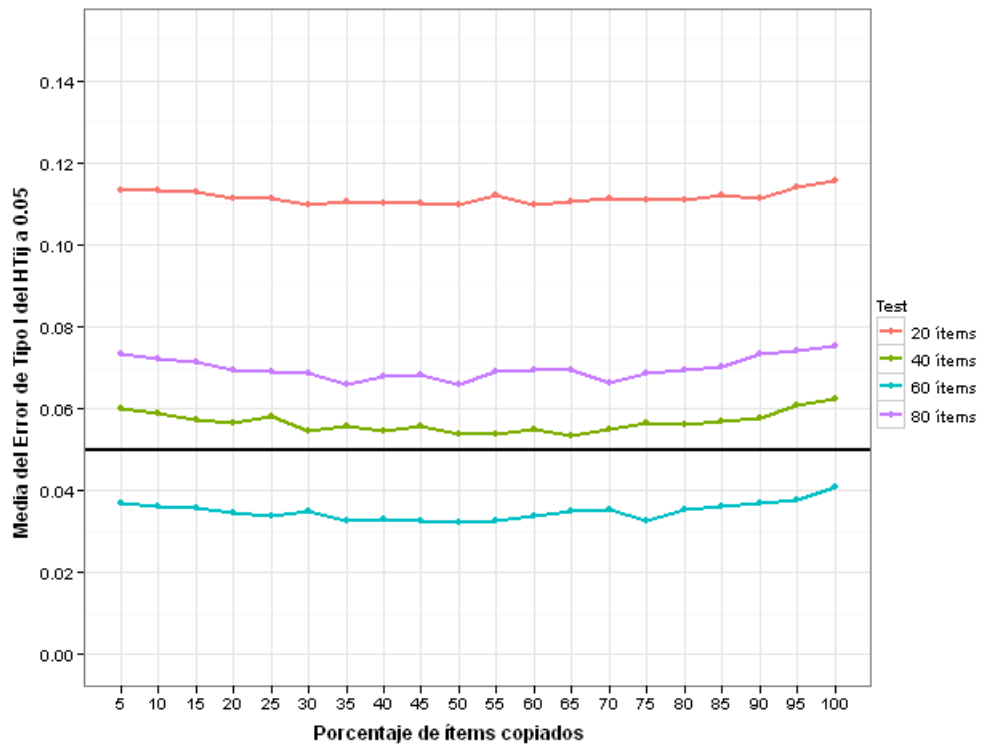
Gráfica 6.22: Media de Error de Tipo I del K_{sc} a un α de 0.05 para 5 opciones de respuesta.



Gráfica 6.23: Media de Error de Tipo I del H_{ij}^T a un α de 0.05 para 4 opciones de respuesta.



Gráfica 6.24: Media de Error de Tipo I del H_{ij}^T a un α de 0.05 para 5 opciones de respuesta.

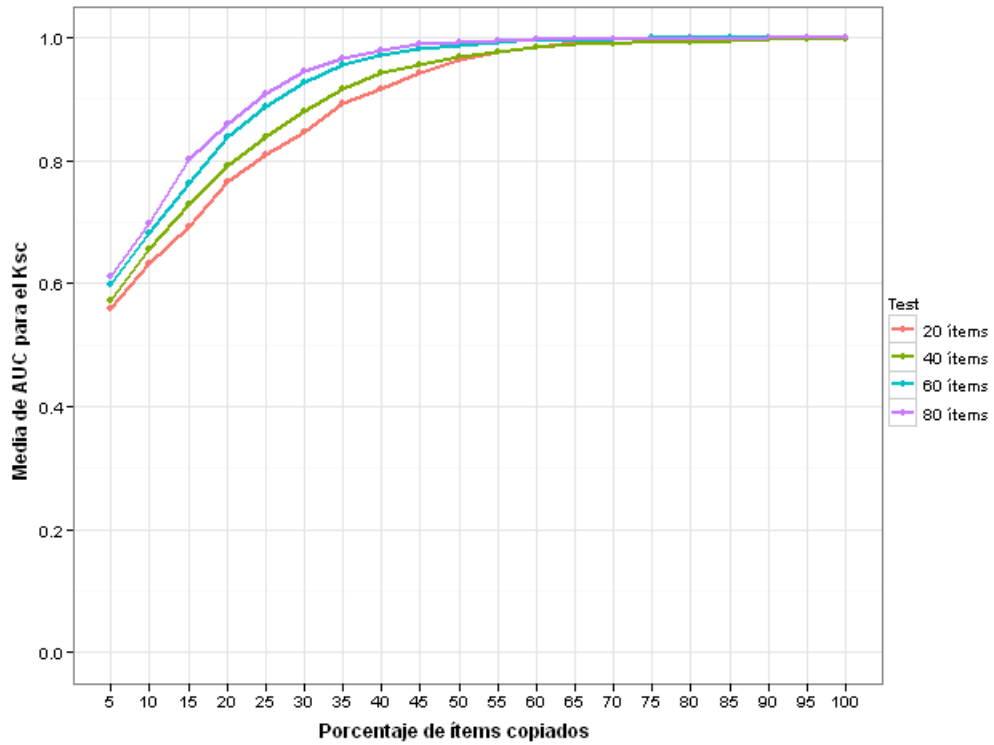


6.8.2.3. AUC

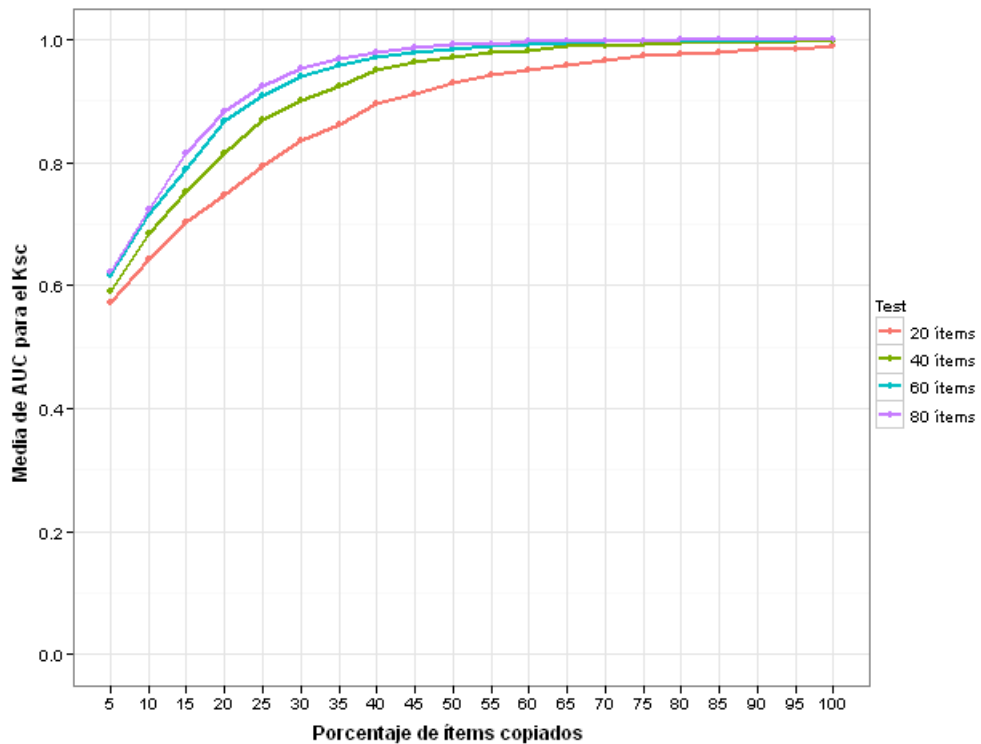
Para 4 opciones de respuesta se observa, en las gráficas 6.25 y 6.27, que los estadísticos K_{sc} y H_{ij}^T presentan valores medios de AUC por encima del punto 0.50, lo cual indica que tanto el K_{sc} como el H_{ij}^T tienen capacidad para discriminar a copiadores de los no copiadores. Sin embargo, para el K_{sc} , se observan medias por encima de AUC de 0.80 para pruebas de 80 ítems cuando se ha copiado el 15% los ítems y en el caso H_{ij}^T cuando se ha copiado el 25% de los ítems. Esto refleja que el H_{ij}^T tiene una capacidad inferior al K_{sc} para detectar a copiadores de no copiadores. Si se observa las medias de AUC para pruebas de 20 ítems, las diferencias son mucho más marcadas: para el K_{sc} se tiene un AUC mayor de 0.80 cuando se han copiado el 25% de los ítems, mientras en H_{ij}^T cuando se han copiado el 40% de los ítems.

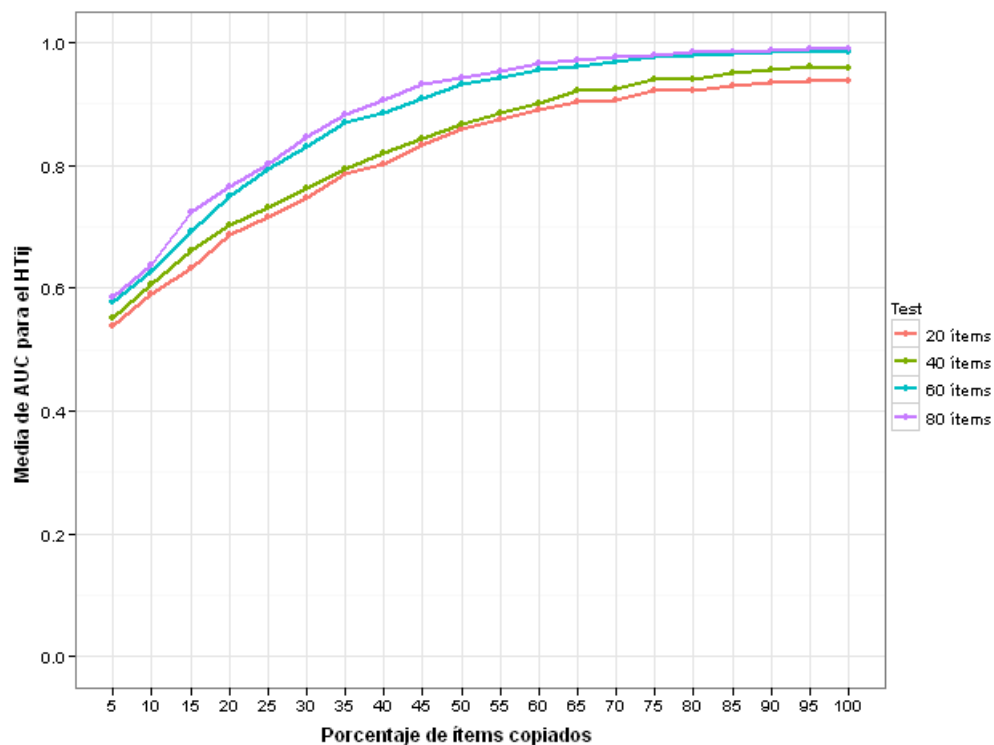
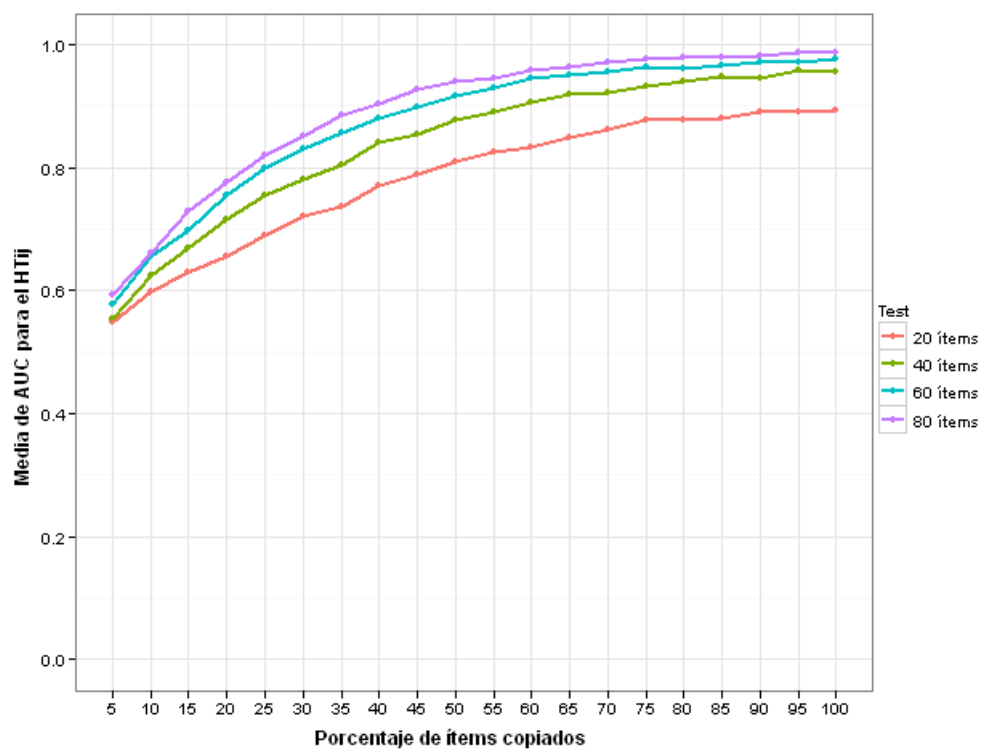
Con 5 opciones de respuesta el comportamiento de los estadísticos es similar, pero el H_{ij}^T exhibe un peor comportamiento. En las gráficas 6.26 y 6.28 se observa que cuando se han copiado el 25% de ítems en pruebas de 20 ítems la media de AUC es superior a 0.80 para el K_{sc} , mientras que para el H_{ij}^T se debe copiar como mínimo el 50% de los ítems para tener un comportamiento similar. Los resultados indican que el H_{ij}^T necesita una alta tasa de copia para discriminar a copiadores de no copiadores.

Gráfica 6.25: Media del valor de AUC para el K_{sc} para 4 opciones de respuesta.



Gráfica 6.26: Media del valor de AUC para el K_{sc} para 5 opciones de respuesta.



Gráfica 6.27: Media del valor de AUC para el H_{ij}^T para 4 opciones de respuesta.Gráfica 6.28: Media del valor de AUC para el H_{ij}^T para 5 opciones de respuesta.

6.8.2.4. AUC Parcial Estandarizado

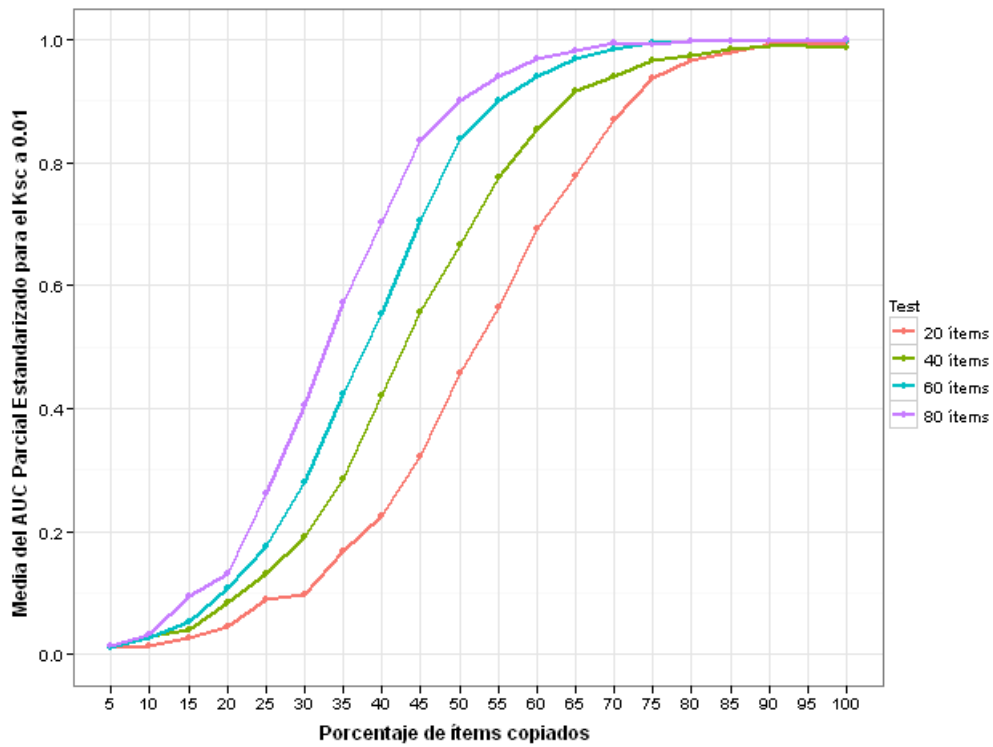
FFP a 0.01 Con 4 opciones de respuesta y según los resultados presentados en las gráficas 6.29 y 6.31 se observan diferencias entre el K_{sc} y el H_{ij}^T en cuanto a su capacidad de discriminación entre copiadores y no copiadores en el intervalo de 0 a 0.01 de la FFP. El K_{sc} tiene valores medios de AUC Parcial Estandarizado por encima de 0.80 cuando se han copiado el 45 % de los ítems de una prueba de 80 ítems, mientras que el H_{ij}^T no logra aproximarse a dicho valor así se copie el 100 % de los ítems. Estos resultados indican que el H_{ij}^T discrimina de manera muy deficiente en el intervalo de 0 a 0.01 de la FFP a copiadores de no copiadores.

Con 5 opciones de respuesta se observan resultados similares a los de 4 opciones, lo más destacable es que en pruebas de 60 ítems es posible tener medias de AUC Parcial Estandarizado por encima de 0.80 cuando se han copiado el 45 % de los ítems para el estadístico K_{sc} (Gráficas 6.30 y 6.32).

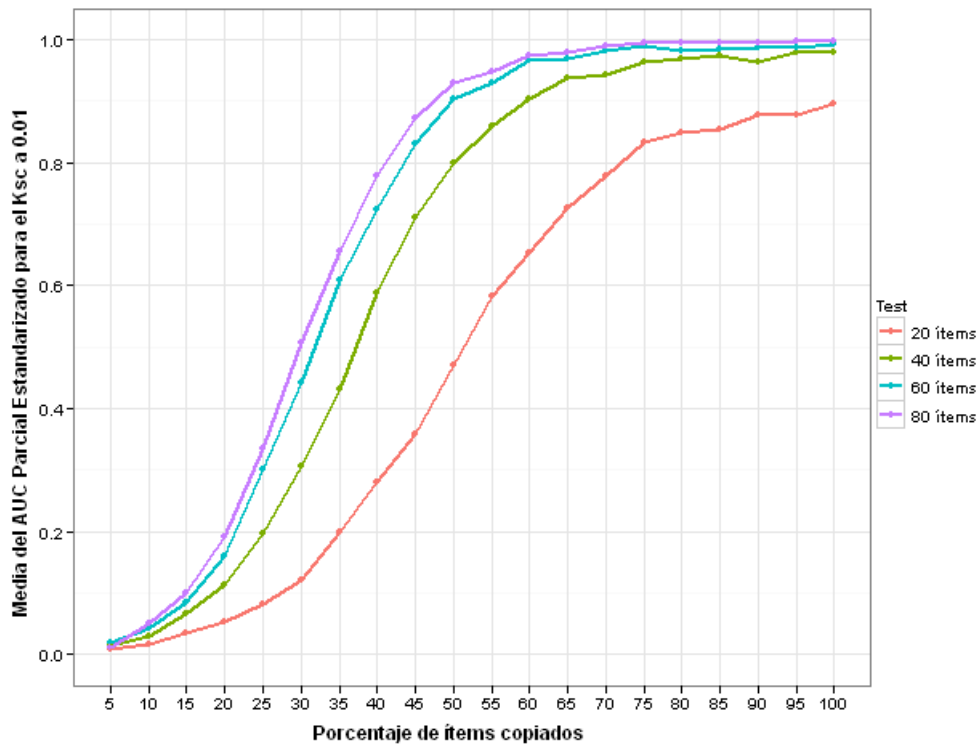
FFP a 0.05 Los resultados que se observan, tanto para 4 como para 5 opciones de respuesta en el intervalo de 0 a 0.05 de la FFP, son muy similares a los encontrados para una FFP a 0.01. El K_{sc} tiene una mejor capacidad de discriminación entre copiadores y no copiadores que el H_{ij}^T y, con este último, así se copie el 100 % de los ítems la media de AUC Parcial Estandarizado no llega nunca 1 (Gráficas 6.33, 6.34, 6.35 y 6.36).

Por lo tanto, la capacidad de discriminar a copiadores de los no copiadores en un intervalo fijo de 0 a 0.01 o a 0.05, sólo es posible de forma satisfactoria para el estadístico K_{sc} . Los resultados de AUC Parcial Estandarizado reafirman los resultados encontrados para la potencia y el error de tipo I de H_{ij}^T : es un estadístico con baja potencia, una alta tasa de error de tipo I y una baja capacidad de discriminar a copiadores de no copiadores, especialmente en pruebas de 20 ítems. Los resultados permiten afirmar que el H_{ij}^T no es apropiado para la detección de copiadores en procesos de medición.

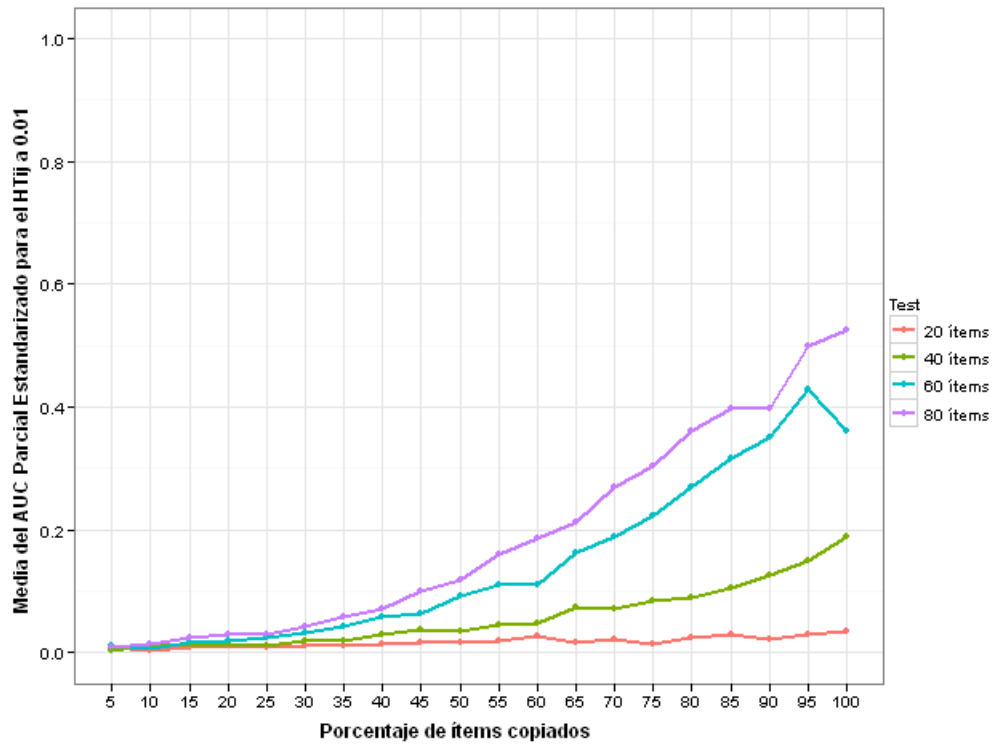
Gráfica 6.29: Media del AUC Parcial Estandarizado K_{sc} a una FFP de 0.01 para 4 opciones de respuesta.



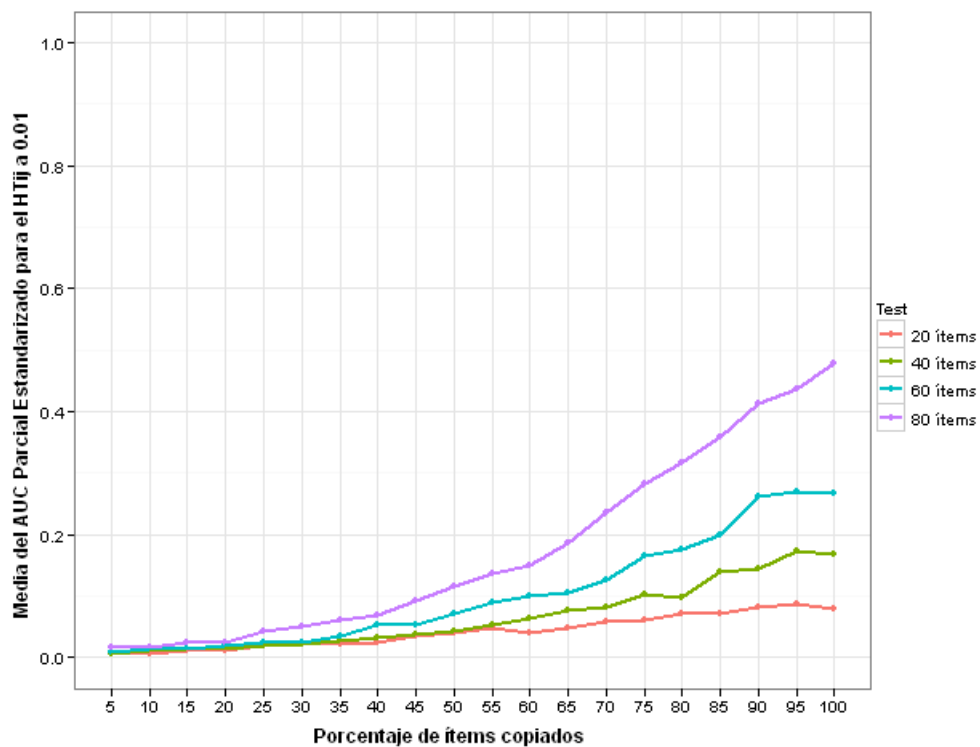
Gráfica 6.30: Media del AUC Parcial Estandarizado K_{sc} a una FFP de 0.01 para 5 opciones de respuesta.



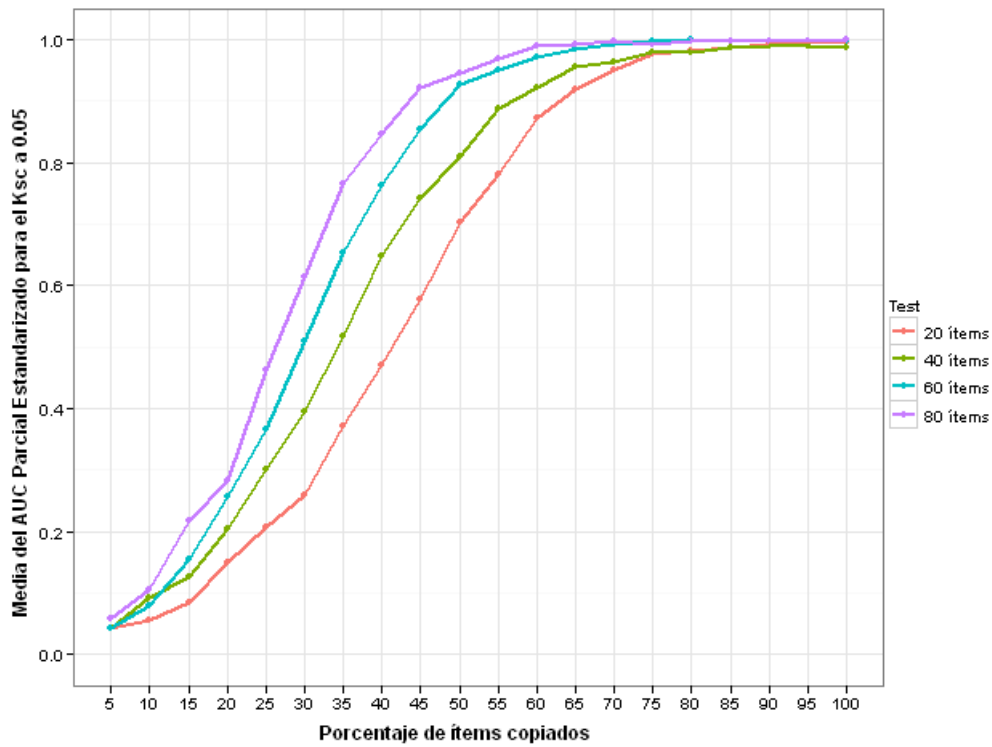
Gráfica 6.31: Media del AUC Parcial Estandarizado H_{ij}^T a una FFP de 0.01 para 4 opciones de respuesta.



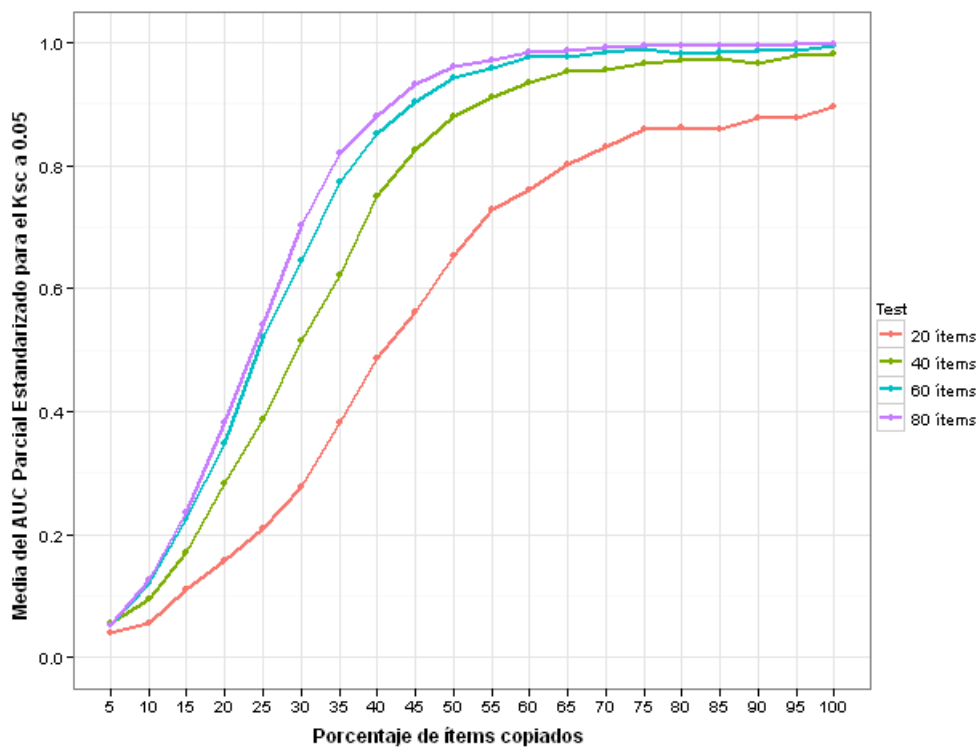
Gráfica 6.32: Media del AUC Parcial Estandarizado H_{ij}^T a una FFP de 0.01 para 5 opciones de respuesta.



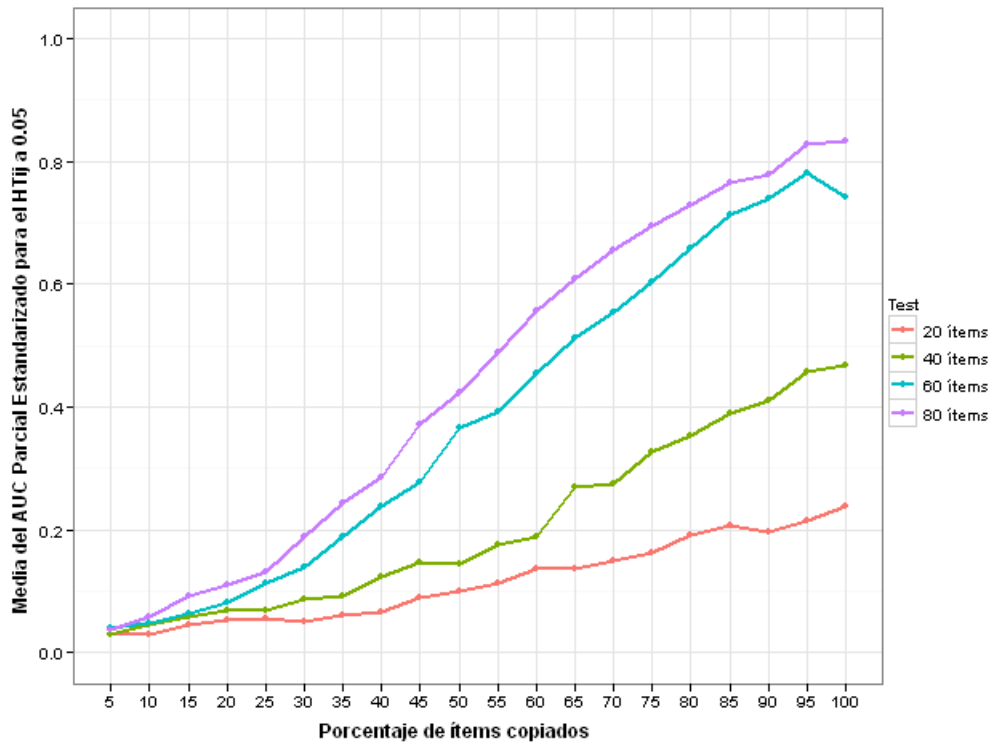
Gráfica 6.33: Media del AUC Parcial Estandarizado K_{sc} a una FFP de 0.05 para 4 opciones de respuesta.



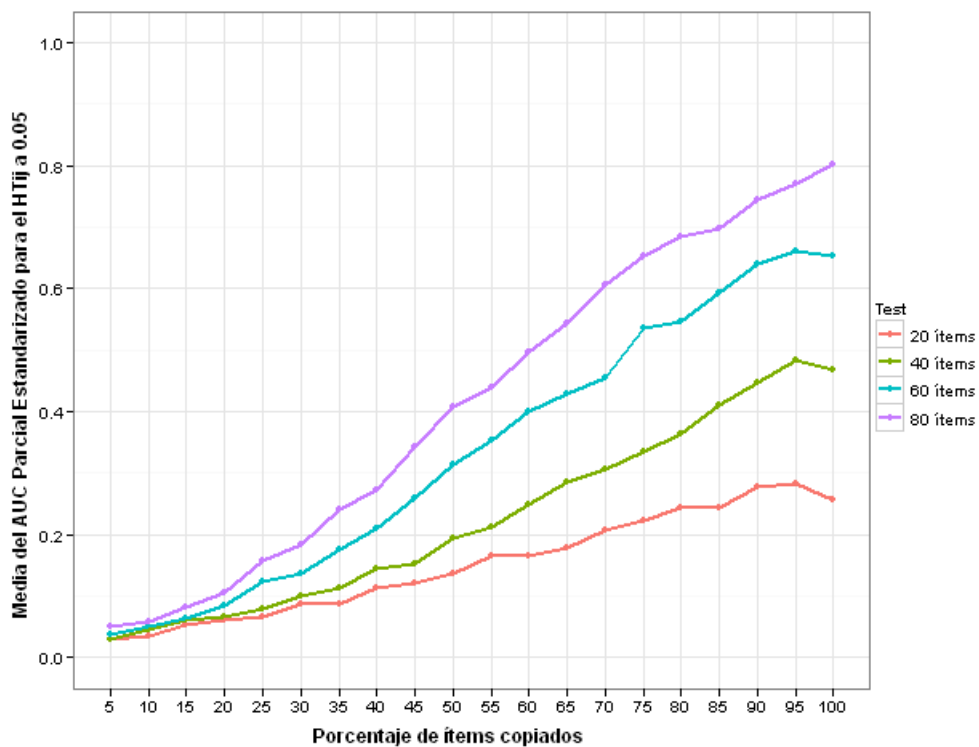
Gráfica 6.34: Media del AUC Parcial Estandarizado K_{sc} a una FFP de 0.05 para 5 opciones de respuesta.



Gráfica 6.35: Media del AUC Parcial Estandarizado H_{ij}^T a una FFP de 0.05 para 4 opciones de respuesta.



Gráfica 6.36: Media del AUC Parcial Estandarizado H_{ij}^T a una FFP de 0.05 para 5 opciones de respuesta.



6.8.2.5. Fracción de Verdaderos Positivos

FFP a 0.01 Para ítems con 4 opciones de respuesta se observa en la gráfica 6.37 que la media de la FVP del estadístico K_{sc} , para una prueba de 80 ítems, es superior a 0.80 cuando se copia el 40 % de los ítems; en una prueba de 60 ítems cuando se copia el 45 % de los ítems y en una prueba de 40 ítems cuando se copia el 55 % de los ítems. Con respecto al estadístico H_{ij}^T no es posible observar medias de FVP por encima de 0.80 (Gráfica 6.39).

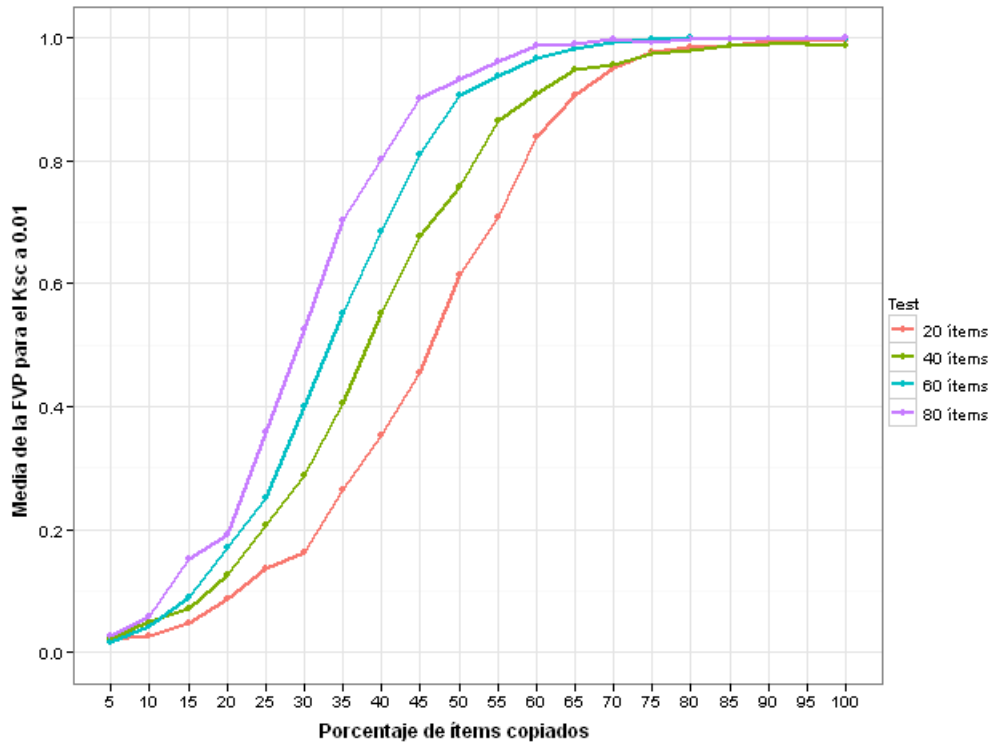
Con 5 opciones de respuesta, se observa que en el estadístico K_{sc} es posible observar medias de FVP por encima de 0.80 cuando se copia el 40 % de los ítems tanto en pruebas de 80 ítems como de 60 ítems (Gráfica 6.38). Al igual que con pruebas de 4 opciones de respuesta, el H_{ij}^T no logra tener medias de FVP superiores a 0.80 para ningún tamaño de prueba (Gráfica 6.40).

FFP a 0.05 Para ítems con 4 opciones de respuesta se observa en la gráfica 6.41 que la media de la FVP del estadístico K_{sc} , para pruebas de 80 y 60 ítems, es superior a 0.80 cuando se copia el 35 % de los ítems; en pruebas de 40 ítems cuando se copia el 45 % de los ítems y en pruebas de 20 ítems cuando se copia el 50 % de los ítems. Con respecto al estadístico H_{ij}^T se observan medias de FVP por encima de 0.80 cuando se copia el 60 % de los ítems en pruebas de 80 ítems y el 65 % en pruebas de 60 ítems. En pruebas de 20 ítems no se logra esta media (Gráfica 6.43).

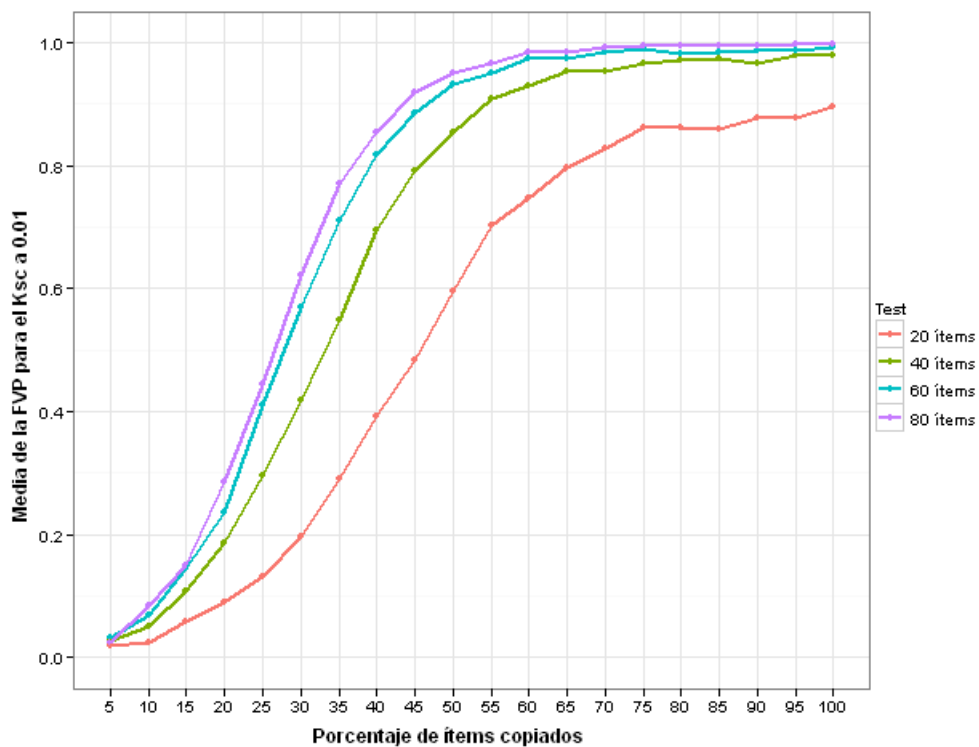
Con respecto a ítems con 5 opciones de respuesta, se observa que en el estadístico K_{sc} es posible observar medias de FVP por encima de 0.80 cuando se copia el 30 % de los ítems en pruebas de 80 ítems y el 35 % en pruebas de 60 ítems (Gráfica 6.42). Al igual que con pruebas de 4 opciones de respuesta, el H_{ij}^T no logra tener medias de FVP superiores a 0.80 para pruebas de 20 ítems (Gráfica 6.44).

Estos resultados reflejan que en pruebas de 4 y 5 opciones de respuesta el H_{ij}^T tiene problemas para detectar a los copiadores, y que el K_{sc} tiene una mayor capacidad de detección que el estadístico H_{ij}^T en pruebas de 60 y 80 ítems. También se observa que en ambos estadísticos se presentan medias bajas de FVP para pruebas de 20 ítems.

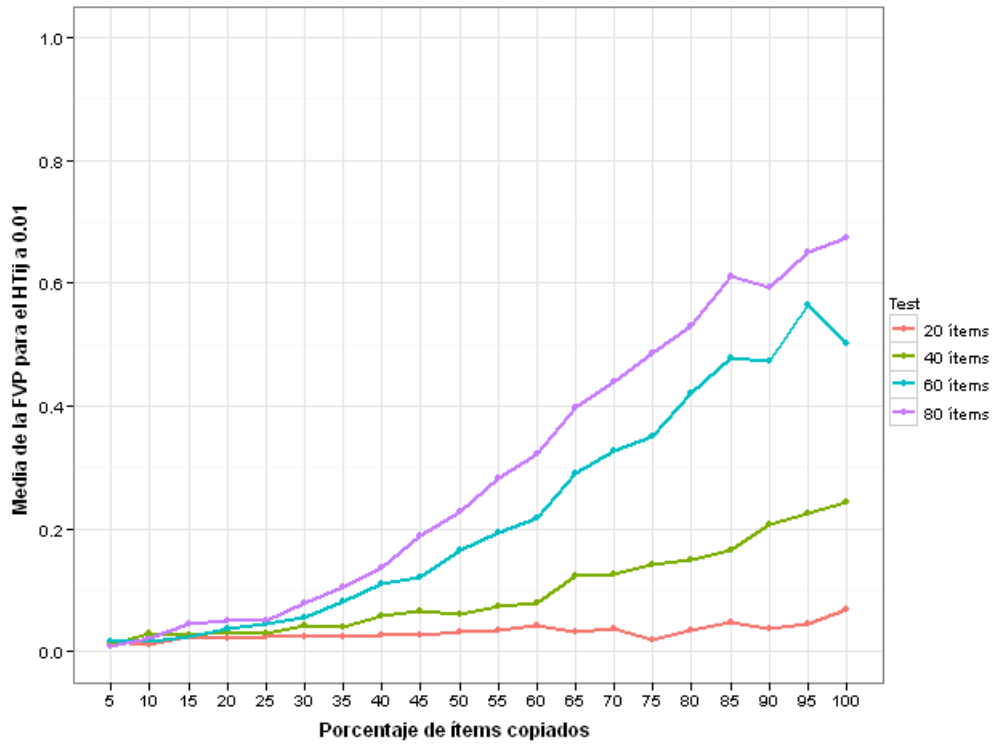
Gráfica 6.37: Media de la FVP para el K_{sc} a una FFP de 0.01 para 4 opciones de respuesta.



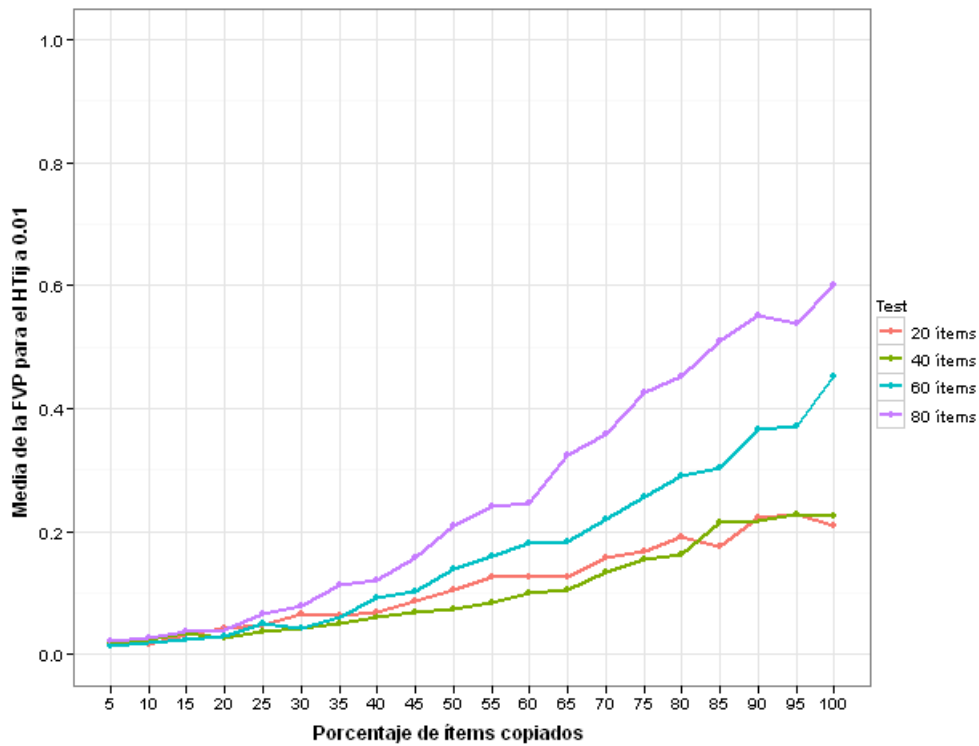
Gráfica 6.38: Media de la FVP para el K_{sc} a una FFP de 0.01 para 5 opciones de respuesta.



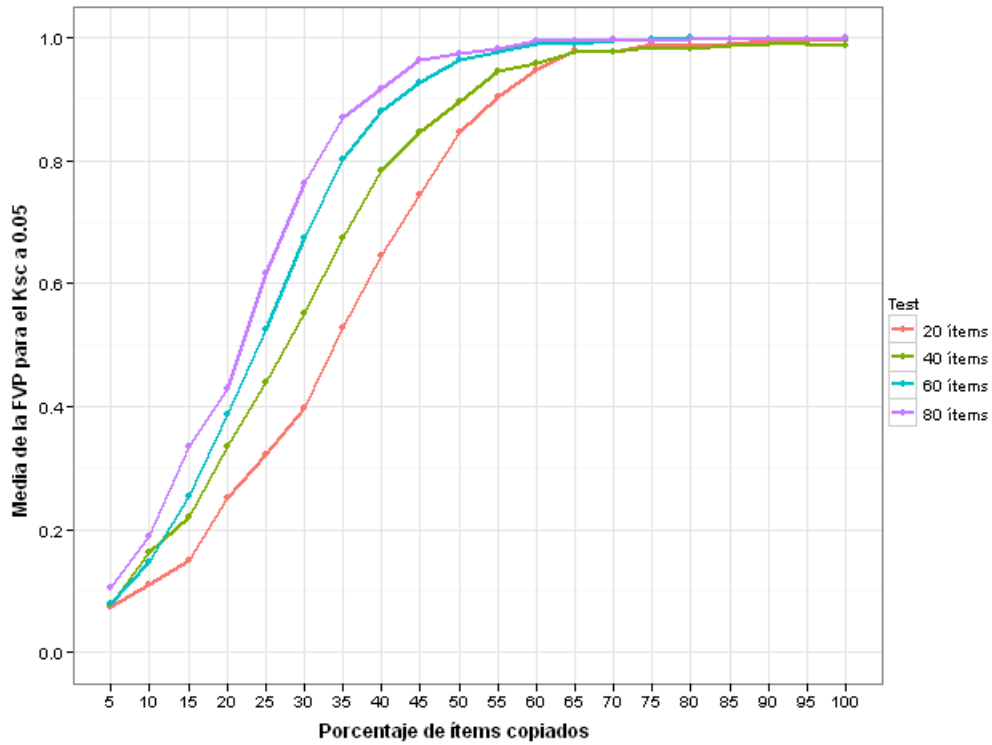
Gráfica 6.39: Media de la FVP para el H_{ij}^T a una FFP de 0.01 para 4 opciones de respuesta.



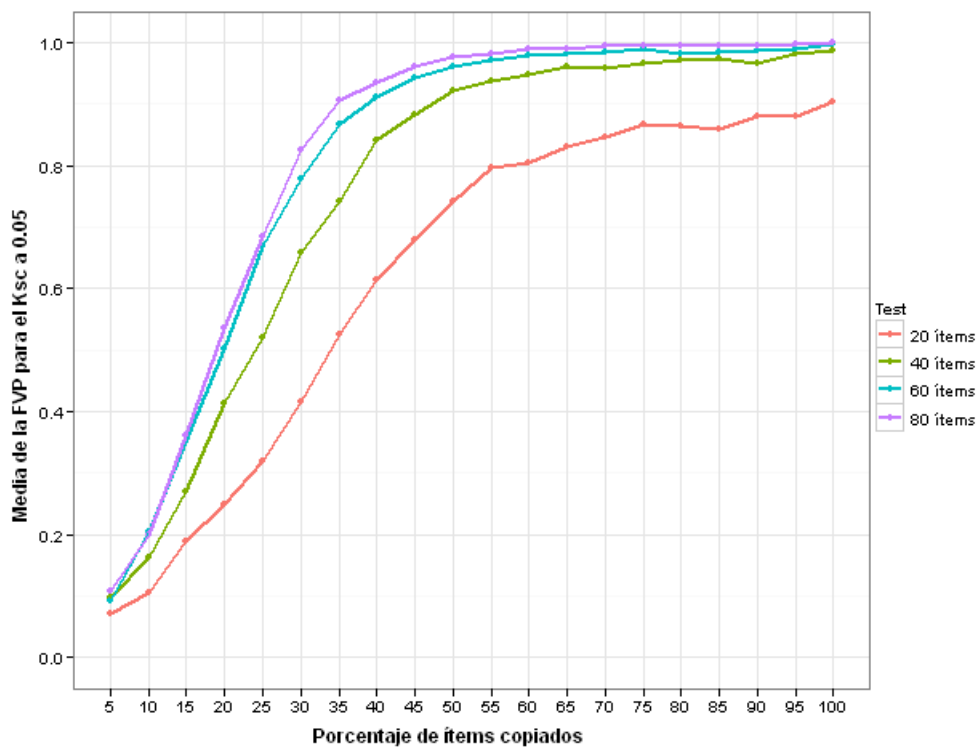
Gráfica 6.40: Media de la FVP para el H_{ij}^T a una FFP de 0.01 para 5 opciones de respuesta.



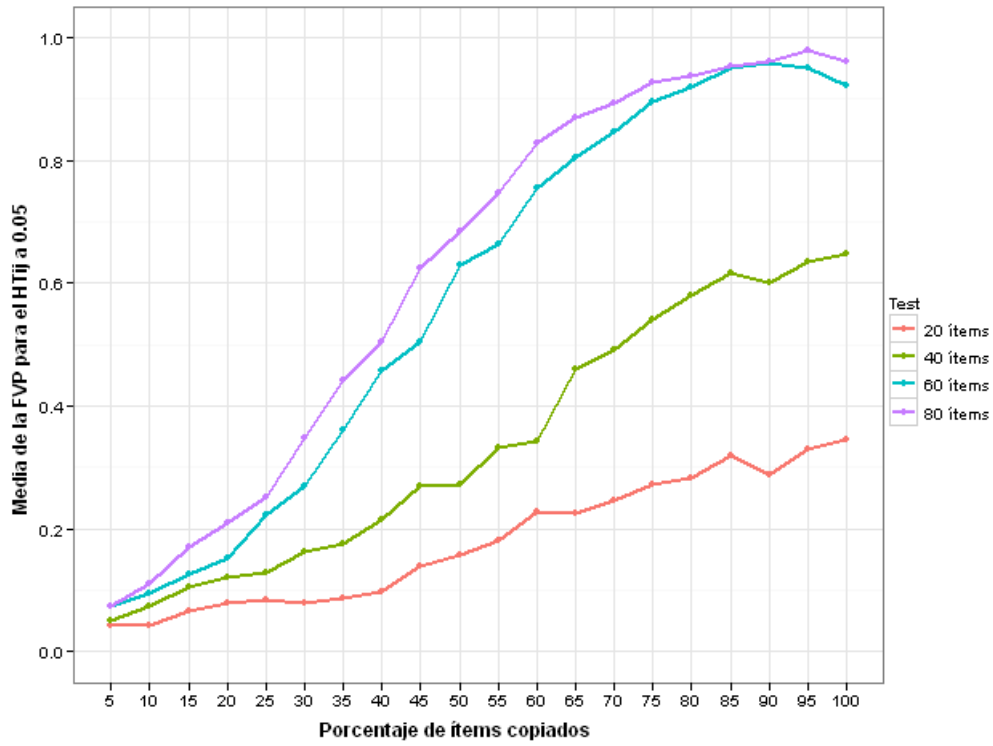
Gráfica 6.41: Media de la FVP para el K_{sc} a una FFP de 0.05 para 4 opciones de respuesta.



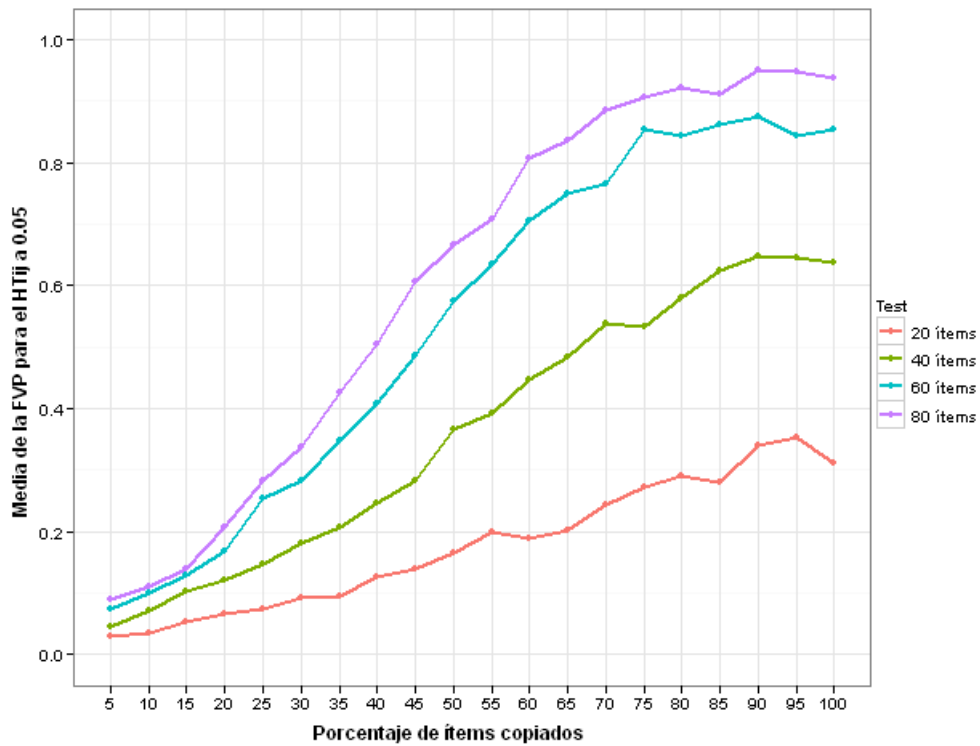
Gráfica 6.42: Media de la FVP para el K_{sc} a una FFP de 0.05 para 5 opciones de respuesta.



Gráfica 6.43: Media de la FVP para el H_{ij}^T a una FFP de 0.05 para 4 opciones de respuesta.



Gráfica 6.44: Media de la FVP para el H_{ij}^T a una FFP de 0.05 para 5 opciones de respuesta.



6.8.2.6. Valores de los Estadísticos

En las Tablas 6.36 a 6.43 se presentan las medias de los valores de los estadísticos K_{sc} y H_{ij}^T en los puntos de FFP de 0.01 y 0.05. Como se observa, las medias de los valores de los estadísticos no se ven afectadas por el porcentaje de ítems copiados, tendiendo a ser estables y, además, se puede observar que la medias de los valores de los estadísticos se alejan levemente de los puntos de corte establecidos en el estudio I (Tabla 6.35), especialmente en pruebas de 20 ítems, pero aún así se puede afirmar que los puntos de corte establecidos para pruebas de 40, 60 y 80 ítems son los más apropiados para discriminar a copiadore de no copiadore.

Tabla 6.36: Valores del Estadístico K_{sc} a un punto de corte de 0.01 en la FFP para 4 opciones de respuesta.

Porcentaje de Ítems Copiados	20 Ítems		40 Ítems		60 Ítems		80 Ítems	
	Media	Error Estándar	Media	Error Estándar	Media	Error Estándar	Media	Error Estándar
5	0.722	0.002	0.670	0.002	0.648	0.002	0.619	0.001
10	0.723	0.002	0.670	0.002	0.645	0.001	0.618	0.001
15	0.722	0.002	0.670	0.002	0.644	0.001	0.617	0.001
20	0.721	0.002	0.669	0.002	0.644	0.002	0.615	0.001
25	0.721	0.002	0.667	0.001	0.643	0.002	0.616	0.001
30	0.722	0.002	0.668	0.002	0.643	0.001	0.615	0.001
35	0.718	0.002	0.667	0.002	0.643	0.001	0.615	0.001
40	0.719	0.002	0.666	0.002	0.643	0.002	0.615	0.001
45	0.722	0.002	0.666	0.001	0.643	0.002	0.616	0.001
50	0.718	0.002	0.666	0.002	0.643	0.002	0.616	0.001
55	0.721	0.002	0.666	0.002	0.644	0.001	0.614	0.001
60	0.718	0.002	0.667	0.002	0.642	0.002	0.614	0.001
65	0.720	0.002	0.668	0.002	0.643	0.002	0.615	0.001
70	0.722	0.002	0.667	0.002	0.641	0.002	0.615	0.001
75	0.720	0.002	0.668	0.002	0.643	0.002	0.616	0.001
80	0.720	0.002	0.667	0.002	0.645	0.002	0.618	0.001
85	0.721	0.002	0.670	0.002	0.646	0.002	0.616	0.001
90	0.723	0.002	0.671	0.002	0.643	0.002	0.617	0.001
95	0.727	0.002	0.671	0.002	0.643	0.002	0.617	0.002
100	0.733	0.003	0.677	0.003	0.653	0.002	0.622	0.002

Tabla 6.37: Valores del Estadístico K_{sc} a un punto de corte de 0.01 en la FFP para 5 opciones de respuesta.

Porcentaje de Ítems Copiados	20 Ítems		40 Ítems		60 Ítems		80 Ítems	
	Media	Error Estándar	Media	Error Estándar	Media	Error Estándar	Media	Error Estándar
5	0.654	0.002	0.579	0.001	0.558	0.002	0.557	0.002
10	0.654	0.002	0.579	0.001	0.557	0.002	0.555	0.002
15	0.654	0.002	0.579	0.002	0.557	0.002	0.553	0.002
20	0.653	0.002	0.578	0.001	0.555	0.002	0.552	0.002
25	0.652	0.002	0.578	0.001	0.555	0.002	0.550	0.002
30	0.650	0.002	0.578	0.001	0.554	0.002	0.552	0.002
35	0.651	0.002	0.576	0.001	0.553	0.002	0.551	0.002
40	0.652	0.002	0.576	0.002	0.553	0.002	0.551	0.002
45	0.652	0.002	0.577	0.002	0.556	0.002	0.551	0.002
50	0.651	0.002	0.577	0.002	0.553	0.002	0.551	0.002
55	0.652	0.002	0.577	0.002	0.555	0.002	0.552	0.002
60	0.652	0.002	0.578	0.002	0.555	0.002	0.552	0.002
65	0.650	0.002	0.577	0.001	0.555	0.002	0.552	0.002
70	0.652	0.002	0.577	0.002	0.557	0.002	0.549	0.002
75	0.653	0.002	0.577	0.002	0.556	0.002	0.551	0.002
80	0.657	0.002	0.576	0.002	0.555	0.002	0.553	0.002
85	0.653	0.003	0.578	0.002	0.554	0.002	0.552	0.002
90	0.655	0.003	0.578	0.002	0.557	0.002	0.554	0.002
95	0.657	0.003	0.581	0.002	0.559	0.002	0.555	0.002
100	0.669	0.004	0.590	0.003	0.563	0.002	0.558	0.002

Tabla 6.38: Valores del Estadístico H_{ij}^T a un punto de corte de 0.01 en la FFP para 4 opciones de respuesta.

Porcentaje de Ítems Copiados	20 Ítems		40 Ítems		60 Ítems		80 Ítems	
	Media	Error Estándar	Media	Error Estándar	Media	Error Estándar	Media	Error Estándar
5	1.000	0.000	0.998	0.001	0.957	0.006	0.928	0.007
10	1.000	0.000	0.998	0.001	0.959	0.006	0.921	0.007
15	1.000	0.000	0.999	0.001	0.952	0.006	0.914	0.008
20	1.000	0.000	0.999	0.001	0.940	0.006	0.906	0.008
25	1.000	0.000	0.999	0.001	0.946	0.006	0.917	0.007
30	1.000	0.000	0.997	0.001	0.947	0.006	0.914	0.007
35	1.000	0.000	0.997	0.002	0.935	0.007	0.912	0.007
40	1.000	0.000	0.996	0.002	0.937	0.007	0.903	0.008
45	1.000	0.000	0.997	0.002	0.937	0.007	0.895	0.008
50	1.000	0.000	0.998	0.001	0.937	0.007	0.895	0.008
55	1.000	0.000	0.998	0.001	0.932	0.007	0.887	0.008
60	0.999	0.001	0.999	0.001	0.938	0.007	0.891	0.008
65	1.000	0.000	0.994	0.002	0.926	0.007	0.887	0.008
70	1.000	0.000	0.999	0.001	0.927	0.007	0.894	0.008
75	1.000	0.000	0.995	0.002	0.933	0.007	0.893	0.008
80	1.000	0.000	0.999	0.001	0.930	0.007	0.893	0.008
85	1.000	0.000	0.998	0.001	0.923	0.007	0.894	0.007
90	1.000	0.000	0.999	0.001	0.938	0.006	0.910	0.007
95	1.000	0.000	0.999	0.001	0.932	0.007	0.906	0.008
100	1.000	0.000	0.998	0.001	0.953	0.006	0.919	0.008

Tabla 6.39: Valores del Estadístico H_{ij}^T a un punto de corte de 0.01 en la FFP para 5 opciones de respuesta.

Porcentaje de Ítems Copiados	20 Ítems		40 Ítems		60 Ítems		80 Ítems	
	Media	Error Estándar	Media	Error Estándar	Media	Error Estándar	Media	Error Estándar
5	1.000	0.000	0.999	0.001	0.972	0.006	0.938	0.007
10	1.000	0.000	0.999	0.001	0.967	0.006	0.931	0.007
15	1.000	0.000	0.998	0.002	0.969	0.006	0.926	0.008
20	1.000	0.000	0.998	0.001	0.961	0.006	0.926	0.008
25	1.000	0.000	0.997	0.002	0.964	0.006	0.922	0.008
30	1.000	0.000	0.995	0.002	0.966	0.006	0.918	0.008
35	1.000	0.000	0.999	0.001	0.961	0.006	0.916	0.008
40	1.000	0.000	0.998	0.002	0.947	0.007	0.918	0.008
45	1.000	0.000	0.995	0.002	0.949	0.007	0.912	0.008
50	1.000	0.000	0.997	0.002	0.953	0.007	0.905	0.008
55	1.000	0.000	0.995	0.002	0.945	0.007	0.905	0.009
60	1.000	0.000	0.993	0.003	0.952	0.007	0.911	0.008
65	1.000	0.000	0.997	0.002	0.956	0.006	0.908	0.008
70	1.000	0.000	0.995	0.003	0.954	0.007	0.911	0.008
75	1.000	0.000	0.994	0.003	0.952	0.007	0.902	0.009
80	1.000	0.000	0.994	0.003	0.949	0.007	0.902	0.009
85	1.000	0.000	0.995	0.002	0.959	0.006	0.901	0.009
90	1.000	0.000	0.992	0.003	0.955	0.007	0.910	0.008
95	1.000	0.000	0.998	0.001	0.961	0.006	0.924	0.008
100	1.000	0.000	0.999	0.001	0.964	0.006	0.923	0.008

Tabla 6.40: Valores del Estadístico K_{sc} a un punto de corte de 0.05 en la FFP para 4 opciones de respuesta.

Porcentaje de Ítems Copiados	20 Ítems		40 Ítems		60 Ítems		80 Ítems	
	Media	Error Estándar	Media	Error Estándar	Media	Error Estándar	Media	Error Estándar
5	0.647	0.001	0.605	0.001	0.591	0.001	0.568	0.001
10	0.646	0.001	0.604	0.001	0.589	0.001	0.568	0.001
15	0.646	0.001	0.604	0.001	0.589	0.001	0.567	0.001
20	0.646	0.001	0.603	0.001	0.588	0.001	0.566	0.001
25	0.645	0.001	0.603	0.001	0.588	0.001	0.567	0.001
30	0.647	0.001	0.603	0.001	0.588	0.001	0.566	0.001
35	0.645	0.001	0.602	0.001	0.587	0.001	0.566	0.001
40	0.645	0.001	0.602	0.001	0.587	0.001	0.565	0.001
45	0.646	0.001	0.602	0.001	0.587	0.001	0.565	0.001
50	0.645	0.001	0.602	0.001	0.587	0.001	0.565	0.001
55	0.647	0.001	0.602	0.001	0.586	0.001	0.565	0.001
60	0.645	0.001	0.602	0.001	0.587	0.001	0.564	0.001
65	0.645	0.001	0.601	0.001	0.587	0.001	0.565	0.001
70	0.646	0.001	0.602	0.001	0.585	0.001	0.565	0.001
75	0.647	0.001	0.602	0.001	0.586	0.001	0.565	0.001
80	0.646	0.001	0.602	0.001	0.588	0.001	0.566	0.001
85	0.645	0.001	0.604	0.001	0.589	0.001	0.568	0.001
90	0.647	0.001	0.604	0.001	0.588	0.001	0.567	0.001
95	0.648	0.001	0.604	0.001	0.588	0.001	0.567	0.001
100	0.648	0.001	0.606	0.001	0.592	0.001	0.569	0.001

Tabla 6.41: Valores del Estadístico K_{sc} a un punto de corte de 0.05 en la FFP para 5 opciones de respuesta.

Porcentaje de Ítems Copiados	20 Ítems		40 Ítems		60 Ítems		80 Ítems	
	Media	Error Estándar	Media	Error Estándar	Media	Error Estándar	Media	Error Estándar
5	0.559	0.002	0.513	0.001	0.500	0.001	0.502	0.001
10	0.560	0.002	0.513	0.001	0.499	0.001	0.501	0.001
15	0.559	0.002	0.513	0.001	0.499	0.001	0.500	0.001
20	0.559	0.002	0.512	0.001	0.499	0.001	0.499	0.001
25	0.559	0.002	0.513	0.001	0.498	0.001	0.499	0.001
30	0.559	0.002	0.511	0.001	0.498	0.001	0.499	0.001
35	0.559	0.002	0.512	0.001	0.497	0.001	0.498	0.001
40	0.558	0.002	0.511	0.001	0.497	0.001	0.499	0.001
45	0.559	0.002	0.512	0.001	0.498	0.001	0.499	0.001
50	0.558	0.002	0.511	0.001	0.497	0.001	0.498	0.001
55	0.559	0.002	0.511	0.001	0.497	0.001	0.499	0.001
60	0.558	0.002	0.512	0.001	0.497	0.001	0.499	0.001
65	0.560	0.002	0.511	0.001	0.497	0.001	0.499	0.001
70	0.559	0.002	0.512	0.001	0.498	0.001	0.497	0.001
75	0.558	0.002	0.512	0.001	0.498	0.001	0.498	0.001
80	0.560	0.002	0.511	0.001	0.498	0.001	0.500	0.001
85	0.559	0.002	0.513	0.001	0.498	0.001	0.500	0.002
90	0.560	0.002	0.513	0.001	0.497	0.001	0.501	0.001
95	0.560	0.002	0.514	0.001	0.499	0.001	0.502	0.001
100	0.562	0.002	0.515	0.001	0.501	0.001	0.503	0.001

Tabla 6.42: Valores del Estadístico H_{ij}^T a un punto de corte de 0.05 en la FFP para 4 opciones de respuesta.

Porcentaje de Ítems Copiados	20 Ítems		40 Ítems		60 Ítems		80 Ítems	
	Media	Error Estándar	Media	Error Estándar	Media	Error Estándar	Media	Error Estándar
5	0.989	0.004	0.920	0.008	0.734	0.008	0.691	0.007
10	0.983	0.005	0.908	0.008	0.725	0.007	0.686	0.007
15	0.983	0.005	0.902	0.008	0.724	0.007	0.680	0.006
20	0.985	0.004	0.901	0.008	0.719	0.007	0.682	0.007
25	0.982	0.005	0.904	0.008	0.717	0.007	0.686	0.007
30	0.984	0.005	0.899	0.008	0.723	0.007	0.677	0.006
35	0.986	0.004	0.902	0.008	0.710	0.007	0.678	0.007
40	0.979	0.005	0.898	0.009	0.718	0.007	0.676	0.007
45	0.971	0.006	0.898	0.008	0.721	0.007	0.671	0.006
50	0.976	0.005	0.895	0.008	0.715	0.007	0.675	0.007
55	0.975	0.005	0.897	0.008	0.711	0.007	0.674	0.006
60	0.969	0.006	0.896	0.009	0.714	0.007	0.673	0.006
65	0.973	0.006	0.887	0.009	0.709	0.007	0.668	0.006
70	0.977	0.005	0.885	0.008	0.717	0.007	0.678	0.007
75	0.974	0.006	0.890	0.009	0.710	0.007	0.677	0.006
80	0.976	0.006	0.896	0.009	0.722	0.007	0.684	0.007
85	0.977	0.005	0.899	0.009	0.708	0.007	0.680	0.007
90	0.984	0.005	0.910	0.008	0.724	0.007	0.688	0.007
95	0.975	0.005	0.915	0.008	0.728	0.008	0.685	0.007
100	0.980	0.005	0.913	0.008	0.748	0.009	0.697	0.008

Tabla 6.43: Valores del Estadístico H_{ij}^T a un punto de corte de 0.05 en la FFP para 5 opciones de respuesta.

Porcentaje de Ítems Copiados	20 Ítems		40 Ítems		60 Ítems		80 Ítems	
	Media	Error Estándar	Media	Error Estándar	Media	Error Estándar	Media	Error Estándar
5	0.995	0.003	0.887	0.011	0.725	0.010	0.676	0.008
10	0.992	0.004	0.877	0.011	0.720	0.010	0.671	0.008
15	0.992	0.004	0.868	0.011	0.724	0.010	0.676	0.009
20	0.996	0.003	0.867	0.011	0.715	0.010	0.666	0.008
25	0.991	0.004	0.871	0.011	0.710	0.010	0.661	0.008
30	0.991	0.004	0.863	0.011	0.712	0.010	0.657	0.008
35	0.998	0.002	0.860	0.011	0.695	0.009	0.651	0.008
40	0.991	0.004	0.863	0.011	0.704	0.010	0.653	0.007
45	0.991	0.004	0.854	0.011	0.702	0.010	0.657	0.008
50	0.992	0.004	0.845	0.011	0.699	0.010	0.652	0.009
55	0.990	0.004	0.848	0.011	0.702	0.010	0.661	0.008
60	0.995	0.003	0.856	0.011	0.704	0.010	0.655	0.008
65	0.984	0.005	0.839	0.011	0.711	0.010	0.659	0.008
70	0.988	0.005	0.852	0.011	0.719	0.010	0.650	0.008
75	0.987	0.005	0.856	0.011	0.698	0.009	0.656	0.008
80	0.982	0.005	0.853	0.011	0.719	0.011	0.656	0.008
85	0.991	0.004	0.862	0.011	0.722	0.011	0.667	0.009
90	0.983	0.005	0.869	0.011	0.729	0.011	0.669	0.008
95	0.986	0.005	0.869	0.011	0.747	0.012	0.679	0.009
100	0.990	0.004	0.875	0.011	0.760	0.012	0.684	0.010

6.9. Discusión de los resultados

1. Los puntos de corte estimados para los estadísticos K_{sc} y H_{ij}^T , a través del estudio I se mantienen según los resultados del estudio II, especialmente los puntos identificados para las pruebas de 40, 60 y 80 ítems, tanto para 4 como para 5 opciones de respuesta. Para pruebas de 20 ítems los puntos definidos en el estudio I son diferentes a los del estudio II y se debe a que en este tamaño de prueba es muy difícil poder discriminar a copiadore de no copiadore.
2. El número de ítems que tiene la prueba así como el número de opciones de respuesta influyen en el punto de corte tanto para el estadístico K_{sc} como para el H_{ij}^T . Los puntos de corte se van pareciendo cada vez más a medida que aumenta el tamaño de la prueba, pero en ningún momento, en las condiciones simuladas, puede considerarse que lleguen a ser el mismo para dos tamaños de pruebas.
3. Los resultados permiten afirmar que, en pruebas de 4 y 5 opciones de respuesta y de 80 ítems, el estadístico K_{sc} detecta con una alta potencia y con un error de tipo I aceptable a los copiadore. Para estas condiciones se puede concluir que se sugiere la aplicación del K_{sc} como estadístico de detección. Para pruebas de 40 y 60 ítems, el K_{sc} puede ser empleado, pero se sugiere que sea aplicado conjuntamente con otros estadísticos de detección de copia

para tener una mayor certeza en la detección. Para pruebas de 20 ítems no se sugiere su aplicación.

4. Los resultados encontrados, especialmente en potencia, error de tipo I, AUC Parcial Estandarizado y FVP permiten concluir que el estadístico H_{ij}^T no puede ser empleado en la detección de copiadores, especialmente en pruebas de 20, 40 y 60 ítems. Para pruebas de 80 ítems puede aplicarse pero con cautela y acompañado de otros estadísticos para asegurar la calidad de la detección.
5. Los resultados obtenidos permiten afirmar que el estadístico K_{sc} tiene mayor poder de detección de copiadores que el H_{ij}^T , no sólo por presentar una mayor potencia, sino también porque tiene un error de tipo I que se ajusta al valor de α .
6. Por otro lado, para pruebas de 20 ítems, los resultados muestran que tanto el K_{sc} como el H_{ij}^T tienen serios problemas para detectar a los copiadores, no sólo por sus bajas potencias, sino por los bajos valores resultantes de AUC, AUC Parcial Estandarizado y de FVP, lo cual conlleva a afirmar que no son estadísticos pertinentes para tests cortos. Esto es un resultado que puede ser considerado como esperable, ya que ambos estadísticos dependen del número de ítems para su cálculo y entre más respuestas existan se tiene una mayor variabilidad de valores de los estadísticos.
7. Es importante resaltar que se hace necesario comparar el desempeño del K_{sc} con otros estadísticos de detección, tanto los que necesitan de todo el conjunto de datos para su estimación (ω o ω_k), como con los que necesitan únicamente las respuestas de los sujetos sospechosos de copia, como es el caso del estadístico B (Angoff, 1974).
8. Los resultados del presente capítulo, así como los del capítulo 3, sugieren que la capacidad de detección del K_{sc} es considerablemente mejor que la de los estadísticos ω_k , S_2 , S_{2n} y S_{2k} , y que presenta un desempeño muy similar al ω (Wollack, 1997). Sin embargo, se hace necesario comprobar esta hipótesis a través de un nuevo estudio.
9. Los puntos de corte óptimos estimados en el estudio I se diferencian levemente de los observados en el estudio II. En algunas condiciones el valor observado es superior al estimado o viceversa. Esta diferencia puede deberse a que en el primer estudio, para todas las condiciones, se considera que existe copia entre todas las parejas de sujetos, mientras en el

estudio II la copia de respuestas corresponde únicamente a un 20 % de copiadores, es decir 6 parejas de 870 posibles. Esta proporción puede estar influyendo en esta leve diferencia de los puntos de corte.

10. Los resultados del presente capítulo permiten afirmar que se ha conseguido tener un análisis completo de la calidad de dos estadísticos que necesitan únicamente las respuestas de la pareja sospechosa de copia para estimar la probabilidad de copia, en comparación con los resultados reportados, por ejemplo, para el estadístico B de Angoff.

Capítulo 7

Comportamiento de los estadísticos de referencia y propuestos en situación de datos reales

7.1. Introducción

En los capítulos anteriores se han presentado los resultados de diferentes estudios de simulación que han tenido como objetivo analizar la capacidad de detección de un conjunto de estadísticos: unos ya expuestos en la literatura científica y otros propuestos para la presente tesis doctoral. Se ha logrado establecer, por ejemplo, que el estadístico ω tiene una baja tasa de Error de Tipo I y una alta potencia, que los estadísticos S_2 , S_{2n} y S_{2k} tienen un comportamiento muy similar para pruebas de 40 ítems y que el K_{sc} tiene una mayor potencia que el estadístico H_{ij}^T con un error de tipo I bajo.

Sin embargo, el análisis en datos reales de la calidad de los estadísticos de copia es una tarea pendiente en el estudio de la detección de copia. Hasta el día de hoy los trabajos de Saupe (1960), Angoff (1974), Frary y Col. (1977), Hanson, Harris y Brennan (1987), Frary y Tideman (1997), Harpp y Hogan (1993) y Holland (1996) son los únicos que han evaluado la calidad de diferentes estadísticos de detección de copia a través de datos reales, pero como se mencionó en el capítulo I de la introducción, los trabajos se han caracterizado por analizar muy superficialmente la calidad de los mismos y los análisis realizados no permiten afirmar hasta que punto son pertinentes y en

qué condiciones se comportan mejor. Recientemente Wollack (2003,2006) se ha preocupado por evaluar la efectividad del estadístico ω en datos reales, presentando resultados que indican que ω es el más apropiado para la detección de copiadores. Para el estadístico S_2 no se ha reportado aplicación alguna y para el Z_k , por ser recientemente propuesto, no tiene reporte de aplicación, situación similar para el H_{ij}^T que solo en el marco de la presente tesis doctoral es tomado como estadístico de copia no existiendo aplicación alguna. Los desarrollos posteriores a 1997 se han preocupado por estudiar los estadísticos en condiciones de simulación, lo que conlleva a pensar que es necesario estudiarlos en condiciones más reales.

En los capítulos 3 y 4 se han presentado nuevos estadísticos, como: ω_k , S_{2k} , S_{2n} y K_{sc} . En los estudios de simulación realizados, se ha establecido las capacidades y limitaciones que tienen dichos estadísticos para detectar a copiadores, sin embargo, se hace necesario establecer sus capacidades en datos reales. Por lo tanto, el objetivo del presente capítulo es analizar la calidad de los estadísticos de copia: ω , ω_k , S_2 , S_{2k} , S_{2n} , H_{ij}^T y K_{sc} en una aplicación real.

Los datos reales, que van a servir para estudiar los estadísticos de copia, provienen de la aplicación de un Test de Aritméticas (TA; Romero, 2010) la cual fue diseñado para determinar el dominio que tienen los estudiantes sobre las operaciones de suma y resta con números enteros. Las propiedades psicométricas de la prueba, tales como: dimensionalidad, ajuste de los datos al modelo de TRI, etc. serán obviados, ya que el énfasis del presente del capítulo es analizar la capacidad de detección de copiadores. Si el lector lo desea, las propiedades psicométricas del instrumento están expuestas en el trabajo de Romero (2010).

A continuación, en primer lugar, se exponen las características del estudio, posteriormente los resultados y por último una discusión de los mismos.

7.2. Método

7.2.1. Diseño

Se aplicó el TA a 382 estudiantes de séptimo grado de educación secundaria, según el sistema educativo colombiano. La aplicación se realizó en 12 aulas durante la hora de la clase de matemáticas en 5 instituciones. Todas las instituciones eran de carácter público, garantizando que las condiciones de los centros fueran lo más similares posible.

7.2.2. Instrumentos

El TA esta conformado por 39 preguntas de selección múltiple de 4 opciones de respuesta. Las preguntas hacen referencia a la habilidad para resolver operaciones aritméticas de suma y resta con números enteros que deben dominar todos los estudiantes de séptimo grado. Las preguntas que conforman el test se presentan en Romero (2010).

7.2.3. Procedimiento

El procedimiento realizado fue:

1. En primer lugar se contactó con los directivos y profesores del área de matemáticas de las instituciones educativas y se explicó los objetivos y características del estudio.
2. Se solicitó a los docentes su colaboración para identificar parejas de estudiantes que posiblemente estaban copiando las respuestas durante la aplicación de la prueba. Los docentes debían cumplimentar un formato en donde se identificaba el sujeto fuente y el copiadore. Además se les pidió que evitaran indicar quienes “tradicionalmente” realizaban conducta de copia, buscando que se concentraran en identificar a los sujetos que estaban copiando durante la aplicación . También se les solicitó que evitaran cambiar su forma de vigilar la aplicación, los docentes estarían todo el tiempo en ella y recorriendo el salón. Es importante anotar que los estudiantes escribían su nombre en el test, esto con el fin de identificar a los posibles infractores según las detecciones consideradas por el docente.
3. Una vez realizada la aplicación se construyó una base de datos con los nombre de las personas que fueron identificados como fuente y copiadore en cada grupo de estudiantes, y a su vez se identificó a dichos sujeto en la bases de datos de respuestas.
4. Para evaluar la efectividad de los estadísticos de copia se utilizaron los puntos de corte establecidos en los estudios de simulación de la presente tesis para pruebas de 40 ítems y 4 opciones de respuesta, ya que esta es la condición que más se aproxima al escenario en datos reales.
5. Finalmente se evaluó la potencia y el Error de Tipo I a un α de 0.01 y 0.05. También se analizó la información proveniente de las curvas ROC: AUC, AUC Parcial Estandarizado, FVP y los valores de los estadísticos de copia a una FFP de 0.01 y 0.05.

7.2.4. Software

El lenguaje de programación fue R versión 2.9.1 (R Development Core Team, 2010) y escrito con el editor Tinn-R versión 2.3.2.2 (Faria, 2010). En los anexos se presentan las rutinas de análisis.

7.3. Resultados

La exposición de resultados se realizará en el siguiente orden: en primer lugar, se presenta la proporción de copiadores observados en la aplicación, en segundo lugar, se realiza una breve descripción de las propiedades psicométricas del TA. en tercer lugar, se describe la media y el error estándar de las correlaciones entre los estadísticos y en cuarto lugar, se analiza la calidad de los estadísticos de detección de copia.

7.3.1. Parejas de Copiadores

En 11 de las 12 aulas en donde se aplicó el TA se presentó copia. En la tabla 7.1 se observan el número de parejas sospechosas en cada grupo, el número total de sujetos y la proporción de sospechosos de copia con respecto al total de sujetos. Como se observa el número de parejas consideradas como sospechosas de copia es un porcentaje bastante bajo a excepción de los grupos 1 de la institución 4 y 1 de la institución 5.

Tabla 7.1: Parejas de copiadores en cada uno de los grupos de estudiantes para el TA.

Institución	n de sujetos	n de parejas	% de copiadores del total de sujetos	Parejas identificadas
Institución 1 grupo 1	44	4	0.090	13 -12; 44-3; 39-9 y 36-6
Institución 1 grupo 2	40	2	0.050	7-6 y 17-4
Institución 1 grupo 3	45	11	0.244	41-45; 35-44; 34-43; 33-42; 32-41; 34-40; 31-38; 30-37; 30-39; 29-36; 30-39
Institución 2 grupo 1	28	3	0.107	16-26; 21-22 y 3-14
Institución 2 grupo 2	33	4	0.121	15-16; 30-29; 16-17 y 19-20
Institución 3 grupo 1	21	3	0.142	9-6; 10-8 y 19-21
Institución 3 grupo 2	24	2	0.083	22-21 y 21-22
Institución 4 grupo 1	36	13	0.361	4-6; 6-4; 1-2; 32-33; 2-3; 1-3; 12-11; 11-12; 11-7; 12-11; 3-2; 2-1 y 3-1
Institución 4 grupo 2	35	5	0.142	14-15; 15-14; 9-16; 2-34 y 35-34
Institución 4 grupo 3	34	1	0.029	16-1
Institución 5 grupo 1	21	6	0.285	3-2; 20-11; 9-7; 5-1; 16-15 y 17-18

7.3.2. Test de Aritmética

El TA de Romero (2010) presenta una fiabilidad de 0.793 con un intervalo de confianza a 0.95 entre 0.749 y 0.827, lo cual indica que la prueba tiene una fiabilidad buena.

Los parámetros de los ítems, según el Modelo de Respuesta Nominal se presenta en la tabla 7.2. Estos indican que las alternativas de los ítems que presentan mayores niveles de elección están en los ítems (parámetros a): 2, 13, 14, 17 y 32. Y las alternativas que más atracción tienen corresponden a los ítems (parámetros c): 2, 3, 5, 7, 9, 18, 19, 21, 22, 36 y 39.

Tabla 7.2: Parámetros del Modelo de Respuesta Nominal para el TA.

ÍTEM	c1	c2	c3	c4	a1	a2	a3	a4
1	-0.933	-0.886	-0.645	2.465	0.114	0.062	-0.345	0.169
2	0.542	-0.104	-0.426	-0.011	-0.908	0.282	-0.529	1.155
3	0.173	-0.794	-0.310	0.931	-0.140	0.045	0.070	0.025
4	-0.547	-0.159	0.208	0.498	0.064	-0.121	-0.018	0.075
5	-0.592	0.337	-1.082	1.337	-0.016	-0.198	-0.044	0.258
6	0.072	0.408	-0.802	0.323	0.024	-0.356	-0.400	0.731
7	-1.140	-0.929	-0.408	2.477	-0.188	0.476	-0.445	0.157
8	-0.231	0.666	-0.606	0.171	0.074	-0.474	0.272	0.129
9	-0.029	0.055	-1.000	0.974	-0.120	-0.243	0.011	0.352
10	-0.666	-0.629	0.885	0.409	-0.637	0.004	-0.190	0.823
11	0.769	0.247	-0.396	-0.619	-0.066	0.058	-0.500	0.508
12	0.648	0.122	-0.429	-0.340	-0.543	0.618	-0.863	0.788
13	0.583	-0.318	-0.246	-0.019	-0.885	0.244	-0.677	1.318
14	-0.125	0.526	-0.240	-0.162	-0.224	-0.576	-0.343	1.143
15	0.242	-0.124	-0.131	0.013	0.149	-0.389	-0.302	0.543
16	-0.364	0.021	0.447	-0.105	0.347	-0.158	-0.669	0.480
17	-0.313	0.200	-0.096	0.209	0.449	-0.891	-0.994	1.436
18	-0.002	-0.052	-1.261	1.315	-0.043	-0.065	0.032	0.076
19	0.322	-1.147	-0.191	1.015	-0.137	0.105	0.079	-0.047
20	-0.322	0.310	-0.794	0.806	-0.223	-0.315	-0.008	0.546
21	0.037	-1.439	1.082	0.321	-0.489	-0.014	-0.108	0.611
22	-0.183	0.297	-1.115	1.002	-0.220	-0.256	-0.076	0.552
23	-0.578	0.592	-0.715	0.701	-0.182	-0.089	-0.113	0.384
24	-0.499	0.491	0.144	-0.135	0.219	-0.501	0.176	0.106
25	0.732	0.302	-0.506	-0.528	-0.001	0.119	-0.529	0.412
26	0.307	0.189	-1.105	0.609	-0.244	-0.018	-0.071	0.333
27	-0.101	0.711	-0.685	0.075	0.262	-0.318	0.075	-0.019
28	0.700	0.274	-0.540	-0.434	-0.110	0.110	-0.206	0.206
29	-0.400	-0.482	0.669	0.213	-0.470	0.130	-0.523	0.863
30	0.572	0.268	-0.388	-0.453	-0.263	0.199	-0.182	0.246
31	-0.089	-0.282	0.447	-0.076	-0.572	0.530	-0.547	0.589
32	0.441	-0.121	-0.166	-0.154	-0.585	0.929	-0.910	0.566
33	-0.080	-0.966	0.018	1.027	0.115	-0.349	-0.137	0.371
34	0.510	0.104	-0.130	-0.485	-0.646	0.684	-0.846	0.809
35	-0.165	-0.208	0.475	-0.102	-0.494	0.139	-0.522	0.878
36	-0.499	0.093	-0.837	1.243	-0.142	-0.123	-0.131	0.396
37	0.017	0.721	-0.598	-0.140	0.209	-0.347	0.169	-0.031
38	0.440	0.031	-0.078	-0.394	-0.369	0.618	-0.786	0.537
39	-0.940	-0.918	-0.327	2.186	0.139	0.226	-0.370	0.005

En la tabla 7.3 se presentan los estadísticos descriptivos para la habilidad estimada (θ) en el TA según el MRN. Como se observa, no todos los grupos presentan la misma cantidad de estudiantes, el grupo más numeroso corresponde al grupo 1 de la institución I (44 sujetos) y los que tienen menos sujetos son los grupos 1 de la institución 3, grupo 4 de la institución 4 y grupo 1 de la institución 5 (22 sujetos en cada uno de ellos). El grupo que tiene una media de

habilidad más alta corresponde al grupo 1 de la institución 5 (1.442) y la media de habilidad más baja se observa en el grupo grupo 2 de la institución 4 (-0.737). Los resultados indican que los grupos tienen niveles de habilidad diferentes, existiendo grupos con habilidades altas y otros con habilidades bajas, es decir, existen grupos que tienen un mejor dominio de las operaciones aritméticas que otros. Por lo tanto, el rendimiento no es homogéneo entre los grupos, sin embargo, según los valores de la desviación estándar, dentro de los grupos existe suficiente variabilidad, es decir, hay estudiante que tienen alto dominio y otros con bajos niveles de habilidad.

Estos resultados son importantes para la detección de copia, porque al igual que en el escenario de simulación, se presenta la suficiente variabilidad dentro del grupo que permite que exista la posibilidad de copia entre personas de bajo dominio y personas de alto dominio. Esto favorece el estudio de las capacidades reales de los estadísticos para detectar copia de respuestas.

Tabla 7.3: Estadísticos descriptivos de las thetas estimadas, según el MRN, para cada grupo de estudiantes en el TA.

Institución	n	Mín.	Media	Desviación Estándar	Máx.
Institución 1 grupo 1	44	-1.656	0.085	0.793	1.821
Institución 1 grupo 2	40	-1.325	0.141	0.667	1.737
Institución 1 grupo 3	45	-1.382	0.209	0.790	2.132
Institución 2 grupo 1	28	-1.520	-0.039	0.721	1.695
Institución 2 grupo 2	33	-1.980	-0.144	0.673	0.912
Institución 3 grupo 1	21	-0.670	0.724	0.692	2.690
Institución 3 grupo 2	24	-0.773	0.519	0.973	2.785
Institución 4 grupo 1	36	-1.798	-0.318	0.826	1.495
Institución 4 grupo 2	35	-1.692	-0.737	0.533	0.537
Institución 4 grupo 3	34	-1.689	-0.628	0.648	0.708
Institución 4 grupo 4	21	-1.667	-0.260	0.670	0.997
Institución 5 grupo 1	21	-0.543	1.442	0.853	2.621

7.3.3. Correlación entre estadísticos

Las medias de las correlaciones entre los estadísticos de copia, para el TA, se presentan en la tabla 7.4. Como se observa, la relación es positiva entre la mayoría de los estadísticos, sin embargo, es importante resaltar que las correlaciones entre los estadísticos S_2 , S_{2n} y S_{2k} con respecto a ω son negativas y casi nulas. Además, los estadísticos con correlaciones observadas altas son: ω y ω_k (0.817), ω y H_{ij}^T (0.501), ω y K_{sc} (0.743), ω_k y H_{ij}^T (0.547), ω_k y K_{sc} (0.755), S_2 y S_{2n} (0.944), S_2 y S_{2k} (0.943), S_{2k} y S_{2n} (0.959) y H_{ij}^T y K_{sc} (0.824), esto indica que existe una relación considerablemente alta entre ω , ω_k , H_{ij}^T y K_{sc} , mientras que las relaciones de dichos estadísticos con S_2 , S_{2n} y S_{2k} son negativas o muy bajas, lo cual permite afirmar que

los supuestos de copia que definen a los estadísticos S_2 , S_{2n} y S_{2k} son diferentes a los de ω , ω_k , H_{ij}^T y K_{sc} .

Tabla 7.4: Media y Errores Estándar de la correlaciones entre los estadísticos de copia para el TA.

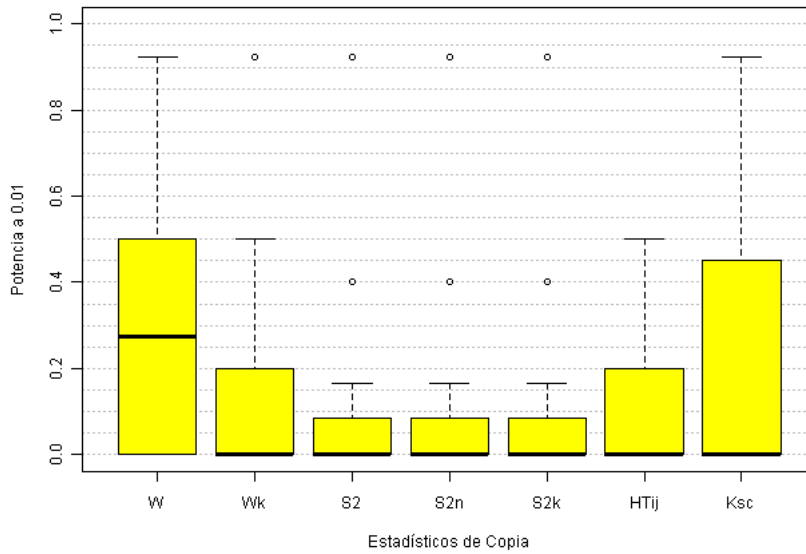
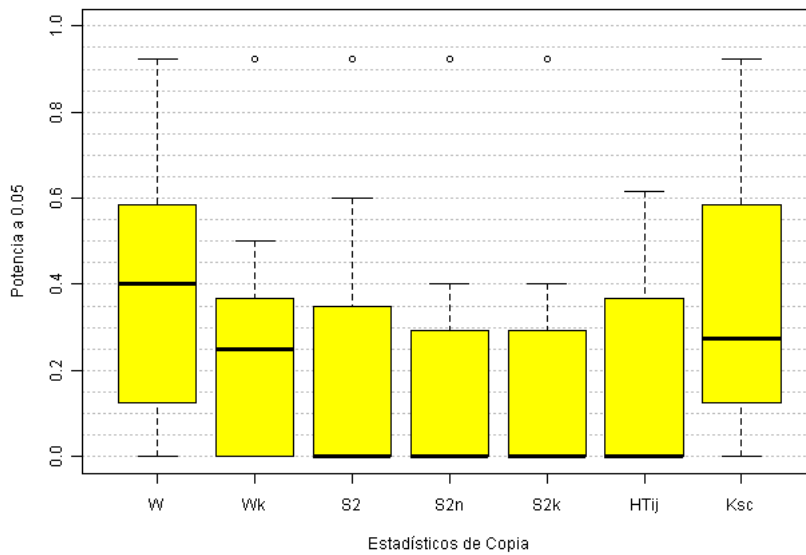
	ω_k	S_2	S_{2n}	S_{2k}	H_{ij}^T	K_{sc}
ω	0.817 (0.005)	-0.012 (0.004)	-0.015 (0.004)	-0.009 (0.004)	0.501 (0.005)	0.743 (0.003)
ω_k	1 (0.000)	0.030 (0.005)	0.043 (0.004)	0.040 (0.003)	0.547 (0.003)	0.755 (0.003)
S_2		1 (0.000)	0.944 (0.004)	0.943 (0.003)	0.073 (0.005)	0.081 (0.008)
S_{2n}			1 (0.000)	0.959 (0.006)	0.074 (0.006)	0.089 (0.008)
S_{2k}				1 (0.000)	0.066 (0.006)	0.084 (0.009)
H_{ij}^T					1 (0.000)	0.824 (0.006)
K_{sc}						1 (0.000)

7.3.4. Calidad de los estadísticos de detección de copia

7.3.4.1. Potencia

A partir de los boxplot de las gráficas 7.1 y 7.2 se puede decir que: primero, el estadístico ω presenta los mejores resultados en potencia tanto a un α de 0.01 como de 0.05. Segundo, el estadístico K_{sc} es el segundo mejor en potencia a un α de 0.01 y de 0.05. Tercero, el comportamiento de la potencia de ω_k y H_{ij}^T a un α de 0.01 es similar. Cuarto, para un α de 0.05 la mediana en potencia del K_{sc} es superior a 0.27 muy similar a la del ω_k que es de 0.25. Quinto, el ω_k tiene mejor potencia que el H_{ij}^T e inferior al K_{sc} para un α de 0.05. Sexto, los estadísticos S_2 , S_{2n} y S_{2k} son los que menor potencia presentan tanto para un α de 0.01 como de 0.05. Y séptimo, los estadísticos que presentan una mayor dispersión en la potencia son el ω y el K_{sc} .

Tanto para el ω como para el K_{sc} los resultados son muy similares a los observados en las simulaciones, son los estadísticos con mayor potencia. Así mismo, los estadísticos S_2 , S_{2n} , S_{2k} y H_{ij}^T son los que presentan más bajas potencias.

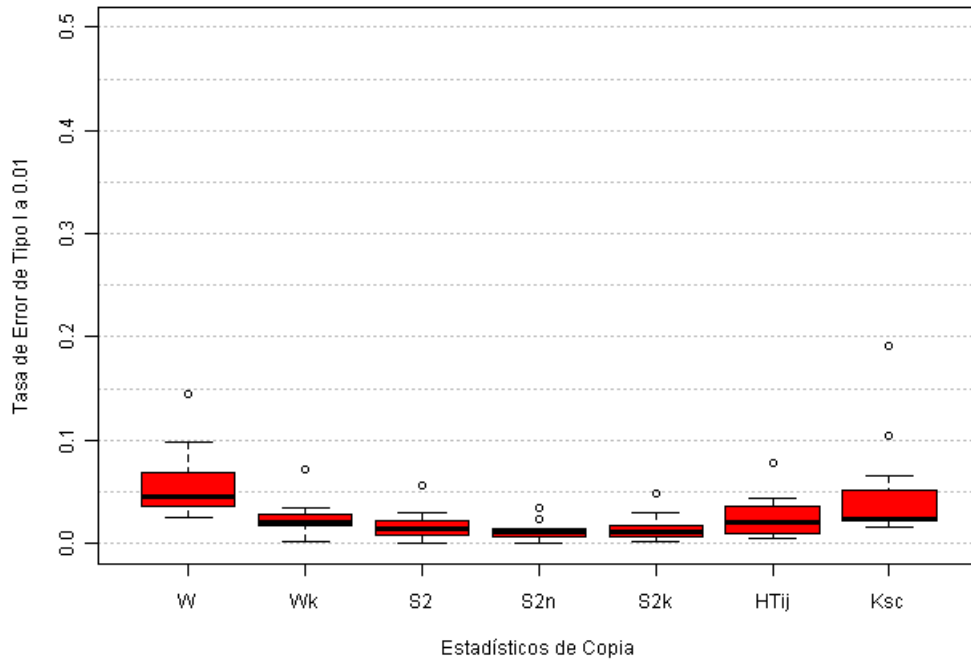
Gráfica 7.1: Potencia a α 0.01 de los estadísticos de copia para el TA.Gráfica 7.2: Potencia a α 0.05 de los estadísticos de copia para el TA.

7.3.4.2. Error de Tipo I

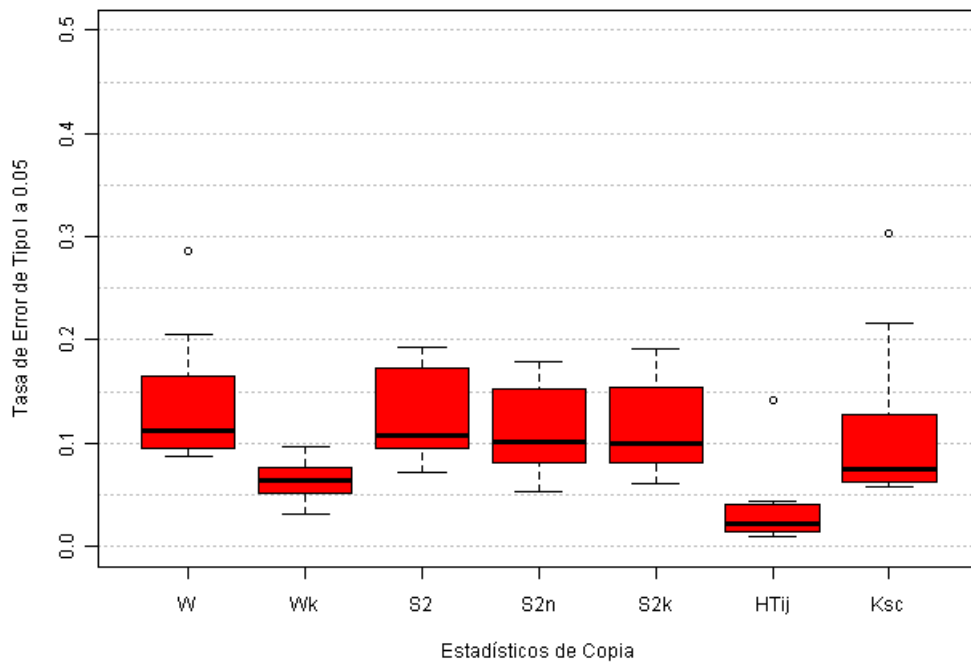
Tanto para un α de 0.01 como de 0.05 se observa (gráficas 7.3 y 7.4): primero, que el estadístico ω es el que tiene mayor tasa de error de tipo I. Segundo, que el K_{sc} presenta tasas de Error de Tipo I superiores a los valores de α . Tercero, que los estadísticos S_2 , S_{2n} y S_{2k}

tienen tasas bajas y muy similares para un α de 0.01, pero altas para un α de 0.05. Y cuarto, Se observa que los estadísticos ω_k y H_{ij}^T tienen tasas bajas de error de tipo I a un α de 0.01. El comportamiento del error de tipo I para ω difiere de los resultados encontrados en el estudio de simulación presentado en el capítulo 3 donde se encontraban al mismo nivel de α o por debajo. Esta diferencia se debe a que en condiciones reales se presentan otros factores que no pueden ser considerados en la simulación que están afectando la capacidad de detección del estadístico, situación similar se puede extender para el K_{sc} que sorprende que tenga una alta tasa de error de tipo I en pruebas de 40 ítems y 4 opciones de respuesta cuando, según la gráficas 6.17 y 6.21, su media en error de tipo I no debería ser superior a 0.015 y 0.06.

Gráfica 7.3: Error de Tipo I a α 0.01 de los estadísticos de copia para el TA.



Gráfica 7.4: Error de Tipo I a α 0.05 de los estadísticos de copia para el TA.

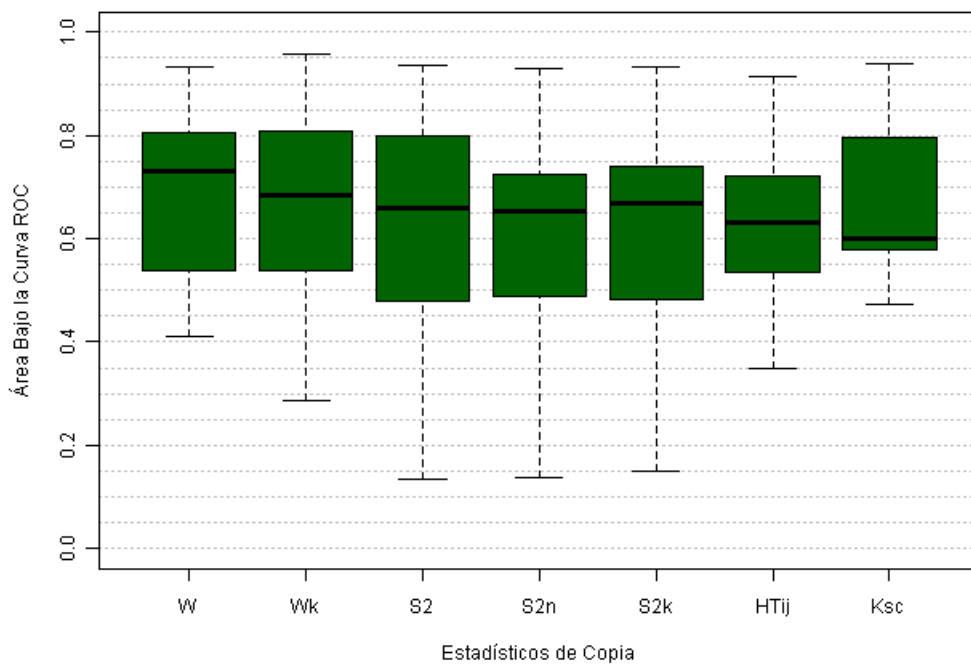


7.3.4.3. AUC

En los resultados de la gráfica 7.5 se aprecia que: ω , y K_{sc} son los estadísticos más estables para clasificar a copiadore de los no copiadore. Y que los estadísticos S_2 , S_{2n} y S_{2k} tienen una alta dispersión, lo que indica que para algunos grupos clasifican bien y para otros clasifican mal.

Es importante anotar que los valores mínimos de AUC se encuentran para todos los estadísticos por debajo del valor esperado de 0.50, esto difiere de los obtenidos en los estudios de simulación, lo cual sugiere que existe la influencia de otras variables que no han sido tenidas en cuenta en las simulaciones, y que es importante identificarlas para mejorar el comportamiento de los estadístico de detección de copia.

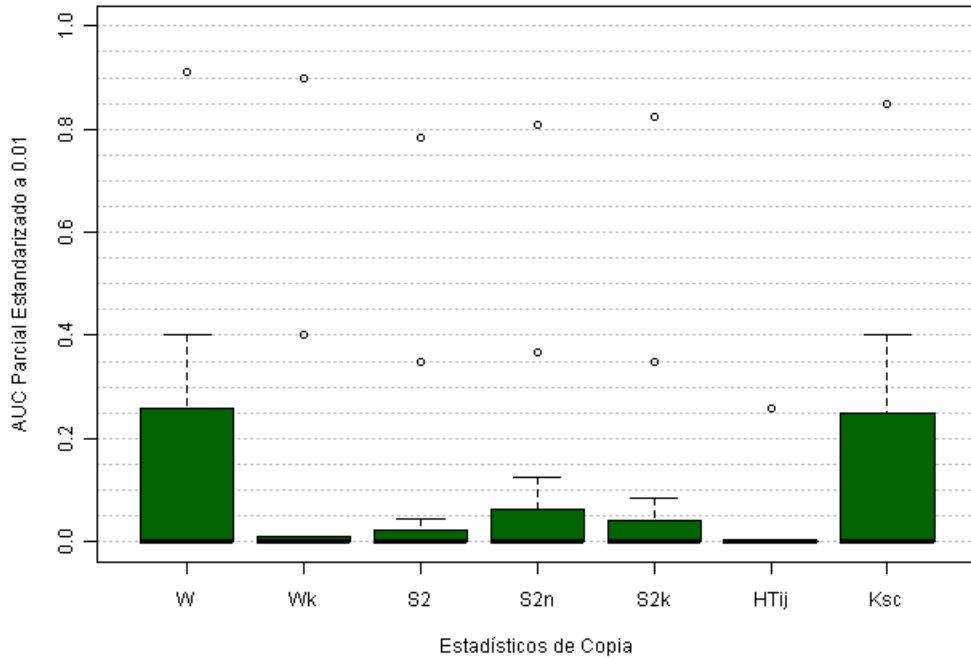
Gráfica 7.5: AUC de los estadísticos de copia para el TA.



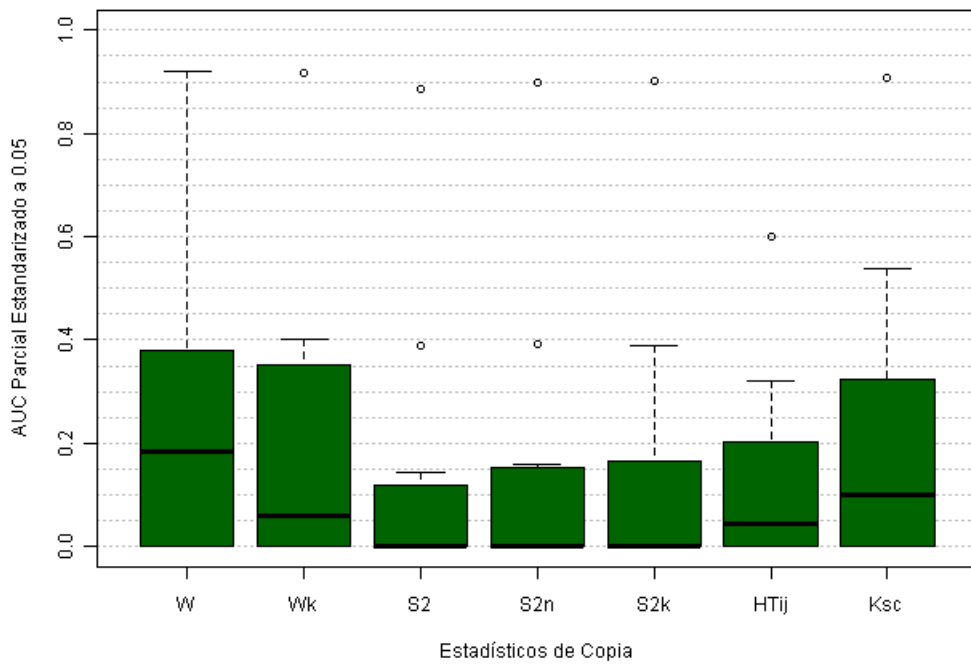
7.3.4.4. AUC Parcial Estandarizado

Si se fija la FFP a 0.01 (gráfica 7.6) se observa que la capacidad de clasificación de los estadísticos de copia es muy baja, siendo, aparentemente, las más altas para ω y K_{sc} y las más bajas para ω_k y H_{ij}^T . Si se fija la FFP a 0.05 (gráfica 7.7) se observa que la mediana del estadístico ω es la más alta de todos los estadísticos con un valor de 0.19. Los estadísticos que muestran mayores variabilidades son ω , ω_k y K_{sc} . Sin embargo, es importante apreciar que los valores son muy bajos con respecto a lo reportado en los estudios de simulación.

Gráfica 7.6: AUC Parcial Estandarizado a una FFP de 0.01 de los estadísticos de copia para el TA.



Gráfica 7.7: AUC Parcial Estandarizado a una FFP de 0.05 de los estadísticos de copia para el TA.



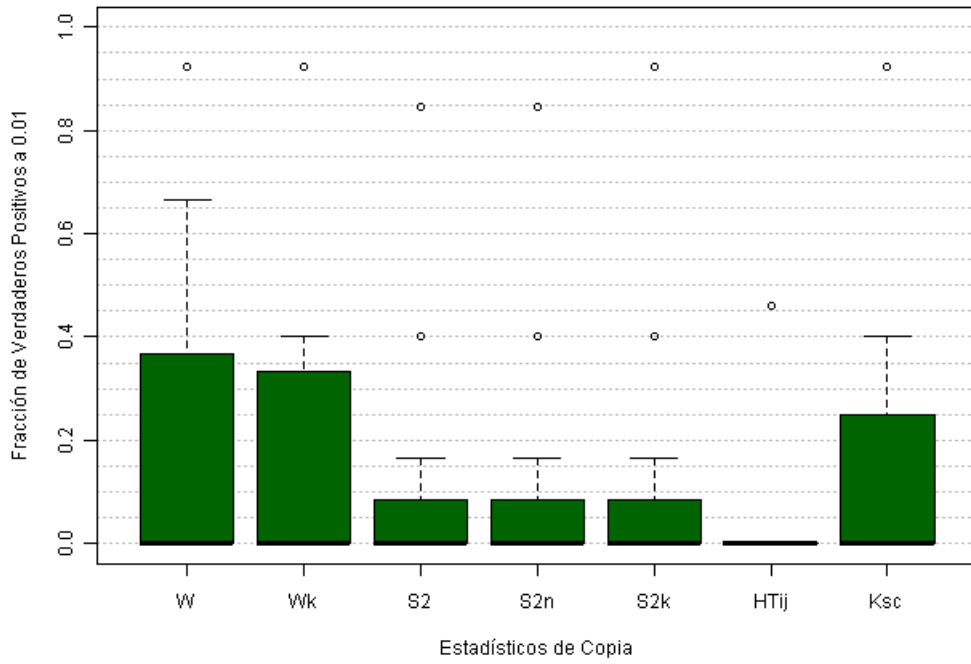
7.3.4.5. Fracción de Verdaderos Positivos

Al fijarse la FFP a un valor de 0.01 (gráfica 7.8) se observa que los estadísticos ω , ω_k y K_{sc} presentan una mayor variabilidad en las tasas de detección de copiadore. También se observa que el H_{ij}^T tiene una tasa de detección muy baja y que el comportamiento de S_2 , S_{2n} y S_{2k} es muy similar.

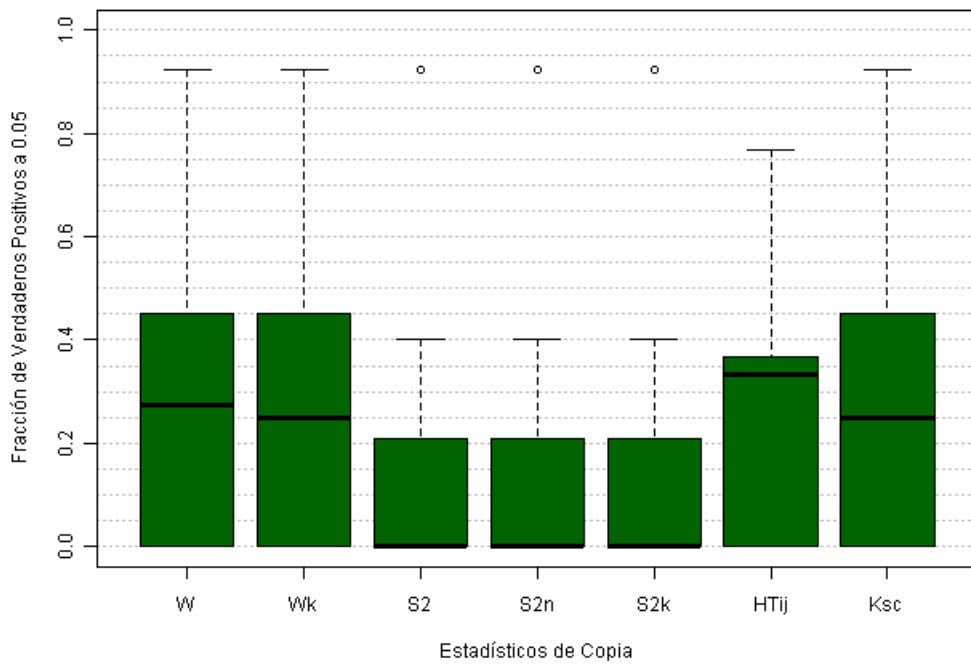
Al fijarse la FFP a 0.05 (gráfica 7.9) se observa que los estadísticos ω , ω_k , H_{ij}^T y K_{sc} son los de mayor dispersión para la detección de copiadore, sin embargo, la capacidad de detección del H_{ij}^T crece considerablemente con respecto a una FFP de 0.01, e incluso su mediana llega a estar por encima a la de los demás estadísticos. Por otro lado, los estadísticos ω , ω_k y K_{sc} se comportan de igual manera que a una FFP de 0.01 y el comportamiento de los S_2 , S_{2n} y S_{2k} es muy similar, siendo los que menor capacidad tienen a la hora de detectar copiadore.

Los resultados obtenidos permiten pensar que el estadístico que mejor comportamiento tiene para detectar copiadore en datos reales es el ω_k y, si bien es cierto, que su potencia es baja con respecto a ω y K_{sc} , también es cierto que su tasa de error de tipo I es considerablemente mucho mejor que la de estos.

Gráfica 7.8: FVP a una FFP de 0.01 de los estadísticos de copia para el TA.



Gráfica 7.9: FVP a una FFP de 0.05 de los estadísticos de copia para el TA.



7.3.4.6. Valores de los estadísticos

Los valores de los estadísticos de copia a los puntos 0.01 y 0.05 de FFP se presentan en la tabla 7.5. Como se puede observar, los valores difieren de los observados en los estudios de simulación de los capítulos 3 y 4 (Tablas 5.26, 6.35, 6.36, 6.38, 6.40 y 6.42). Esto posiblemente se debe a la influencia de otras variables no contempladas en las simulaciones y que pueden estar afectando a los estadísticos, por ejemplo, algunos estudiantes pueden considerar la copia como una estrategia más para la solución de test, otra variable que puede influir es el grado de control sobre el grupo que tiene el aplicador durante el proceso de medición y otra posible variable de influencia es la distribución de sujetos en el espacio donde se aplica la prueba, es decir, se permite que personas que trabajan juntas comúnmente se sitúen cerca una de la otra.

Tabla 7.5: Media y error estándar de los valores de los estadísticos de copia para el TA.

	$\alpha = 0.01$		$\alpha = 0.05$	
	Media	Error Estándar	Media	Error Estándar
ω	0.001	0.000	0.012	0.002
ω_k	0.005	0.002	0.038	0.007
S_2	0.008	0.001	0.026	0.003
S_{2k}	0.011	0.002	0.030	0.003
S_{2n}	0.010	0.002	0.029	0.003
H_{ij}^T	0.963	0.019	0.785	0.024
K_{sc}	0.735	0.024	0.652	0.023

7.4. Discusión de los resultados

1. La baja capacidad de detección de copiadores de los estadísticos puede deberse, en primer lugar, a que los docentes identificaron parejas como sospechosas de copia cuando realmente no habían copiado o por el contrario no identificaron parejas que efectivamente habían copiado. Sin embargo, independientemente de la capacidad que tuviese el docente para detectar a copiadores, todos los estadísticos deberían tener igual desempeño en potencia, error de tipo I, AUC, etc., pero los resultados indican que no es así. Y por último, en condiciones reales existen variables que están influyendo en el comportamiento de copia y que no pueden ser implementadas fácilmente en un estudio de simulación. Por ende, es necesario tener una mayor comprensión del comportamiento de copia para poder tener estadísticos con una mayor capacidad de detección.
2. Los resultados reflejan que los estadísticos que mejor comportamiento tienen a la hora de

detectar copiadores son ω , ω_k y K_{sc} . Siendo el ω_k el que tiene una mayor capacidad de detección.

3. Con datos reales, los estadísticos S_2 , S_{2n} y S_{2k} son los que presentan peor comportamiento a la hora de detectar copiadores, si bien es cierto su tasa de error de tipo I es baja también lo es su capacidad de discriminar copiadores. Lo más interesante de estos estadísticos es que tienen un comportamiento prácticamente idéntico, lo cual refleja que el introducir un modelo de TRI, tanto paramétrico como no paramétrico, no genera una mejoría en la detección de copia.
4. Los resultados de la detección de copia en datos reales reflejan que la mayor diferencia en el comportamiento entre los estadísticos ω y ω_k radica en la tasa de error de tipo I, siendo mayor para el ω con respecto al ω_k . Se hace necesario estudiar mejor el comportamiento del ω y ver si el aumento de error de tipo I se debe exclusivamente a un problema en la forma de estimar los parámetros y la habilidad del sujeto o se debe al tipo de modelo de TRI introducido.
5. Es interesante observar como el K_{sc} tiene un comportamiento muy similar al ω en todas las variables estudiadas: potencia, error de tipo I, AUC, AUC Parcial Estandarizado y FVP. Pero lo más valioso del K_{sc} es que emplea solamente los patrones de respuesta de una pareja de sujetos sospechosa de copia, escenario muy diferente con respecto al ω que requiere los patrones de respuesta de todos los sujetos. Estos resultados sugieren y reafirman la viabilidad que tiene el K_{sc} para detectar copiadores de una forma rápida y parsimoniosa.

Capítulo 8

Discusión general

En la presente tesis doctoral se analizó la calidad de un conjunto de estadísticos diseñados y empleados para la detección de copia de respuestas en el ámbito de la medición educativa. Para ello se diseñaron y se llevaron a cabo varios estudios cuyos resultados se expusieron a través de tres partes. En la primera de ellas, se estudió, mediante simulación y a profundidad, la capacidad que tienen 5 estadísticos para detectar a copiadorees con el menor error posible en 72 condiciones diferentes. También se analizaron los efectos de introducir modelos de TRI, (paramétricos y no paramétricos) para estimar la probabilidad de respuesta a los ítems dentro de estadísticos ya existentes.

En la segunda parte, se analizó la calidad de detección de dos estadísticos, que para su estimación necesitan únicamente de los patrones de respuesta de la pareja de sujetos sospechosa de copia. Se presentaron las características de un nuevo estadístico llamado K_{sc} y del estadístico H_{ij}^T , originalmente propuesto por Sijtsma (1986) y Sijtsma y Meijer (1992), que no había sido empleado con anterioridad en el campo de la detección de copia de respuestas.

Finalmente en la tercera parte, se llevó a cabo un análisis de la calidad de detección de copia de respuestas con todos los estadísticos analizados en las dos partes anteriores. El análisis de la calidad se realizó en una base de datos proveniente de la aplicación de un Test de Aritmética (Romero, 2010) en estudiantes de secundaria.

A través de estas tres partes se ha pretendido cubrir tres campos en los que se desarrolla la investigación en detección de copia de respuestas: estadísticos que necesitan de la información del grupo para su estimación (p.e. ω o S_2), estadísticos que requieren únicamente las respuestas de una pareja de sujetos sospechosa de copia (p.e. K_{sc}) y la capacidad real de detección que

tiene un estadístico en condiciones empíricas.

Los resultados indican que existe una variedad de factores que afectan el funcionamiento de los estadísticos de copia de respuesta, que el diseño metodológico de las investigaciones afectan las capacidades de detección de los estadísticos y que el campo de la detección de copia tiene todavía muchas preguntas que necesitan una respuesta.

8.1. Capacidad de los estadísticos para la detección de copiadores

Los resultados demuestran que no todos los estadísticos para la detección de copia discriminan de igual manera a copiadores de no copiadores. En general, los estadísticos K_{sc} y ω son los que mejor calidad tienen para detectar a copiadores, mientras los estadísticos ω_k , H_{ij}^T , S_2 , S_{2n} y S_{2k} son los más deficientes.

El estadístico ω se presenta como superior a ω_k , ya que tanto en las diversas condiciones simuladas, como en los datos reales, siempre presenta una tasa de error de tipo I más baja y una potencia más alta que ω_k . De igual manera ω tiene una mejor calidad con respecto a S_2 , S_{2n} y S_{2k} . Y entre éstos S_{2n} y S_{2k} son mejores que S_2 , puesto que la potencia de S_{2n} y S_{2k} aumenta con la proporción de ítems copiados, mientras que la potencia de S_2 tiene un efecto “U”, es decir, es más alta con 10 % de ítems copiados que con 20 % de ítems copiados. Además, en el estudio con datos reales se confirman las pobres propiedades que tienen S_2 , S_{2n} y S_{2k} para detectar a los sospechosos de copia de respuesta. Dentro de los estadísticos que necesitan de toda la información del grupo, se puede decir que ω es el que mejor comportamiento presenta.

En cuanto a los estadísticos que requieren únicamente la información de la pareja sospechosa de copia, se puede concluir que el estadístico K_{sc} tiene un comportamiento superior al H_{ij}^T según los resultados de las simulaciones realizadas, pero según los resultados en datos reales, se observa que el H_{ij}^T no se diferencia del K_{sc} . La influencia de variables, como la seguridad durante la aplicación o la actitud de los estudiantes frente a la copia, pueden estar explicando dichas discrepancias entre los resultados de las simulaciones y el análisis con datos reales.

Por otro lado, es importante destacar que se han encontrado efectos de las condiciones de simulación sobre el comportamiento de los estadísticos de detección de copia de respuestas. Los resultados muestran que variables como el número de sujetos, el tamaño de la prueba o la

proporción de copiadores influyen en la calidad de los estadísticos. El número de sujetos tiene un claro efecto sobre el comportamiento del ω y ω_k ; el número de sujetos y el tamaño de la prueba influyen en el S_{2n} y S_{2k} ; el número de sujetos, el tamaño de la prueba y la proporción de ítems copiados afecta el comportamiento del S_2 ; y el número de ítems y el número de opciones de respuesta al ítem afecta el rendimiento del K_{sc} y H_{ij}^T . Conseguir un estadístico para la detección de copiadores que sea lo más robusto posible a las más variadas condiciones se convierte en un objetivo principal en el estudio de la detección de copia de respuestas.

Además, es importante anotar que no sólo las condiciones de las muestras pueden afectar el rendimiento de los estadísticos sino que también se ven afectados por el modelo de estimación de probabilidades de respuesta de los sujetos a los ítems, es decir, la introducción de modelos de TRI paramétricos, como el MRN, o de modelos no paramétricos de TRI, como el de Ramsay, o la estimación de la proporción de aciertos de un sujeto según el grupo de respuestas incorrectas al que pertenezca. Los resultados reflejan que existe un efecto del modelo de TRI en el comportamiento del estadístico de copia. Es así como, el S_{2n} y S_{2k} presentan una mejor calidad con respecto al S_2 . Sin embargo, las diferencias entre las capacidades de detección de copiadores del S_{2n} y S_{2k} no son muy altas, estos dos estadísticos tienen un comportamiento prácticamente idéntico. Los efectos del tipo de modelo de TRI no son claros. Por el contrario, al comparar la calidad del ω con el ω_k se observa que el MRN en ω tiene un alto efecto en la calidad de la detección de copia de respuestas mientras no la tiene el modelo de Ramsay en ω_k . Por lo tanto, introducir un modelo de TRI en un estadístico previamente diseñado para la detección de copia no es una tarea sencilla, ya que se hace necesario analizar realmente los efectos del modelo de TRI en el comportamiento de los estadísticos y establecer la relación de estos efectos y las condiciones en donde se aplican. La introducción de un modelo de TRI dentro de un estadístico de detección de copia no es garantía alguna de que la calidad del mismo puede verse mejorada.

8.2. Efectos del diseño metodológico

Los resultados del estadístico S_2 obtenidos en la presente investigación se diferencian de los reportados por Sotaridona y Meijer (2003). En dicho estudio se informa que la potencia del estadístico S_2 se ve incrementada por la proporción de ítems copiados. Para el cálculo de la potencia del S_2 , Sotaridona y Meijer (2003) estiman el valor del estadístico en una pareja particular

fuente-copia y para establecer si dicho valor es indicador de copia se evalúa su significancia sin tener en cuenta su ajuste a un valor de α dado. Por el contrario, en el diseño metodológico de la presente tesis se han considerado todas las posibles parejas fuente-copia que se pueden conformar con una muestra particular y se estableció un valor dado de α como criterio para discriminar a copiadores de no copiadores, por lo tanto, una posible explicación a la discrepancia de los resultados es que el diseño metodológico del estudio Sotaridona y Meijer (2003) es bastante diferente al empleado en la presente tesis.

La forma en que se diseña una simulación, o un análisis con datos reales, para evaluar la capacidad de detección de un estadístico de copia influye en la evaluación de la calidad de los mismos. Es importante tener en cuenta que cuando se diseña una simulación en este contexto se debe propender porque refleje lo más fehacientemente posible una realidad de la medición educativa. Cuando se utiliza un estadístico de copia deberían considerarse todos los sujetos que han sido expuestos a un mismo proceso de medición y no únicamente a algunos de ellos. También se debe tener precaución al considerar a una pareja de sujetos como sospechosos de copia. Para determinar dicha sospecha se pueden emplear dos medios: primero, se necesita tener información subjetiva por parte de alguna persona que afirme que ha visto copiar a una pareja determinada, como se ha llevado a cabo en el estudio de datos reales expuesto en el Capítulo 7, pero aún así se hace necesario evaluar el error de tipo I en todas las parejas posibles, porque dos personas que no se sitúan una al lado del otro en una evaluación pueden tener respuestas muy similares que las hacen sospechosas de copia y el estadístico de copia de respuestas debe detectar que no ha sido así. Segundo, se puede establecer estadísticamente, y de forma más objetiva, qué sujetos presentan patrones más aberrantes que puedan ser considerados sospechosos de copia. El trabajo de Belov y Armstrong (2009) va por esta línea, en donde se usa la divergencia de Kullback-Leibler para determinar qué sujetos tienen patrones aberrantes y posteriormente emplea el índice K (Holland, 1996) para analizar si el patrón detectado se debe a que las respuestas del sujeto son estadísticamente similares a un sujeto fuente, lo cual permitiría afirmar que se deben a la copia.

8.3. Retos para el futuro

La investigación en detección de respuestas copiadas se ha concentrado, en la mayoría de los casos, en el desarrollo de estadísticos para efectuar la detección. Sin embargo, son pocos los tra-

bajos que realmente evalúan la capacidad de discriminación de los mismos, y las investigaciones que se han llevado a cabo usando datos reales se caracterizan porque los datos provienen de pruebas aplicadas a grandes muestras (Wollack, 2003). Por ende, se hace necesario seguir profundizando, no sólo en las áreas tradicionales, sino también abordar nuevas áreas que permitan una mejor comprensión del comportamiento de copiar y del funcionamiento de los estadísticos.

8.3.1. Mejoras en los estadísticos para la detección de copiadores

Los estudios de Angoff (1974), Hanson, Harris y Brennan (1987), Wollack (1997), Frary y Tideman (1997), Sotaridona, Van der Linden y Meijer (2006) y Sotaridona y Meijer (2002, 2003) han comparado las capacidades de detección de algunos estadísticos de copia, pero solamente el estudio de Frary y Tideman (1997) ha tenido como resultado la exposición de un conjunto de estadísticos para la mejora de la detección. Se hace necesario profundizar en ello y poder establecer, por ejemplo, si la combinación de estadísticos que necesitan de toda la información del grupo (p.e. ω) con estadísticos que sólo necesitan los patrones de respuesta de la pareja sospechosa de copia (p.e. K_{sc}) permitirían una mejoría en la capacidad de detección. Además, si se tiene en cuenta únicamente este último tipo de estadísticos, se hace necesario profundizar en cuáles de los estadísticos propuestos se observa una mejor capacidad de detección, ya que sólo los trabajos de Angoff (1974) y Hanson, Harris y Brennan (1987) lo han abordado.

Como se expuso anteriormente, es necesario determinar los puntos de corte óptimos para los estadísticos de detección de copia. El estudio del poder de discriminación de un estadístico así como su error de detección no es suficiente para hablar de la calidad de un estadístico, también es necesario que exista un punto de corte lo más estable posible para las variadas condiciones (p.e. tamaños de muestra, número de ítems, número de opciones de ítems, etc.) en donde se aplican este tipo de estadísticos. Es así que la limitación para el uso práctico que puede llegar a tener el estadístico K_{sc} tiene que ver con los puntos de corte para discriminar a copiadores de no copiadores. En el estudio de simulación se definieron 4 tamaños de prueba: 20, 40, 60 y 80 ítems, los puntos de corte estimados son efectivos únicamente para dichos tamaños, si se desea aplicar el K_{sc} en pruebas de tamaño diferente es indispensable estimar sus puntos de corte, por lo tanto es necesario llevar a cabo un proceso de estandarización del K_{sc} para que pueda ser utilizado en diversos contextos y condiciones.

El K_{sc} está inspirado en la distancia de Kulczynski para datos binarios (Kulczynski, 1927),

sería interesante explorar la aplicación de otro tipo de distancias geométricas en el contexto de detección de copiadores.

8.3.2. Efectos de los ítems y de la habilidad de los sujetos

Los resultados de la presente investigación indican que las propiedades de los ítems pueden tener un efecto sobre la calidad de los estadísticos de copia. Cuando se aplican los modelos de TRI dentro de estadísticos de detección de copia, es necesario determinar los efectos que pueda tener la calidad de los ítems en la detección. En otras palabras, sería pertinente estudiar en qué grado los ítems con pobres propiedades psicométricas (alto error de estimación, baja discriminación...) afectan al error de tipo I y a la potencia de un estadístico de copia, y de existir dicho efecto, también es importante establecer la proporción tolerable de ítems deficientes que pueden participar en un estadístico de detección de copia. Además, como se mencionó en el apartado 8.2, es importante estudiar los efectos conjuntos de la calibración de ítems y de las habilidades de sujetos sobre la calidad de los estadísticos de copia, especialmente en ω , S_{2n} , S_{2k} y $Z_{\hat{k}}$. Además, en el trabajo de Sotaridona, Van der Linden y Meijer (2006) se busca analizar los efectos de la habilidad del sujeto fuente y del sujeto copiador en la calidad de la detección de copia, es importante profundizar en este punto, ya que este tipo de análisis sólo se ha realizado con el estadístico $Z_{\hat{k}}$ y falta ejecutarlo con otros estadísticos como el ω o el K_{sc} .

Por último, si se parte del supuesto de que cuantos más ítems copie un sujeto más sesgo existirá entre su habilidad estimada y su habilidad real, entonces se hace necesario establecer los efectos de la copia en la estimación de la habilidad, de esta manera se podría determinar qué niveles de sesgo se producen de acuerdo a la proporción de ítems copiados, ésta es una tarea pendiente para el ω y el K_{sc} .

8.3.3. Nuevos campos para la detección

La detección de copiadores puede seguir siendo investigada en campos como:

1. Detección de copiadores en tests adaptativos informatizados, en pruebas por ordenador o en pruebas a través de Internet. El trabajo de Van der Linden (2009) es el primero en cuanto al estudio de la detección de copia en este campo, mediante el estudio de los tiempos de respuesta.

2. Detectar copiadores haciendo uso de los Modelos de Diagnóstico Cognitivo (Rupp, Templin y Henson, 2010; Leighton y Gierl, 2007). A través de su uso se pueden desarrollar estadísticos con detecciones parciales o totales de copia, de tal forma que se pueda establecer si una pareja ha copiado un conjunto de ítems que responden a unos procesos particulares de resolución y no han copiado en otros ítems. Es decir, a través de los Modelos de Diagnóstico Cognitivo se podría establecer qué procesos cognitivos motivan más el copiar o son más sensibles de copia.
3. Determinar si existen factores psicológicos asociados con la conducta de copiar. Por ejemplo los trabajos de Nathanson, Paulhus y Williams (2006) y Anderman y Murdock (2007) van por esta línea.
4. Establecer si el patrón de respuestas de un sujeto que ha copiado responde a una forma de copiar. Por ejemplo, copia de respuestas aleatorias del sujeto fuente, copia por bloques de respuestas o copia de respuestas de varios sujetos fuentes.
5. Establecer si el comportamiento de copia está relacionado con conductas como actitudes hacia el rendimiento académico o creencias epistemológicas del aprendizaje.
6. Determinar la relación entre estadísticos de *person fit* y estadísticos de copia, para buscar una mejora en la detección de copiadores. El trabajo de Belov y Armstrong (2009) es el primero que se perfila por esta línea.
7. Si se determina que un sujeto ha copiado, la corrección de la estimación de su habilidad (θ) debe llevarse a cabo. El modelo de TRI propuesto por de la Torre (2009) sugiere esta posibilidad.
8. Es necesario analizar los efectos de la presencia de patrones aberrantes por copia de respuestas en la estimación de la fiabilidad, validez y dimensionalidad de un test.
9. Para el estudio del valor añadido de la escuela es importante establecer los efectos negativos que tiene la presencia de patrones aberrantes por copia en la estimación del aporte de la escuela al rendimiento de los estudiantes.

Capítulo 9

Anexos

9.1. Estadísticos de detección de copia de respuestas programados en R

9.1.1. Estadístico de referencia ω

```
#
# Procedimiento para la estimación del índice de copia W de Wollack (1997),
# a través del modelo de respuesta nominal de Bock (1972).
#
# Programado por: Xavier G. Ordóñez - Universidad Complutense de Madrid
#
# Fecha: 25 de Junio de 2006
#
#*****#
# Variables a definir:
# 1. opciones = Número de opciones o categorías de respuesta para
# los items.
# 2. datos = Nombre de la base de datos. Ordenada en filas los sujetos
# y en las columnas los items.
# 3. claves = archivo con las claves de respuestas. Ordenado en vector columna.
# 4. param = archivo que contiene los parámetros de los items.
# 5. theta = Nivel de rasgo latente de la persona.
#*****#
#
# =====
#
Wor <- function(op,d,clav,para,the)
{
# Pasos para el cálculo del índice W:
#
# -----
# PRIMERO PASO: definición de la base de datos, parámetros, claves, valores de
# theta para cada sujeto, opciones elegidas por pares de sujetos,
# matriz de calificación y puntaje
# -----
#
# a. se indica las características de las bases de datos a trabajar:
# opciones:
opciones <- op
# importamos la base de datos con las respuestas de los n sujetos:
datos <- d
k <- ncol(datos)
n <- nrow(datos)
tdatos <- t(datos)
# importamos el vector con la claves de respuestas:
claves <- clav
clavtemp1 <- matrix(0,k,1)
for(i in 1:k){
clavtemp1[i,] <- claves[i,]
}
claves <- clavtemp1
tclaves <- t(claves)
# importamos la matriz de parámetros del modelo nominal:
parac <- para[,1:opciones]
```

```

r <- opciones * 2
paraa <- para[, (opciones + 1):r]
# b. Se indentifica cada una de las opciones elegidas en la base "datos":
opelegidas <- array(matrix(NA,n,k), dim=c(n,k,opciones))
for (i in 1:n){
  for (j in 1:k){
    for (l in 1:opciones){
      if(datos[i,j] == l) opelegidas[i,j,l] <- 1
      else opelegidas[i,j,l] <- 0
    }
  }
}
# d. Abrimos el archivo que contiene el nivel de theta para cada sujeto:
theta <- as.matrix(the)
-----
# SEGUNDO PASO: Cálculo de las probabilidades de respuesta de cada sujeto
# según el modelo nominal y el número de respuestas comunes
# entre pares de sujetos.
-----
#
# a. calculamos las probabilidades según el modelo Nominal de Bock (1982)
probi <- array(matrix(NA,n,k), dim=c(n,k,opciones))
for(i in 1:n){
  for(j in 1:k){
    probi[i,j] <- exp(parac[j,]+(paraa[j,]*theta[i]))/sum(exp(parac[j,]+(paraa[j,]*theta[i])))
  }
}
# b. Número total de respuestas comunes entre pares de sujetos (primer elemento de la formula de W):
observado <- matrix(NA,n,n)
for (i in 1:n){
  for (j in 1:n){
    observado[i,j] <- sum((datos[i,] == tdatos[,j])*1)
  }
}
-----
# TERCER PASO: Cálculo de las probabilidades de respuesta de cada par de sujetos,
# condicionado según el nivel de theta de quien copia (fila), la
# opción de respuesta elegida (fuente) y los parámetros de la opción
# de respuesta elegida.
-----
# a. Calculamos las probabilidades condicionadas para cada par de sujetos por item
itprob <- matrix(NA,n,n)
for (i in 1:n){
  for (j in 1:n){
    itprob[i,j] <- sum(opelegidas[j,] * probi[i,])
  }
}
-----
# CUARTO PASO: Cálculo del valor esperado y la desviación estándar.
# Segundo y tercer elemento de la formula de W.
-----
# a. calculamos el valor esperado de respuestas para cada par de sujetos
esperado <- itprob
# c. Calculamos la desviación estándar de cada par de sujetos:
pi <- rep(1,opciones)
desviacion <- matrix(NA,n,n)
for (i in 1:n){
  for (j in 1:n){
    desviacion[i,j] <- sqrt(sum(((opelegidas[j,] * probi[i,]) *
    (1 - (opelegidas[j,] * probi[i,])))%*% pi))
  }
}
-----
# QUINTO PASO: Cálculo del valor de índice de copia W.
-----
# a. Calculamos el valor de índice W
ZdeW <- (observado - esperado)/desviacion
W <- pnorm(ZdeW,0,1)
diag(W) <- 0
W
}
Wor <- cmpfun(Wor)

```

9.1.2. Estadístico propuesto ω_k

```

#
# Procedimiento para la estimación del índice de copia W de Wollack (1997), a través
# del modelo de Ramsay (1991).
#
#Programado por: Xavier G. Ordóñez - Universidad Complutense de Madrid
#
# Fecha: 25 de Junio de 2006
#
#####
# Variables a definir:
# 1. opciones = Número de opciones o categorías de respuesta para
# los items.
# 2. datos = Nombre de la base de datos. Ordenada en filas los sujetos
# y en las columnas los items.
# 3. claves = archivo con las claves de respuestas. Ordenado en vector columna.
# 4. número de puntos = número de puntos en el rasgo de theta para la
# estimación de la probabilidad.
# 5. max y min theta = valores min y max del intervalo de theta.
# #####
#
#
Wke <- function(op,maxth,minth,npo,dat,clav)
{
# Pasos para el cálculo del índice W por RAMSAY:
#
#####
# PRIMERO PASO: definición de la base de datos,claves, valores de
# theta para cada sujeto, opciones elegidas por pares de sujetos, matriz de
# calificación y puntaje
#####
#
# a. se indica las características de las bases de datos a trabajar:
# opciones:
opciones <- op
# max y min theta:
maxtheta <- maxth
mintheta <- minth
# número de puntos:
numpuntos <- npo
# importamos la base de datos con las respuestas de los n sujetos:
datos <- dat
k <- ncol(datos)
n <- nrow(datos)
tdatos <- t(datos)
# importamos el vector con la claves de respuestas:
claves <- clav
clavtemp1 <- matrix(NA,k,1)
for(i in 1:k){
clavtemp1[i,] <- claves[i,]
}
claves <- clavtemp1
tclaves <- t(claves)
# b. Se indentifica cada una de las opciones elegidas en la base "datos":
opelegidas <- array(matrix(NA,n,k), dim=c(n,k,opciones))
for (i in 1:n){
for (j in 1:k){
for (l in 1:opciones){
if(datos[i,j] == 1) opelegidas[i,j,l] <- 1
else opelegidas[i,j,l] <- 0
}
}
}
# c. Calificamos la base "datos":
mcalif <- matrix(NA,n,k)
for (i in 1:n){
for (j in 1:k){
if(datos[i,j] == tclaves[,j]) mcalif[i,j] <- 1
else mcalif[i,j] <- 0
}
}
puntaje <- matrix(NA,n,1)
for (i in 1:n){
puntaje[i,] <- sum(mcalif[i,])
}
# d. calculamos el valor del ancho de banda "h"
hkernel <- (1.1*(n^(-1/5)))
# e. proporción de respuestas correctas
temppro <- rank(puntaje)/(n + 1)
cuantilnor <- as.matrix(temppro)
# f. theta para cada uno de los sujetos
theta <- qnorm(cuantilnor, 0, 1)
# g. procedimiento para calcular los pesos W
ancho <- (maxtheta-mintheta)/numpuntos
puntos <- seq(mintheta, maxtheta, ancho)
colpuntos <- length(puntos)
w1 <- matrix(NA,n,colpuntos)
sumw1 <- matrix(NA,1,colpuntos)
wfin <- matrix(NA,n,colpuntos)
for (i in 1:n){
for (j in 1:colpuntos){
w1[i,j] <- exp(-((theta[i,] - puntos[j])/hkernel)^2)/2)
}
}
}

```

```

}
}
for (i in 1:n){
for (j in 1:colpuntos){
sumw1[,j] <- sum(w1[,j])
}
}
for (i in 1:n){
for (j in 1:colpuntos){
wfin[i,j] <- w1[i,j]/sumw1[,j]
}
}
# h. procedimiento para calcular las probabilidades a cada una de las opciones
# de respuesta
probi <- array(matrix(NA,1,colpuntos),dim=c(1,colpuntos,k,opciones))
for (i in 1:colpuntos){
for (j in 1:k){
for (l in 1:opciones){
probi[,i,j,l] <- sum(wfin[,i]*opelegidas[,j,l])
}
}
}
# i. calculamos el valor estimado de respuestas correctas para cada sujeto
#theta - puntos
temp6 <- matrix(NA,n,colpuntos)
for (i in 1:n){
for (j in 1:colpuntos){
temp6[i,j] <- abs(theta[i,] - puntos[j])
}
}
# el valor del punto para cada sujeto
temp7 <- matrix(NA,n,colpuntos)
for (i in 1:n){
for (j in 1:colpuntos){
if(temp6[i,j] == min(temp6[i,])) temp7[i,j] <- 1
else temp7[i,j] <- 0
}
}
temp8 <- matrix(NA,n,colpuntos)
for (i in 1:n){
temp8[i,] <- temp7[i,] * t(puntos)
}
temp9 <- matrix(NA,n,1)
for (i in 1:n){
temp9[i,] <- sum(temp8[i,])
}
temp11 <- t(temp9)
# j. lo siguiente es para probabilidad de respuesta para todas las opciones para cada sujeto
temp10 <- array(matrix(1,1,colpuntos),dim=c(1,colpuntos,n))
temp10 <- temp10 * puntos
temp101 <- array(matrix(NA,1,colpuntos),dim=c(1,colpuntos,n))
for (i in 1:colpuntos){
for (j in 1:n){
if(temp11[,j] == temp10[,i,j]) temp101[,i,j] <- 1
else temp101[,i,j] <- 0
}
}
temp13 <- array(matrix(NA,n,k),dim=c(n,k,opciones))
for (i in 1:n){
for (j in 1:k){
for (l in 1:opciones){
temp13[i,j,l] <- sum(temp101[,i] * probi[,j,l])
}
}
}
# m. construimos una matriz que contenga todas las probabilidades para cada sujeto en cada opción
# de cada item
prob.temp1 <- temp13
# o. Número total de respuestas comunes entre pares de sujetos (primer elemento de la formula de W):
observado <- matrix(NA,n,n)
for (i in 1:n){
for (j in 1:n){
observado[i,j] <- sum((datos[i,] == tdatos[,j])*1)
}
}
#####
# TERCER PASO: Cálculo de las probabilidades de respuesta de cada par de sujetos, condicionado
# según el nivel de theta de quien copia (fila), la opción de respuesta elegida
# (fuente) y los parámetros de la opción de respuesta elegida.
#####
itprob <- matrix(NA,n,n)
for (i in 1:n){
for (j in 1:n){
itprob[j,i] <- sum(opelegidas[i,] * prob.temp1[,j])
}
}
#####
# CUARTO PASO: Cálculo del valor esperado y la desviación estándar. Segundo y tercer elemento de la formula de W.
#####
# a. calculamos el valor esperado de respuestas para cada par de sujetos
esperado <- itprob
# c. Calculamos la desviación estándar de cada par de sujetos:
p1 <- rep(1,opciones)
desviacion <- matrix(NA,n,n)
for (i in 1:n){

```

```
for (j in 1:n){
desviacion[i,j] <- sqrt(sum((opelegidas[j,] * prob.tempi[i,]) *
(1 - (opelegidas[j,] * prob.tempi[i,]))**% p1))
}
}
#####
# QUINTO PASO: Cálculo del valor de índice de copia W por RAMSAY.
#####
# a. Calculamos el valor de índice W
ZdeW <- (observado - esperado)/desviacion
rm(observado,esperado,desviacion)
W <- pnorm(ZdeW,0,1)
diag(W) <- 0
W
}
Wke <- cmpfun(Wke)
```

9.1.3. Estadístico de referencia S_2

```

#
# Procedimiento para la estimación del índice de copia S2 de
# Sotaridona & Meijer (2002) para calcular la probabilidad de copia entre pares
# de sujetos en pruebas de selección múltiple.
#
# Programado por: Xavier G. Ordóñez - Universidad Complutense de Madrid
#
# Fecha: 25 de Junio de 2006
#
#####
# Variables a definir:
# 1. opciones = Número de opciones o categorías de respuesta para los items.
# 2. datos = Nombre de la base de datos. En filas se encuentran los sujetos
# y en las columnas los items.
# 3. claves = archivo con las claves de respuestas. Ordenado en vector columna.
# #####
#
S2or <-function(op,dat,clav)
{
#-----
# PRIMER PASO: Definición del número de opciones de respuesta, de la base de datos,
# de la base de claves de respuesta y calificación de la base de datos.
#-----
#
# a. número de opciones de respuesta
opciones <- op
# b. importamos la base de datos con las respuestas de los n sujetos
datos <- dat
k <- ncol(datos)
n <- nrow(datos)
# c. importamos el vector con las claves de respuesta
claves <- clav
clavtempl <- matrix(NA,k,1)
for(i in 1:k){
clavtempl[i,] <- claves[i,]
}
claves <- clavtempl
tclaves <- t(claves)
# d. calificamos la base "datos"
mcalif <- matrix(NA,n,k)
for (i in 1:n){
for (j in 1:k){
if(datos[i,j] == tclaves[,j]) mcalif[i,j] <- 1
else mcalif[i,j] <- 0
}
}
tmcalif <- t(mcalif)
puntaje <- matrix(NA,n,1)
for (i in 1:n){
puntaje[i,] <- sum(mcalif[i,])
}
#-----
# SEGUNDO PASO: Se busca construir la matriz Mrj, la cual contiene el número de
# respuestas comunes incorrectas entre pares de sujetos. Para ello
# se calcula en primer lugar una traspuesta de "datos", segundo,
# matriz de respuestas incorrectas comunes entre pares de sujetos
# (Mrj), tercero, vector de respuestas incorrectas de cada sujeto,
# cuarto, matriz de grupos de sujetos que tienen el mismo número
# de respuestas incorrectas comunes (Nwc).
#-----
# a. transponemos la base "datos"
tdatos <- t(datos)
# b. generamos una matriz que contenga las respuestas INCORRECTAS comunes
# entre pares de examinados (Mrj)
incor <-function(fue, cla, dat)
{
incorri <- matrix(NA,n,1)
for (i in 1:n){
incorri[i,] <- sum(dat[,fue] == dat[,i] & dat[,fue] != cla)
}
incorri
}
fuente <- seq(1,n)
Mrj <- matrix(NA,n,n)
for (i in 1:n){
Mrj[i,] <- incor(fuente[i],claves, tdatos)
}
# c. vector de respuestas incorrectas de cada uno de los sujetos
puntajein <- matrix(NA,n,1)
for (i in 1:n){
puntajein[i,] <- k-puntaje[i,]
}
# d. grupos de sujetos que tienen el mismo número de respuestas incorrectas
# comunes (Nwc propuesto en excel)
punin <- matrix(NA,n,n)
for (i in 1:n){
for (j in 1:n){
if(puntajein[i,] == t(puntajein[j,])) punin[i,j] <- 1
else punin[i,j] <- 0
}
}
groupunin <- matrix(NA,n,1)

```

```

for (i in 1:n){
groupunin[i,] <- sum(punin[i,])
}
# e. generar una matriz de n x n que contiene el vector groupunin en todas
# las columnas (sumwk)
sumn.wk <- matrix(NA,n,n)
for (i in 1:n){
sumn.wk[,i] <- groupunin
}
#-----
# TERCER PASO: Calculamos la matriz de deltas de las respuestas CORRECTAS comunes,
# para ello en primer lugar se calcula la matriz de deltas de las
# respuestas correctas, segundo lugar, sumar la matriz de deltas a la
# matriz Mrj,y por último, Obtener la matriz Mrj*.
#-----
#
# a. el siguiente procedimiento es para conseguir las deltas de las respuestas CORRECTAS
sumcalif <- array(matrix(NA,n,n), dim=c(n,n,k))
for (i in 1:n){
for (j in 1:n){
sumcalif[i,j,] <- mcalif[i,] * tmcalf[i,j]
}
}
wcal <- matrix(NA,n,n)
for (i in 1:n){
for (j in 1:n){
if(puntajein[i,] == t(puntajein[j,])) wcal[i,j] <- 1
else wcal[i,j] <- 0
}
}
sumictodos <- array(matrix(NA,n,n), dim=c(n,n,k))
for (l in 1:k){
sumictodos[,l] <- wcal%*% sumcalif[,l]
}
probiectodos <- array(matrix(NA,n,n), dim=c(n,n,k))
for (l in 1:k){
probiectodos[,l] <- sumictodos[,l]/sumn.wk
}
gdel <- 1/opciones
deltasictodos <- array(matrix(NA,n,n), dim=c(n,n,k))
for (l in 1:k){
deltasictodos[,l] <- (((1 + gdel)/(1 - gdel))^-((1 + gdel)/gdel) * probiectodos[,l]) * exp(-((1 + gdel)/gdel) * probiectodos[,l])
}
sumdeltas <- matrix(NA,n,n)
for (i in 1:n){
for (j in 1:n){
sumdeltas[i,j] <- sum(deltasictodos[i,j,]) - sum(deltasictodos[i,j,] == 1)
}
}
# b. El siguiente procedimiento es sumar las deltas obtenidas a la matriz Mrj
sprov <- Mrj + sumdeltas
# c. Se obtiene los elementos enteros de la matriz sprov, aprox. al valor más cercano (Mrj*)
Mrj.bis1 <- matrix(as.integer(sprov),n,n)
aprox1 <- Mrj.bis1 + 1
aprox2 <- matrix(NA,n,n)
for (i in 1:n){
for (j in 1:n){
if((aprox1[i,j] - sprov[i,j]) >= 0.50) aprox2[i,j] <- Mrj.bis1[i,j]
else aprox2[i,j] <- aprox1[i,j]
}
}
Mrj.bis <- aprox2
#-----
# CUARTO PASO: Se calcula el valor de S2. Primero, se estima la media en cada par
# de sujetos por medio del GLM - distribución de Poisson. Segundo,
# se calcula el valor de S2.
#-----
# a. calculamos las medias para luego calcular el valor de S2
x <- matrix(NA,n,1)
y <- matrix(NA,n,1)
media <- matrix(NA,n,n)
for (i in 1:n){
x <- punajein
y <- Mrj.bis[i,]
ff <- glm(y ~ x, family = poisson(link = "log"))
B0 <- ff[[1]][1]
B1 <- ff[[1]][2]
media[,i] <- exp(B0 + B1*x)
}
# b. calculamos el valor de S2
S2 <- 1 - dpois(Mrj.bis, media)
diag(S2) <- 0
S2
}
S2or <- cmpfun(S2or)

```

9.1.4. Estadístico propuesto S_{2k}

```

#
# Procedimiento para la estimación del índice de copia S2 de Sotaridona & Meijer (2002)
# para calcular la probabilidad de copia entre pares de sujetos en pruebas
# de selección múltiple con la probabilidad del Modelo No paramétrico de Ramsay (1991).
#
# Programado por: Xavier G. Ordóñez - Universidad Complutense de Madrid
#
# Fecha: 25 de Junio de 2006
#
#####
# Variables a definir:
# 1. noption = Número de opciones o categorías de respuesta para los items.
# 2. basedatos = Nombre de la base de datos. En filas se encuentran los sujetos
# y en las columnas los items.
# 3. baseclaves = archivo con las claves de respuestas. Ordenado en vector columna.
# 4. número de puntos = número de puntos en el rasgo de theta para la
# estimación de la probabilidad.
# 5. max y min theta = valores min y max del intervalo de theta.
# #####
S2ke <-function(op,dat,clav,maxth,minth,npo)
{
# //////////////////////////////////
# PRIMER PASO: Definición del número de opciones de respuesta, de la base de datos,
# de la base de claves de respuesta y calificación de la base de datos.
# //////////////////////////////////
#
# a. número de opciones de respuesta
opciones <- op
# max y min theta:
maxtheta <- maxth
mintheta <- minth
# número de puntos:
numpuntos <- npo
# b. importamos la base de datos con las respuestas de los n sujetos
datos <- dat
k <- ncol(datos)
n <- nrow(datos)
# c. importamos el vector con la claves de respuesta
claves <- clav
clavtemp1 <- matrix(NA,k,1)
for(i in 1:k){
clavtemp1[i,] <- claves[i,]
}
claves <- clavtemp1
tclaves <- t(claves)
# b. Se indentifica cada una de las opciones elegidas en la base "datos":
opelegidas <- array(matrix(NA,n,k), dim=c(n,k,opciones))
for (i in 1:n){
for (j in 1:k){
for (l in 1:opciones){
if(datos[i,j] == l) opelegidas[i,j,l] <- 1
else opelegidas[i,j,l] <- 0
}
}
}
# d. calificamos la base "datos"
mcalif <- matrix(NA,n,k)
for (i in 1:n){
for (j in 1:k){
if(datos[i,j] == tclaves[,j]) mcalif[i,j] <- 1
else mcalif[i,j] <- 0
}
}
puntaje <- matrix(NA,n,1)
for (i in 1:n){
puntaje[i,] <- sum(mcalif[i,])
}
#
#
# //////////////////////////////////
# SEGUNDO PASO: Se busca construir la matriz Mrj, la cual contiene el número de
# respuestas comunes incorrectas entre pares de sujetos. Para ello
# se calcula en primer lugar una traspuesta de "datos", segundo,
# matriz de respuestas incorrectas comunes entre pares de sujetos
# (Mrj), tercero, vector de respuestas incorrectas de cada sujeto,
# cuarto, matriz de grupos de sujetos que tienen el mismo número
# de respuestas incorrectas comunes (Nwc).
# //////////////////////////////////
# a. transponemos la base "datos"
tdatos <- t(datos)
# b. generamos una matriz que contenga las respuestas INCORRECTAS comunes
# entre pares de examinados (Mrj)
incor <-function(fue, cla, dat)
{
incorri <- matrix(NA,n,1)
for (i in 1:n){
incorri[i,] <- sum(dat[,fue] == dat[,i] & dat[,fue] != cla)
}
incorri
}
fuente <- seq(1,n)

```

```

Mrj <- matrix(NA,n,n)
for (i in 1:n){
Mrj[i,] <- incor(fuente[i],claves, tdatos)
}
# c. vector de respuestas incorrectas de cada uno de los sujetos
puntajein <- matrix(NA,n,1)
for (i in 1:n){
puntajein[i,] <- k-puntaje[i,]
}
# ///////////////////////////////////
# TERCER PASO: Procedimiento de Ramsay para calcular las probabilidades
# ///////////////////////////////////
# a. calculamos el valor del ancho de banda "h"
hkernel <- (1.1*(n^(-1/5)))
# b. proporción de respuestas correctas
temppro <- rank(puntaje)/(n + 1)
cuantilnor <- as.matrix(temppro)
# c. theta para cada uno de los sujetos
theta <- qnorm(cuantilnor, 0, 1)
# d. procedimiento para calcular los pesos W
ancho <- (maxtheta-mintheta)/numpuntos
puntos <- seq(mintheta, maxtheta, ancho)
colpuntos <- length(puntos)
w1 <- matrix(NA,n,colpuntos)
sumw1 <- matrix(NA,1,colpuntos)
wfin <- matrix(NA,n,colpuntos)
for (i in 1:n){
for (j in 1:colpuntos){
w1[i,j] <- exp(-(((theta[i,] - puntos[j])/hkernel)^2)/2)
}
}
for (i in 1:n){
for (j in 1:colpuntos){
sumw1[j] <- sum(w1[i,j])
}
}
for (i in 1:n){
for (j in 1:colpuntos){
wfin[i,j] <- w1[i,j]/sumw1[j]
}
}
# e. procedimiento para calcular las probabilidades a cada una de las opciones
# de respuesta
prob1 <- array(matrix(NA,1,colpuntos),dim=c(1,colpuntos,k,opciones))
for (i in 1:colpuntos){
for (j in 1:k){
for (l in 1:opciones){
prob1[i,j,l] <- sum(wfin[,i]*opelegidas[,j,l])
}
}
}
# f. calculamos el valor estimado de respuestas correctas para cada sujeto
#theta - puntos
temp6 <- matrix(NA,n,colpuntos)
for (i in 1:n){
for (j in 1:colpuntos){
temp6[i,j] <- abs(theta[i,] - puntos[j])
}
}
# el valor del punto para cada sujeto
temp7 <- matrix(NA,n,colpuntos)
for (i in 1:n){
for (j in 1:colpuntos){
if(temp6[i,j] == min(temp6[i,])) temp7[i,j] <- 1
else temp7[i,j] <- 0
}
}
temp8 <- matrix(NA,n,colpuntos)
for (i in 1:n){
temp8[i,] <- temp7[i,] * t(puntos)
}
temp9 <- matrix(NA,n,1)
for (i in 1:n){
temp9[i,] <- sum(temp8[i,])
}
temp11 <- t(temp9)
# g. lo siguiente es para probabilidad de respuesta para todas las opciones para cada sujeto
temp10 <- array(matrix(1,1,colpuntos),dim=c(1,colpuntos,n))
temp10 <- temp10 * puntos
temp101 <-array(matrix(NA,1,colpuntos),dim=c(1,colpuntos,n))
for (i in 1:colpuntos){
for (j in 1:n){
if(temp11[i,j] == temp10[i,j]) temp101[i,j] <- 1
else temp101[i,j] <- 0
}
}
temp13 <- array(matrix(NA,n,k),dim=c(n,k,opciones))
for (i in 1:n){
for (j in 1:k){
for (l in 1:opciones){
temp13[i,j,l] <- sum(temp101[,i] * prob1[,j,l])
}
}
}
# j. construimos una matriz que contenga todas las probabilidades para cada sujeto en cada opción

```

```

# de cada item
prob.temp1 <- temp13
# //////////////////////////////////
# CUARTO PASO: Calculamos la matriz de deltas de las respuestas CORRECTAS comunes,
# para ello en primer lugar se calcula la matriz de deltas de las
# respuestas correctas, segundo lugar, sumar la matriz de deltas a la
# matriz Mrj,y por último, Obtener la matriz Mrj*.
# //////////////////////////////////
#
# a. el siguiente procedimiento es para conseguir las deltas de las respuestas CORRECTAS
prob.rj3 <- array(matrix(NA,n,n), dim=c(n,n,k))
for (i in 1:n){
  for (j in 1:k){
    prob.rj3[i,j] <- sum(mcalif[i,j] * opelegidas[i,j,]) * prob.temp1[i,j,])
  }
}
probitodos <- prob.rj3
gdel <- 1/opciones
deltasictodos <- array(matrix(NA,n,n), dim=c(n,n,k))
for (l in 1:k){
  deltasictodos[l] <- (((1 + gdel)/(1 - gdel))^-((1 + gdel)/gdel) * probictodos[l,]) * exp(-((1 + gdel)/gdel) * probictodos[l,])
}
sumdeltas <- matrix(NA,n,n)
for (i in 1:n){
  for (j in 1:n){
    sumdeltas[i,j] <- sum(deltasictodos[i,j,]) - sum(deltasictodos[i,j,] == 1)
  }
}
# b. El siguiente procedimiento es sumar las deltas obtenidas a la matriz Mrj
sprov <- Mrj + sumdeltas
# c. Se obtiene los elementos enteros de la matriz sprov, aprox. al valor más cercano (Mrj*)
Mrj.bis1 <- matrix(as.integer(sprov),n,n)
aprox1 <- Mrj.bis1 + 1
aprox2 <- matrix(NA,n,n)
for (i in 1:n){
  for (j in 1:n){
    if((aprox1[i,j] - sprov[i,j]) >= 0.50) aprox2[i,j] <- Mrj.bis1[i,j]
    else aprox2[i,j] <- aprox1[i,j]
  }
}
Mrj.bis <- aprox2
# //////////////////////////////////
# QUINTO PASO: Se calcula el valor de S2. Primero, se estima la media en cada par
# de sujetos por medio del GLM - distribución de Poisson. Segundo,
# se calcula el valor de S2.
# //////////////////////////////////
# a. calculamos las medias para luego calcular el valor de S2
x <- matrix(NA,n,1)
y <- matrix(NA,n,1)
media <- matrix(NA,n,n)
for (i in 1:n){
  x <- puntajein
  y <- Mrj.bis[i]
  ff <- glm(y ~ x, family = poisson(link = "log"))
  B0 <- ff[[1]][1]
  B1 <- ff[[1]][2]
  media[i,i] <- exp(B0 + B1*x)
}
# b. calculamos el valor de S2
S2 <- 1 - dpois(Mrj.bis, media)
diag(S2) <- 0
S2
}
S2ke <- cmpfun(S2ke)

```

9.1.5. Estadístico propuesto S_{2n}

```

# Procedimiento para la estimación del índice de copia S2 de Sotaridona & Meijer (2002)
# para calcular la probabilidad de copia entre pares de sujetos en pruebas
# de selección múltiple, con ayuda delo Modelo de Respuesta Nominal
#
# Programado por: Xavier G. Ordóñez - Universidad Complutense de Madrid
#
# Fecha: 25 de Junio de 2006
#
#####
# Variables a definir:
# 1. noption = Número de opciones o categorías de respuesta para los items.
# 2. sig = Nivel de significancia para el índice S2
# 3. basedatos = Nombre de la base de datos. En filas se encuentran los sujetos
# y en las columnas los items.
# 4. baseclaves = archivo con las claves de respuestas. Ordenado en vector columna.
# #####
#
S2no <-function(op,dat,clav,para,the)
{
#
# ///////////////
# PRIMER PASO: Definición del número de opciones de respuesta, de la base de datos,
# de la base de claves de respuesta y calificación de la base de datos.
# ///////////////
#
# a. número de opciones de respuesta
opciones <- op
# b. importamos la base de datos con las respuestas de los n sujetos
datos <- dat
k <- ncol(datos)
n <- nrow(datos)
# c. importamos el vector con la claves de respuesta
claves <- clav
clavtemp1 <- matrix(NA,k,1)
for(i in 1:k){
clavtemp1[i,] <- claves[i,]
}
claves <- clavtemp1
tclaves <- t(claves)
# importamos la matriz de parámetros del modelo nominal:
parac <- para[,1:opciones]
r <- opciones * 2
paraa <- para[(opciones + 1):r]
# b. Se indentifica cada una de las opciones elegidas en la base "datos":
opelegidas <- array(matrix(NA,n,k), dim=c(n,k,opciones))
for (i in 1:n){
for (j in 1:k){
for (l in 1:opciones){
if(datos[i,j] == l) opelegidas[i,j,l] <- 1
else opelegidas[i,j,l] <- 0
}
}
}
# d. calificamos la base "datos"
mcalif <- matrix(NA,n,k)
for (i in 1:n){
for (j in 1:k){
if(datos[i,j] == tclaves[j]) mcalif[i,j] <- 1
else mcalif[i,j] <- 0
}
}
puntaje <- matrix(NA,n,1)
for (i in 1:n){
puntaje[i,] <- sum(mcalif[i,])
}
# d. Abrimos el archivo que contiene el nivel de theta para cada sujeto:
theta <- as.matrix(the)
# ///////////////
# SEGUNDO PASO: Se busca construir la matriz Mrj, la cual contiene el número de
# respuestas comunes incorrectas entre pares de sujetos. Para ello
# se calcula en primer lugar una traspuesta de "datos", segundo,
# matriz de respuestas incorrectas comunes entre pares de sujetos
# (Mrj), tercero, vector de respuestas incorrectas de cada sujeto,
# cuarto, matriz de grupos de sujetos que tienen el mismo número
# de respuestas incorrectas comunes (Nwc).
# ///////////////
# a. transponemos la base "datos"
tdatos <- t(datos)
# b. generamos una matriz que contenga las respuestas INCORRECTAS comunes
# entre pares de examinados (Mrj)
incor <-function(fue, cla, dat)
{
incorr1 <- matrix(NA,n,1)
for (i in 1:n){
incorr1[i,] <- sum(dat[,fue] == dat[,i] & dat[,fue] != cla)
}
incorr1
}
fuente <- seq(1,n)
Mrj <- matrix(NA,n,n)
for (i in 1:n){
Mrj[i,] <- incor(fuente[i],claves, tdatos)
}
}

```

```

}
# c. vector de respuestas incorrectas de cada uno de los sujetos
puntajein <- matrix(NA,n,1)
for (i in 1:n){
  puntajein[i,] <- k-puntaje[i,]
}
# //////////////////////////////////
# TERCER PASO: Calculamos la matriz de deltas de las respuestas CORRECTAS comunes,
# para ello en primer lugar se calcula la matriz de deltas de las
# respuestas correctas, segundo lugar, sumar la matriz de deltas a la
# matriz Mrj,y por último, Obtener la matriz Mrj*.
# //////////////////////////////////
#
# a. calculamos las probabilidades según el modelo Nominal de Bock (1972)
prob1 <- array(matrix(NA,n,k), dim=c(n,k,opciones))
for(i in 1:n){
  for(j in 1:k){
    prob1[i,j,] <- exp(parac[j,]+(paraa[j,]*theta[i]))/sum(exp(parac[j,]+(paraa[j,]*theta[i])))
  }
}
# a. el siguiente procedimiento es para conseguir las deltas de las respuestas CORRECTAS
prob.rj3 <- array(matrix(NA,n,n), dim=c(n,n,k))
for (i in 1:n){
  for (j in 1:k){
    prob.rj3[i,j,] <- sum((mcalif[i,j] * opelegidas[i,j,]) * prob1[i,j,])
  }
}
probiectodos <- prob.rj3
gdel <- 1/opciones
deltasictodos <- array(matrix(NA,n,n), dim=c(n,n,k))
for (l in 1:k){
  deltasictodos[,l] <- (((1 + gdel)/(1 - gdel))^(-(1 + gdel)/gdel) * probiectodos[,l])) * exp(-(1 + gdel)/gdel) * probiectodos[,l])
}
sumdeltas <- matrix(NA,n,n)
for (i in 1:n){
  for (j in 1:n){
    sumdeltas[i,j] <- sum(deltasictodos[i,j,]) - sum(deltasictodos[i,j,] == 1)
  }
}
# b. El siguiente procedimiento es sumar las deltas obtenidas a la matriz Mrj
sprov <- Mrj + sumdeltas
# c. Se obtiene los elementos enteros de la matriz sprov, aprox. al valor más cercano (Mrj*)
Mrj.bis1 <- matrix(as.integer(sprov),n,n)
aprox1 <- Mrj.bis1 + 1
aprox2 <- matrix(NA,n,n)
for (i in 1:n){
  for (j in 1:n){
    if((aprox1[i,j] - sprov[i,j]) >= 0.50) aprox2[i,j] <- Mrj.bis1[i,j]
    else aprox2[i,j] <- aprox1[i,j]
  }
}
Mrj.bis <- aprox2
# //////////////////////////////////
# CUARTO PASO: Se calcula el valor de S2. Primero, se estima la media en cada par
# de sujetos por medio del GLM - distribución de Poisson. Segundo,
# se calcula el valor de S2.
# //////////////////////////////////
# a. calculamos las medias para luego calcular el valor de S2
x <- matrix(NA,n,1)
y <- matrix(NA,n,1)
media <- matrix(NA,n,n)
for (i in 1:n){
  x <- puntajein
  y <- Mrj.bis[i,]
  ff <- glm(y ~ x, family = poisson(link = "log"))
  B0 <- ff[[1]][1]
  B1 <- ff[[1]][2]
  media[,i] <- exp(B0 + B1*x)
}
# b. calculamos el valor de S2
S2 <- 1 - dpois(Mrj.bis, media)
diag(S2) <- 0
S2
}
S2no <- cmpfun(S2no)

```

9.1.6. Estadístico propuesto K_{sc}

```

#
# Procedimiento para la estimación del índice de copia Ksc de Ordoñez (2009) para calcular
# la probabilidad de copia entre pares de sujetos en pruebas de selección múltiple.
#
# Programado por: Xavier G. Ordoñez - Universidad Complutense de Madrid
# http://www.xavor.tel
#
# Fecha: 18 de mayo de 2009
#
#####
# Variables a definir:
# 1. opciones = Número de opciones o categorías de respuesta para los items.
# 2. datos = Nombre de la base de datos. En filas se encuentran los sujetos
# y en las columnas los items.
# 3. claves = archivo con las claves de respuestas. Ordenado en vector columna.
# #####
#
ksc <-function(op,dat,clav)
{
#
# a. número de opciones de respuesta
opciones <- op
# b. importamos la base de datos con las respuestas de los n sujetos
datos <- dat
k <- ncol(datos)
n <- nrow(datos)
tdatos <- t(datos)
# c. importamos el vector con las claves de respuesta
claves <- clav
clavtemp1 <- matrix(NA,k,1)
for(i in 1:k){
clavtemp1[i,] <- claves[i,]
}
claves <- clavtemp1
tclaves <- t(claves)
rm(clavtemp1)
# d. Ca = Respuestas incorrectas (00)
temp1 <- array(matrix(NA,n,n), dim=c(n,n,k))
for (j in 1:k){
dat <- as.matrix(datos[,j])
clav <- claves[j,]
for (i in 1:n){
for (g in 1:n){
if(dat[i,] != dat[g,] & dat[i,] != clav & dat[g,] != clav) temp1[i,g,j] <- 1
else temp1[i,g,j] <- 0
}
}
}
Cat <- matrix(NA,n,n)
for (i in 1:n){
for (g in 1:n){
Cat[i,g] <- sum(temp1[i,g,])
}
}
# d. Ca = Respuestas incorrectas comunes (00)
temp1 <- array(matrix(NA,n,n), dim=c(n,n,k))
for (j in 1:k){
dat <- as.matrix(datos[,j])
clav <- claves[j,]
for (i in 1:n){
for (g in 1:n){
if(dat[i,] == dat[g,] & dat[i,] != clav & dat[g,] != clav) temp1[i,g,j] <- 1
else temp1[i,g,j] <- 0
}
}
}
Ca <- matrix(NA,n,n)
for (i in 1:n){
for (g in 1:n){
Ca[i,g] <- sum(temp1[i,g,])
}
}
# e. Cd = Respuestas correctas comunes (11)
temp1 <- array(matrix(NA,n,n), dim=c(n,n,k))
for (j in 1:k){
dat <- as.matrix(datos[,j])
clav <- claves[j,]
for (i in 1:n){
for (g in 1:n){
if(dat[i,] == dat[g,] & dat[i,] == clav & dat[g,] == clav) temp1[i,g,j] <- 1
else temp1[i,g,j] <- 0
}
}
}
Cd <- matrix(NA,n,n)
for (i in 1:n){
for (g in 1:n){
Cd[i,g] <- sum(temp1[i,g,])
}
}
# f. Cb = Respuestas incorrectas y correctas comunes (01)
temp1 <- array(matrix(NA,n,n), dim=c(n,n,k))

```

```

for (j in 1:k){
dat <- as.matrix(datos[,j])
clav <- claves[j,]
for (i in 1:n){
for (g in 1:n){
if(dat[i,] != dat[g,] & dat[i,] != clav & dat[g,] == clav) temp1[i,g,j] <- 1
else temp1[i,g,j] <- 0
}
}
}
Cb <- matrix(NA,n,n)
for (i in 1:n){
for (g in 1:n){
Cb[i,g] <- sum(temp1[i,g,])
}
}
# g. Cg = Respuestas correctas e incorrectas comunes (10)
temp1 <- array(matrix(NA,n,n), dim=c(n,n,k))
for (j in 1:k){
dat <- as.matrix(datos[,j])
clav <- claves[j,]
for (i in 1:n){
for (g in 1:n){
if(dat[i,] != dat[g,] & dat[i,] == clav & dat[g,] != clav) temp1[i,g,j] <- 1
else temp1[i,g,j] <- 0
}
}
}
Cg <- matrix(NA,n,n)
for (i in 1:n){
for (g in 1:n){
Cg[i,g] <- sum(temp1[i,g,])
}
}
# h. Calculamos el valor de Cobs
Cobs <- matrix(NA,n,n)
for (i in 1:n){
for (g in 1:n){
if (Cd [i,g] == 0) Cobs[i,g] <- 0 else Cobs[i,g] <- (Cd[i,g]/(Cb[i,g]+Cd[i,g])) + (Cd[i,g]/(Cg[i,g]+Cd[i,g]))
}
}
# j. Calculamos el valor de Iobs
Iobs <- matrix(NA,n,n)
for (i in 1:n){
for (g in 1:n){
if (Ca [i,g] == 0) Iobs[i,g] <- 0 else Iobs[i,g] <- ((Ca[i,g]/(Ca[i,g]+Cg[i,g])) + (Ca[i,g]/(Ca[i,g]+Cb[i,g])))
}
}
# Estadístico Ksc
Ksc <- matrix(NA,n,n)
for (i in 1:n){
for (g in 1:n){
if (Ca[i,g] == 0 & Cd[i,g] == 0) Ksc[i,g] <- 0
else Ksc[i,g] <- (((1 - (Cat[i,g]/k)) * Iobs[i,g]) + Cobs[i,g])/4
}
}
diag(Ksc) <- 0
Ksc
}
ksc <- cmpfun(ksc)

```

9.1.7. Estadístico implementado H_{ij}^T

```

Hs <-function(op,dat,clav)
{
  opciones <- op
  datos <- dat
  k <- ncol(datos)
  n <- nrow(datos)
  tdatos <- t(datos)
  claves <- clav
  tclaves <- t(claves)
  mcalif <- matrix(NA,n,k)
  for (i in 1:n){
    for (j in 1:k){
      if(datos[i,j] == tclaves[j]) mcalif[i,j] <- 1
      else mcalif[i,j] <- 0
    }
  }
  procor <- matrix(NA,n,1)
  for (i in 1:n){
    if(sum(mcalif[i,]) == 0) procor[i,] <- 0
    else procor[i,] <- sum(mcalif[i,])/k
  }
  covij <- matrix(NA,n,n)
  for (i in 1:n){
    for (j in 1:n){
      if (sum(mcalif[i,]*mcalif[j,]) == 0) covij[i,j] <- 0
      else covij[i,j] <- k^-1 * sum(mcalif[i,]*mcalif[j,])
    }
  }
  temp1 <- matrix(NA,n,n)
  for (i in 1:n){
    for (j in 1:n){
      if ( i == j) temp1[i,j] <- 0
      else temp1[i,j] <- covij[i,j] - (procor[i] * procor[j])
    }
  }
  temp2 <- matrix(NA,n,1)
  for (i in 1:n){
    temp2[i,] <- sum(temp1[i,])
  }
  temp3 <- matrix(NA,n,n)
  for (i in 1:n){
    for (j in 1:n){
      if ( i == j) temp3[i,j] <- 0
      else temp3[i,j] <- min((procor[i] * (1 - procor[j])),(procor[j] * (1 - procor[i])))
    }
  }
  temp4 <- matrix(NA,n,1)
  for (i in 1:n){
    temp4[i,] <- sum(temp3[i,])
  }
  Htij <- matrix(NA,n,n)
  for (i in 1:n){
    for (j in 1:n){
      if (temp1[i,j] == 0 | temp3[i,j] == 0) Htij[i,j] <- 0
      else Htij[i,j] <- temp1[i,j] / temp3[i,j]
    }
  }
  diag(Htij) <- 0
  Hs <- Htij
  Hs
}
Hs <- cmpfun(Hs)

```

9.2. Rutinas para la simulación del capítulo 5

9.2.1. Ejemplo de rutina completa: E1c.2.3.1.1.6.100.R

```

# Eliminación de objetos en R
rm(list=ls())
# nit donde 1=40.dat y 2=80.dat
nit <- 2
# nmue donde 1=100, 2=300 y 3=500
nmue <- 3
# prosu donde 1=2 , 2=5 y 3=8
prosu <- 1
# proit donde 1=10, 2=20, 3=30 y 4=40
proit <- 1
# ncom donde 1=irt.nominal40.100, 2=irt.nominal40.300, 3=irt.nominal40.500,
# 4=irt.nominal80.100, 5=irt.nominal80.300 y 6=irt.nominal80.500
ncom <- 6
# nrep corresponde al número de replicas que se desean de las condiciones
nrep <- 100
# Activación de librerías o programas de R para obtener y analizar los datos
library(mvtnorm)
source("C:/Archivos de programa/R/R-2.9.0/library/compiler/R/cmp.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/simulación/simular.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/simulación/copiador.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/simulación/irt.nominal40.100.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/simulación/irt.nominal40.300.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/simulación/irt.nominal40.500.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/simulación/irt.nominal80.100.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/simulación/irt.nominal80.300.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/simulación/irt.nominal80.500.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/simulación/Thetas.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/simulación/W.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/simulación/WK.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/simulación/S2.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/simulación/S2N.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/simulación/S2K.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/simulación/indices.R")
ni <- as.matrix(c("40.dat","80.dat"))
nuitems <- as.matrix(c(40,80))
muestras <- as.matrix(c(100,300,500))
prosuje <- as.matrix(c(2,5,8))
proitem <- as.matrix(c(10,20,30,40))
comnomi <- as.matrix(c(
  irt.nominal40.100,
  irt.nominal40.300,
  irt.nominal40.500,
  irt.nominal80.100,
  irt.nominal80.300,
  irt.nominal80.500))
for (i in 1:nrep)
{
  para2 <- read.table(paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/simulación/parametros k=",ni[nit,], sep = "" ),
  header= FALSE, sep = "\t")
  clav <- read.table(paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/simulación/Claves k=",ni[nit,], sep = "" ),
  header= TRUE, sep = "\t")
  # Generación de la base de datos con fuentes y copiadores y la matriz de parámetros
  # desde el modelo nominal acompañada de la estimación de los theta
  te1 = data.copia.hab(muestras[nmue,],prosuje[prosu,],proitem[proit,],para2)
  te2 = comnomi[[ncom]](te1$DATOS)
  repeat{
    if(cor(para2,te2[[1]])[10,10] < 0)
    te1 = data.copia.hab(muestras[nmue,],prosuje[prosu,],proitem[proit,],para2)
    te2 = comnomi[[ncom]](te1$DATOS)
    if(cor(para2,te2[[1]])[10,10] > 0)
    {
      datos <- te1
      para <- te2
      break
    }
  }
  # Condiciones de simulación y análisis
  dato <- as.matrix(datos$DATOS)
  opc <- 5
  maxt <- 3
  mint <- -3
  npoints <- 200
  Thetas <- thetas(opc,dato,clav)
  # Obtención de los estadísticos de copia
  W.original <- Wor(opc,dato,clav,para$para,para$theta)
  W.kernel <- Wke(opc,maxt,mint,npoints,dato,clav)
  S2.original <- S2or(opc,dato,clav)
  S2.kernel <- S2ke(opc,dato,clav,maxt,mint,npoints)
  S2.nominal <- S2no(opc,dato,clav,para$para,para$theta)
  # Selección de parejas de casos significativos tanto para los estadísticos de
  # copia como para las distancias
  Wp.or <- index(W.original)
  Wp.ke <- index(W.kernel)
  S2.or <- index(S2.original)
  S2.ke <- index(S2.kernel)
  S2.no <- index(S2.nominal)
  # Matriz que contiene todos los estadísticos estimados

```

```

indice.total <- cbind(
  Wp.or,
  Wp.ke[,3],
  S2.or[,3],
  S2.ke[,3],
  S2.no[,3]
)
colnames(indice.total) <-
c("FUENTE",
  "COPIADOR",
  "W.Original",
  "W.Kernel",
  "S2.Original",
  "S2.Kernel",
  "S2.Nominal"
)
# Se guardan las bases de datos y los resultados de los índices
save(datos, file = paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/simulación/Resultados/bases/datos.",
  nitems[nit,],".",muestras[nmue,],".",prosuje[prosu,],".",proitem[proit,],".",i, ".Rdata"
, sep = ""))
save(para, file = paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/simulación/Resultados/parametros/para.",
  nitems[nit,],".",muestras[nmue,],".",prosuje[prosu,],".",proitem[proit,],".",i, ".Rdata"
, sep = ""))
save(Thetas, file = paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/simulación/Resultados/thetas/thetas.",
  nitems[nit,],".",muestras[nmue,],".",prosuje[prosu,],".",proitem[proit,],".",i, ".Rdata"
, sep = ""))
save(indice.total, file = paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/simulación/Resultados/indices parejas/indices.parejas.",
  nitems[nit,],".",muestras[nmue,],".",prosuje[prosu,],".",proitem[proit,],".",i, ".Rdata"
, sep = ""))
}

```

9.2.2. simular.R

```

# =====
# Programa para la generación de respuestas aleatorias a ítems de selección
# múltiple según el Modelo de Respuesta Nominal (Book, 1972).
#
# Se debe indicar el número de sujetos a simular y la matriz de parámetros para
# generar las respuestas.
#
# Por Xavier G. Ordoñez Universidad Complutense de Madrid
#
# Fecha: 25 de Julio de 2006.
# =====
#
simular <- function(n,kpar)
{
  para1 <- kpar
  opciones <- ncol(para1)/2
  k <- nrow(para1)
  r <- opciones * 2
  para2 <- as.matrix(para1)
  para <- para2
  parac <- para[,1:opciones]
  paraa <- para[(opciones + 1):r]
  theta <- rnorm(n,0,1)
  prob1 <- array(matrix(NA,n,k), dim=c(n,k,opciones))
  for(i in 1:n){
    for(j in 1:k){
      prob1[i,j,] <- exp(parac[j,]+(paraa[j,]*theta[i]))/
        sum(exp(parac[j,]+(paraa[j,]*theta[i])))
    }
  }
  probacu <- array(matrix(NA,n,k), dim=c(n,k,opciones))
  for(i in 1:n){
    for(j in 1:k){
      for(l in 1:opciones){
        probacu[i,j,l] <- sum(prob1[i,j,1:l])
      }
    }
  }
  uniforme <- matrix(runif(n*k,0,1),n,k)
  pun1 <- matrix(NA,n,k)
  for (i in 1:n){
    for (j in 1:k){
      for (l in opciones:1){
        if(probacu[i,j,l] >= uniforme[i,j]) pun1[i,j] <- l
      }
    }
  }
  pun2 <- cbind(theta,pun1)
  y <- k+1
  datos <- matrix(NA,n,y)
  for (i in 1:n){
    for (j in 1:y){
      datos[i,j] <- pun2[i,j]
    }
  }
  datos
}

```

```
simular <- cmpfun(simular)
```

9.2.3. copiador.R

```
# =====
# Generar respuestas copiadas. Teniendo como fuente sujetos con mayor habilidad
# y como copia los sujetos con menor habilidad
# =====
data.copia.hab <- function(ndat,pdat,idat,park)
{
# Número de sujetos generar:
tn <- ndat
# Proporción de PERSONAS que serán FUENTE a seleccionar:
pc <- pdat
# Proporción de ITEMS que serán seleccionados como COPIADOS:
pit <- idat
datos <- simular(tn,park)
n <- nrow(datos)
k <- ncol(datos)- 1
theta.original <- datos[,1]
por <- (pc * tn) / 100
if (as.integer(por) != por) por <- as.integer(por) + 1
por.it <- (pit * k) / 100
idem <- matrix(seq(1:n),n,1)
datos1 <- cbind(idem,datos[,1:(k+1)]) [order(datos[,1]),]
if (por == 1)
{
copia <- t(as.matrix(datos1[1:por,]))
copia <- cbind(t(copia[,1]),t(copia[,3:(k+2)]))
}
if (por != 1)
{
copia <- datos1[1:por,]
copia <- cbind(copia[,1],copia[,3:(k+2)])
}
datos2 <- datos1[(por+1):n,]
datos2 <- cbind(datos2[,1],datos2[,3:(k+2)])
datos1 <- cbind(idem,datos[,1:(k+1)]) [order(-datos[,1]),]
if (por == 1)
{
fuente <- t(as.matrix(datos1[1:por,]))
fuente <- cbind(t(fuente[,1]),t(fuente[,3:(k+2)]))
}
if (por != 1)
{
fuente <- datos1[1:por,]
fuente <- cbind(fuente[,1],fuente[,3:(k+2)])
}
uniforme1 <- matrix(runif(por,0,1),por,1)
tecop1 <- cbind(uniforme1,copia) [order(uniforme1),]
if (por == 1)
{
tecop1 <- t(as.matrix(tecop1))
}
uniforme1 <- matrix(runif(por,0,1),por,1)
tefue1 <- cbind(uniforme1,fuente) [order(uniforme1),]
if (por == 1)
{
tefue1 <- t(as.matrix(tefue1))
}
copia <- tecop1[,2:(k+2)]
fuente <- tefue1[,2:(k+2)]
if (por == 1)
{
copia <- t(as.matrix(copia))
fuente <- t(as.matrix(fuente))
}
seleccion <- cbind(fuente[,1],copia[,1])
n <- nrow(seleccion)
uniforme1 <- matrix(runif(k*n,0,1),k,n)
idem <- matrix(seq(1:k),k,1)
datos3 <- cbind(idem, uniforme1)
temp1 <- array(matrix(NA,k,(por+1)), dim=c(k,(por+1),(por+1)))
for (i in 1:(por+1)){
temp1[,,i] <- datos3[order(datos3[,i]),,]
}
temp2 <- matrix(NA,k,(por+1))
for (i in 1:(por+1)){
temp2[,i] <- temp1[,1,i]
}
temp3 <- temp2[1:por.it,2:(por+1)]
if (por == 1)
{
temp3 <- as.matrix(temp3)
}
temp4 <- fuente[,2:(k+1)]
if (por == 1)
{
temp4 <- t(as.matrix(temp4))
}
temp5 <- array(t(matrix(seq(1:k),k,por.it)), dim=c(por.it,k,por))
```

```

temp6 <- array(t(matrix(NA,k,por.it)), dim=c(por.it,k,por))
for (i in 1:por.it){
  for (j in 1:k){
    for (l in 1:por){
      if(temp3[i,l] == temp5[i,j,l]) temp6[i,j,l] <- 1
      else temp6[i,j,l] <- 0
    }
  }
}
temp7 <- array(t(matrix(NA,k,1)), dim=c(1,k,por))
for (i in 1:k){
  for (j in 1:por){
    temp7[i,j] <- sum(temp6[i,j])
  }
}
temp8 <- matrix(NA,por,k)
for (i in 1:k){
  temp8[i] <- temp7[,i]
}
temp9 <- temp8 * temp4
temp10 <- copia[,2:(k+1)]
if (por == 1)
{
  temp10 <- t(as.matrix(temp10))
}
temp11 <- matrix(NA,por,k)
for (i in 1:por){
  for (j in 1:k){
    if(temp9[i,j] != 0) temp11[i,j] <- temp9[i,j]
    else temp11[i,j] <- temp10[i,j]
  }
}
temp12 <- cbind(copia[,1],temp11)
datos <- rbind(datos2,temp12)
datos <- datos[order(datos[,1]),]
datos <- datos[,2:(k+1)]
FyC <- cbind(seleccion,t(temp3))
colnames(FyC) <- c("Fuente","Copia",1:por.it)
FyC <- FyC [order(FyC[,1]),]
if (por == 1)
{
  FyC <- t(as.matrix(FyC))
}
datos <- list(DATOS=datos,FYC=FyC,THETA.ORIGINAL=theta.original)
datos
}
data.copia.hab <- cmpfun(data.copia.hab)

```

9.2.4. Thetas.R

```

thetas <- function(op,dat,clav)
{
  # a. número de opciones de respuesta
  opciones <- op
  # b. importamos la base de datos con las respuestas de los n sujetos
  datos <- dat
  k <- ncol(datos)
  n <- nrow(datos)
  # c. importamos el vector con la claves de respuesta
  claves <- clav
  clavtemp1 <- matrix(NA,k,1)
  for(i in 1:k){
    clavtemp1[i,] <- claves[i,]
  }
  claves <- clavtemp1
  tclaves <- t(claves)
  rm(clavtemp1)
  # d. calificamos la base "datos"
  mcalif <- matrix(NA,n,k)
  for (i in 1:n){
    for (j in 1:k){
      if(datos[i,j] == tclaves[,j]) mcalif[i,j] <- 1
      else mcalif[i,j] <- 0
    }
  }
  tmcalif <- t(mcalif)
  puntaje <- matrix(NA,n,1)
  for (i in 1:n){
    puntaje[i,] <- sum(mcalif[i,])
  }
  # b. proporción de respuestas correctas
  temppro <- rank(puntaje)/(n + 1)
  cuantilnor <- as.matrix(temppro)
  # c. theta para cada uno de los sujetos
  thetaK <- qnorm(cuantilnor, 0, 1)
  ThetaS <- list(PUNTAJE=puntaje,THETAK=thetaK)
  ThetaS
}
thetas <- cmpfun(thetas)

```

9.2.5. indices.R

```
# función para seleccionar los pares de sujetos que sean significativos
#
#
index <- function(index.cop)
{
  suj <- nrow(index.cop)
  nbis <- suj * suj
  Index <- c(index.cop)
  fuente <- rep(1:suj, each=suj)
  copia <- rep(seq(1:suj),suj)
  Index.f <- cbind(fuente,copia,Index)
  Index.f1 <- data.frame(Index.f)
  Index.f1
}
index <- cmpfun(index)
```

9.2.6. Ejemplo de lectura de parámetros de MRN en R: irt.nominal80.100.R

```
irt.nominal80.100 <- function(dat)
{
  write.table(dat,file="C:/Archivos de programa/Multilog/datos.dat",sep = "",col.names = FALSE,row.names = FALSE)
  setwd("C:/Archivos de programa/Multilog/")
  system("delete80.100.bat",intern = TRUE,minimized = TRUE, invisible = TRUE,show.output.on.console = FALSE)
  system("MLG para80.100",intern = TRUE,minimized = TRUE, invisible = TRUE,show.output.on.console = FALSE)
  system("MLG theta80.100",intern = TRUE,minimized = TRUE, invisible = TRUE,show.output.on.console = FALSE)
  setwd("C:/Archivos de programa/R/R-2.9.0")
  tempt <- read.table("C:/Archivos de programa/Multilog/theta80.100.SCO", header= FALSE, sep = "")
  theta <- tempt[,1]
  tempt <- read.table("C:/Archivos de programa/Multilog/para80.100.PAR", fill=TRUE,header= FALSE, sep = "")
  tempt <- subset(tempt, V5 != "NA",select = V1:V5)
  tempt1 <- subset(tempt, V4 != 0.00000 ,select = V1:V5)
  tempt2 <- subset(tempt, V4 == 0.00000 ,select = V1:V5)
  tempt3 <- cbind(tempt1,tempt2)
  n <- nrow(tempt3)
  k <- ncol(tempt3)
  tempt4 <- tempt3[,1:(k-2)]
  tempta <- as.matrix(tempt4[,1:4])
  temptc <- as.matrix(tempt4[,5:8])
  paraa <- matrix(NA,n,5)
  for (i in 1:n)
  {
    paraa[i,1] <- -0.20 * sum(tempta[i,])
    paraa[i,2] <- paraa[i,1] + tempta[i,1]
    paraa[i,3] <- paraa[i,1] + tempta[i,2]
    paraa[i,4] <- paraa[i,1] + tempta[i,3]
    paraa[i,5] <- paraa[i,1] + tempta[i,4]
  }
  parac <- matrix(NA,n,5)
  for (i in 1:n)
  {
    parac[i,1] <- -0.20 * sum(temptc[i,])
    parac[i,2] <- parac[i,1] + temptc[i,1]
    parac[i,3] <- parac[i,1] + temptc[i,2]
    parac[i,4] <- parac[i,1] + temptc[i,3]
    parac[i,5] <- parac[i,1] + temptc[i,4]
  }
  para <- cbind(parac,paraa)
  param <- list(para=para,theta=theta)
  param
}
}
```


9.3. Rutinas para el análisis de resultados del capítulo 5

9.3.1. Rutina para obtener información de 11 índices de calidad del estudio

I.R

```

rm(list=ls(all=TRUE))
# Se abre las funciones para la potencia
# -----
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/Resultados/Identificación del grupo - copiadador.no copiadador-.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/Resultados/funciones - Sacar TIE y POWER.R")
library(ROCR)
# -----
p1 <- 3
p2 <- 2
p3 <- 3
p4 <- 4
p5 <- 100
tie.final.01 <- array(matrix(NA,p5,5), dim=c(p1,p2,p3,p4,p5,5))
potencia.final.01 <- array(matrix(NA,p5,5), dim=c(p1,p2,p3,p4,p5,5))
tie.final.05 <- array(matrix(NA,p5,5), dim=c(p1,p2,p3,p4,p5,5))
potencia.final.05 <- array(matrix(NA,p5,5), dim=c(p1,p2,p3,p4,p5,5))
auc.final <- array(matrix(NA,p5,5), dim=c(p1,p2,p3,p4,p5,5))
auc.parcial.final.01 <- array(matrix(NA,p5,5), dim=c(p1,p2,p3,p4,p5,5))
auc.parcial.final.05 <- array(matrix(NA,p5,5), dim=c(p1,p2,p3,p4,p5,5))
valor.indice.01 <- array(matrix(NA,p5,5), dim=c(p1,p2,p3,p4,p5,5))
valor.indice.05 <- array(matrix(NA,p5,5), dim=c(p1,p2,p3,p4,p5,5))
valor.verdaderos.01 <- array(matrix(NA,p5,5), dim=c(p1,p2,p3,p4,p5,5))
valor.verdaderos.05 <- array(matrix(NA,p5,5), dim=c(p1,p2,p3,p4,p5,5))
for(pp1 in 1:p1){
for(pp2 in 1:p2){
for(pp3 in 1:p3){
for(pp4 in 1:p4){
for(pp5 in 1:p5){
# nmue donde 1=100, 2=300 y 3=500
nmue <- pp1
# nit donde 1=40 y 2=80
nit <- pp2
# prosu donde 1=2 , 2=5 y 3=8
prosu <- pp3
# proit donde 1=10, 2=20, 3=30 y 4=40
proit <- pp4
# donde mui va de 1 a 100 replicas
mui <- pp5
nuitems <- as.matrix(c(40,80))
muestras <- as.matrix(c(100,300,500))
prosuje <- as.matrix(c(2,5,8))
proitem <- as.matrix(c(10,20,30,40))
load(paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/simulación/Resultados/bases/datos.",nuitems[nit,],".",
muestras[nmue,],".",prosuje[prosu,],".",proitem[proit,],".",mui,".Rdata"
, sep = ""))
load(paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/simulación/Resultados/indices parejas/indices.parejas.",nuitems[nit,],".",
muestras[nmue,],".",prosuje[prosu,],".",proitem[proit,],".",mui,".Rdata"
, sep = ""))
names <- names(indice.total)
indice.total <- cbind(indice.total[,1:2],(1 - indice.total[,3:7]))
dat <- datos$FYC
ind <- indice.total
indices <- pre(dat,ind)
sig <- as.matrix(c(0.01,0.05))
tie.del.grupo.01 <- matrix(NA,1,5)
for (j in 1:5)
{
tie.del.grupo.01[,j] <- tie(indices$no.copiadores,(j+2),sig[1,j])
}
tie.final.01[pp1,pp2,pp3,pp4,pp5,] <- tie.del.grupo.01
potencia.del.grupo.01 <- matrix(NA,1,5)
for (j in 1:5)
{
potencia.del.grupo.01[,j] <- Power(indices$copiadores,(j+2),sig[1,j])
}
potencia.final.01[pp1,pp2,pp3,pp4,pp5,] <- potencia.del.grupo.01
tie.del.grupo.05 <- matrix(NA,1,5)
for (j in 1:5)
{
tie.del.grupo.05[,j] <- tie(indices$no.copiadores,(j+2),sig[2,j])
}
tie.final.05[pp1,pp2,pp3,pp4,pp5,] <- tie.del.grupo.05
potencia.del.grupo.05 <- matrix(NA,1,5)
for (j in 1:5)
{
potencia.del.grupo.05[,j] <- Power(indices$copiadores,(j+2),sig[2,j])
}
potencia.final.05[pp1,pp2,pp3,pp4,pp5,] <- potencia.del.grupo.05
grupo <- rbind(indices$id.copiadores,indices$id.no.copiadores)
ind <- rbind(indices$copiadores,indices$no.copiadores)
inq <- 1 - ind[,3:7]
inw <- ind[,1:2]
ind <- cbind(inw,inq)
ind <- pre.ROC(cbind(ind,grupo))

```

```

grupo <- as.matrix(ind[,8])
ind <- ind[,1:7]
pred <- new.env()
for (index in 7:3)
{
  assign(paste("a",index,sep=""), prediction(ind[,index],grupo), env=pred)
}
pred <- as.list(pred)
perf <- new.env()
for (index in 5:1)
{
  assign(paste("a",index,sep=""), performance(pred[[index]],"tpr","fpr"), env=perf)
}
perf <- as.list(perf)
auc <- new.env()
for (index in 5:1)
{
  assign(paste("a",index,sep=""), performance(pred[[index]],"auc"), env=auc)
}
auc <- as.list(auc)
auc.par <- new.env()
for (index in 5:1)
{
  for (sigs in 2:1)
  {
    assign(paste("a",index,"s",sig[sigs,],sep=""), performance(pred[[index]],"auc",fpr.stop=sig[sigs,]), env=auc.par)
  }
}
auc.par <- as.list(auc.par)
fin.auc <- matrix(NA,1,5)
for (index in 1:5)
{
  fin.auc[,index] <-t(as.matrix(as.data.frame(attr(auc[[index]],"y.values"))))
}
auc.par.fin <- new.env()
for (index in 10:1)
{
  assign(paste("a",index,sep=""),t(as.matrix(as.data.frame(attr(auc.par[[index]],"y.values")))),
  env=auc.par.fin)
}
auc.par.fin <- as.list(auc.par.fin)
coln <- as.matrix(names)[3:7,]
colnames(fin.auc) <- coln
auc.final[pp1,pp2,pp3,pp4,pp5,] <- fin.auc
auc.par.f <- as.data.frame(auc.par.fin)
auc.par.f <- array(as.vector(as.matrix(auc.par.f)), dim=c(2,5))
rownames(auc.par.f) <- sig
colnames(auc.par.f) <- as.matrix(names)[3:7,]
auc.parcial.final.01[pp1,pp2,pp3,pp4,pp5,] <- auc.par.f[1,]/sig[1,]
auc.parcial.final.05[pp1,pp2,pp3,pp4,pp5,] <- auc.par.f[2,]/sig[2,]
# Valores de los estadisticos a un determinado valor de falsos positivos (alpha), eje x,
# error tipo I (alphas).
# Probabilidad de verdaderos positivos (potencia) de los estadisticos a un determinado
# valor de alpha, falsos positivos, eje x. error de tipo I (y.alphas).
alphas <- matrix(NA,2,5)
y.alphas <- matrix(NA,2,5)
for(k in 1:2)
{
  for ( j in 1:5)
  {
    temp1 <- cbind(attr(perf[[j]],"x.values")[[1]],attr(perf[[j]],"y.values")[[1]],attr(perf[[j]],"alpha.values")[[1]])
    temp2 <- subset(temp1,temp1[,1] <= sig[k,])
    temp3 <- nrow(temp1)
    temp4 <- nrow(temp2)
    if (temp4 == 1) alphas[k,j] <- temp1[(temp4+1),3] else alphas[k,j] <- temp2[temp4,3]
    if (temp4 == 1) y.alphas[k,j] <- temp1[(temp4+1),2] else y.alphas[k,j] <- temp2[temp4,2]
  }
}
valor.indice.01[pp1,pp2,pp3,pp4,pp5,] <- 1 - alphas[1,]
valor.indice.05[pp1,pp2,pp3,pp4,pp5,] <- 1 - alphas[2,]
valor.verdaderos.01[pp1,pp2,pp3,pp4,pp5,] <- y.alphas[1,]
valor.verdaderos.05[pp1,pp2,pp3,pp4,pp5,] <- y.alphas[2,]
}
}
}
}
}
save(tie.final.01, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/Resultados/tie.final.01.Rdata")
save(potencia.final.01, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/Resultados/potencia.final.01.Rdata")
save(tie.final.05, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/Resultados/tie.final.05.Rdata")
save(potencia.final.05, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/Resultados/potencia.final.05.Rdata")
save(auc.final, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/Resultados/auc.final.Rdata")
save(auc.parcial.final.01, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/Resultados/auc.parcial.final.01.Rdata")
save(auc.parcial.final.05, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/Resultados/auc.parcial.final.05.Rdata")
save(valor.indice.01, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/Resultados/valor.indice.01.Rdata")
save(valor.indice.05, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/Resultados/valor.indice.05.Rdata")
save(valor.verdaderos.01, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/Resultados/valor.verdaderos.01.Rdata")
save(valor.verdaderos.05, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/Resultados/valor.verdaderos.05.Rdata")
save(tie.final.01,
potencia.final.01,
tie.final.05,
potencia.final.05,
auc.final,
auc.parcial.final.01,
auc.parcial.final.05,

```

```

valor.indice.01,
valor.indice.05,
valor.verdaderos.01,
valor.verdaderos.05, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/Resultados/analisis final.RData")

```

9.3.2. funciones - Sacar TIE y POWER.R

```

# Procedimiento para calcular la proporción de Error de Tipo I y
# potencia del estadístico de copia.
#
tie <- function(ind,index,sig)
{
temp1 <- subset(ind, FUENTE != COPIADOR,select= c("FUENTE","COPIADOR",names(ind[index])))
temp2 <- nrow(temp1)
temp3 <- subset(temp1, temp1[3] < sig,select= c("FUENTE","COPIADOR",names(temp1[3])))
temp4 <- nrow(temp3)
tief <- temp4/temp2
tief
}
Power <- function(ind,index,sig)
{
temp1 <- nrow(ind)
temp2 <- subset(ind, ind[index] < sig,select= c("FUENTE","COPIADOR",names(ind[index])))
temp3 <- nrow(temp2)
pow <- temp3/temp1
pow
}
# Procedimiento para preparar los datos para las curvas ROC, la base de índices no
# tiene en cuenta la parejas del mismo sujeto
pre.ROC <- function(ind)
{
temp1 <- subset(ind, FUENTE != COPIADOR,select= names(ind))
temp1
}

```

9.3.3. Identificación del grupo - copiadador.no copiadador-.R

```

# Función para poder calcular la potencia, el error de tipo I y proporción
# de copiadores
#
# =====
pre <- function(dat,ind)
{
ncop <- nrow(dat)
dat <- dat[,1:2]
if (ncop == 1) dat <- t(as.matrix(dat))
temp1 <- matrix(NA,1,ncol(ind))
temp2 <- matrix(NA,1,ncol(ind))
colnames(temp1) <- names(ind)
colnames(temp2) <- names(ind)
for(i in 1:ncop)
{
pow <- subset(ind, FUENTE == dat[i,1] & COPIADOR == dat[i,2])
temp1 <- rbind(temp1,pow)
}
temp1 <- subset(temp1, temp1[,1] != "NA")
for(i in 1:ncop)
{
ind <- subset(ind, rownames(ind) != rownames(temp1[i,]))
}
temp2 <- nrow(ind)
temp3 <- as.matrix(rep(1,ncop))
temp4 <- as.matrix(rep(0,temp2))
temp5 <- list(copiadores=temp1, no.copiadores=ind, id.copiadores=temp3,id.no.copiadores=temp4)
temp5
}

```

9.3.4. Rutina de análisis de la calidad - Mean y SD-.R

```

load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/Resultados/analisis final.RData")
nam1 <- as.matrix(c(rep("100.sujetos",24),rep("300.sujetos",24),rep("500.sujetos",24)))
nam2 <- as.matrix(rep(c(rep("40.items",12),rep("80.items",12)),3))
nam3 <- as.matrix(rep(c(rep("2%.copiadores",4),rep("5%.copiadores",4),rep("8%.copiadores",4)),6))
nam4 <- as.matrix(rep(c("10%.items.copiados","20%.items.copiados","30%.items.copiados",
"40%.items.copiados"),18))
names5 <- cbind(nam1,nam2,nam3,nam4)
nam01 <- as.matrix(c(rep(100,24),rep(300,24),rep(500,24)))
nam02 <- as.matrix(rep(c(rep(40,12),rep(80,12)),3))
nam03 <- as.matrix(rep(c(rep(2,4),rep(5,4),rep(8,4)),6))
nam04 <- as.matrix(rep(c(10,20,30,40),18))

```

```

names0 <- cbind(nam01,nam02,nam03,nam04)
names.fil <- matrix(NA,72,1)
for(i in 1:72)
{
names.fil[i,] <- paste(names[i,1],names[i,2],names[i,3],names[i,4],sep="+")
}
names.col <- c("W","Wk","S2","S2k","S2n")
names.index <- as.matrix(c("potencia.final.01","potencia.final.05",
"tie.final.01","tie.final.05","auc.final","auc.parcial.final.01","auc.parcial.final.05",
"valor.indice.01","valor.indice.05","valor.verdaderos.01","valor.verdaderos.05"))
files.index <- list(potencia.final.01,potencia.final.05,
tie.final.01,tie.final.05,auc.final,auc.parcial.final.01,auc.parcial.final.05,
valor.indice.01,valor.indice.05,valor.verdaderos.01,valor.verdaderos.05)
p1 <- 3
p2 <- 2
p3 <- 3
p4 <- 4
# MEDIAS EN LAS 72 CONDICIONES DE SIMULACION
medias <- new.env()
for (ww in 11:1)
{
media <- matrix(NA,72,5)
temp1 <- matrix(NA,4,5)
temp2 <- matrix(NA,12,5)
t1 <- 1:4
t2 <- 5:8
t3 <- 9:12
tt2 <- list(t1,t2,t3)
temp3 <- matrix(NA,24,5)
t4 <- 1:12
t5 <- 13:24
tt3 <- list(t4,t5)
t6 <- 1:24
t7 <- 25:48
t8 <- 49:72
tt4 <- list(t6,t7,t8)
for(j in 1:p1){
for(k in 1:p2){
for(l in 1:p3){
for(m in 1:p4){
for(n in 1:5){
temp1[m,n] <- mean(files.index[[ww]][j,k,l,m,n])
}
}
temp2[tt2[[l]],] <- temp1
}
temp3[tt3[[k]],] <- temp2
}
media[tt4[[j]],] <- temp3
}
media <- as.data.frame(media)
colnames(media) <- names.col
rownames(media) <- names.fil
assign(paste(names.index[ww,],sep=""),media, env=medias)
}
media.fin <- as.list(medias)
# DESVIACIONES ESTÁNDAR EN LAS 72 CONDICIONES DE SIMULACION
medias <- new.env()
for (ww in 11:1)
{
media <- matrix(NA,72,5)
temp1 <- matrix(NA,4,5)
temp2 <- matrix(NA,12,5)
t1 <- 1:4
t2 <- 5:8
t3 <- 9:12
tt2 <- list(t1,t2,t3)
temp3 <- matrix(NA,24,5)
t4 <- 1:12
t5 <- 13:24
tt3 <- list(t4,t5)
t6 <- 1:24
t7 <- 25:48
t8 <- 49:72
tt4 <- list(t6,t7,t8)
for(j in 1:p1){
for(k in 1:p2){
for(l in 1:p3){
for(m in 1:p4){
for(n in 1:5){
temp1[m,n] <- sd(files.index[[ww]][j,k,l,m,n])/sqrt(100)
}
}
temp2[tt2[[l]],] <- temp1
}
temp3[tt3[[k]],] <- temp2
}
media[tt4[[j]],] <- temp3
}
media <- as.data.frame(media)
colnames(media) <- names.col
rownames(media) <- names.fil
assign(paste(names.index[ww,],sep=""),media, env=medias)
}
desviacion.fin <- as.list(medias)

```

```

intervalo.menor <- media.fin
intervalo.mayor <- media.fin
for (i in 1:11)
{
intervalo.menor[[i]] <- media.fin[[i]]-(1.96*(desviacion.fin[[i]]))
intervalo.mayor[[i]] <- media.fin[[i]]+(1.96*(desviacion.fin[[i]]))
}
names.col <- c("muestra","items","%.copiadores","%.items.copiados",
"Media","Error Muestral","IC menor", "IC mayor")
estadisticos <- new.env()
for(i in 11:1)
{
for(j in 5:1)
{
temp1 <- signif(cbind(media.fin[[i]][,j],desviacion.fin[[i]][,j],intervalo.menor[[i]][,j],
intervalo.mayor[[i]][,j]),digits = 3)
temp2 <- cbind(names0,temp1)
colnames(temp2) <-names.col
assign(paste(names(media.fin[[i]])[j],names(media.fin)[i],sep=".."), temp2, env=estadisticos)
}
}
estadisticos <- as.list(estadisticos)
for(i in 1:55)
{
write.table(estadisticos[[i]],file= paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/Resultados/tablas/indice.",
names(estadisticos)[i],".csv",sep = ""),sep = ";",row.names = FALSE,col.names = TRUE)
}
}

```

9.3.5. BOXPLOT de las 72 condiciones.R

```

library(ggplot2)
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/Resultados/analisis final.RData")
nam01 <- as.factor(c(rep(100,2400),rep(300,2400),rep(500,2400)))
nam02 <- as.factor(rep(c(rep(40,1200),rep(80,1200)),3))
nam03 <- as.factor(rep(c(rep(2,400),rep(5,400),rep(8,400)),6))
nam04 <- as.factor(rep(c(rep(10,100),rep(20,100),rep(30,100),rep(40,100)),18))
nam05 <- as.matrix(rep(c(1:100),72))
names0 <- cbind(nam01,nam02,nam03,nam04,nam05)
names.col <- c("tamaño.muestra","items","%.copiadores","%.items.copiados","No.muestra","W","Wk","S2","S2k","S2n")
names.index <- as.matrix(c("potencia.final.01","potencia.final.05",
"tie.final.01","tie.final.05","auc.final","auc.parcial.final.01","auc.parcial.final.05",
"valor.indice.01","valor.indice.05","valor.verdaderos.01","valor.verdaderos.05"))
files.index <- list(potencia.final.01,potencia.final.05,
tie.final.01,tie.final.05,auc.final,auc.parcial.final.01,auc.parcial.final.05,
valor.indice.01,valor.indice.05,valor.verdaderos.01,valor.verdaderos.05)
p1 <- 3
p2 <- 2
p3 <- 3
p4 <- 4
datos <- new.env()
for (ww in 11:1)
{
dattos <- matrix(NA,7200,5)
temp1 <- matrix(NA,400,5)
temp2 <- matrix(NA,1200,5)
r1 <- 1:100
r2 <- 101:200
r3 <- 201:300
r4 <- 301:400
rr1 <- list(r1,r2,r3,r4)
t1 <- 1:400
t2 <- 401:800
t3 <- 801:1200
tt2 <- list(t1,t2,t3)
temp3 <- matrix(NA,2400,5)
t4 <- 1:1200
t5 <- 1201:2400
tt3 <- list(t4,t5)
t6 <- 1:2400
t7 <- 2401:4800
t8 <- 4801:7200
tt4 <- list(t6,t7,t8)
for(j in 1:p1){
for(k in 1:p2){
for(l in 1:p3){
for(m in 1:p4){
temp1[rr1[[m]],] <- files.index[[ww]][j,k,l,m,]
}
temp2[tt2[[l]],] <- temp1
}
temp3[tt3[[k]],] <- temp2
}
dattos[tt4[[j]],] <- temp3
}
dattos <- as.data.frame(cbind(names0,dattos))
colnames(dattos) <- names.col
assign(paste(names.index[ww,],sep=""),dattos, env=datos)
}
datos.fin <- as.list(datos)
for (p1 in 1:3){
for (p2 in 1:2){

```

```

for (p3 in 1:3){
muestra <- p1
ite <- p2
copiadores <- p3
boxgra <- new.env()
for(i in 1:1){
{
dat.1 <- as.data.frame(subset(datos.fin[[i]], datos.fin[[i]][,1] == muestra & datos.fin[[i]][,2] == ite &
datos.fin[[i]][,3] == copiadores & datos.fin[[i]][,4] == 1, select = c(W,Wk,S2,S2k,S2n)))
dat.2 <- as.data.frame(subset(datos.fin[[i]], datos.fin[[i]][,1] == muestra & datos.fin[[i]][,2] == ite &
datos.fin[[i]][,3] == copiadores & datos.fin[[i]][,4] == 2, select = c(W,Wk,S2,S2k,S2n)))
dat.3 <- as.data.frame(subset(datos.fin[[i]], datos.fin[[i]][,1] == muestra & datos.fin[[i]][,2] == ite &
datos.fin[[i]][,3] == copiadores & datos.fin[[i]][,4] == 3, select = c(W,Wk,S2,S2k,S2n)))
dat.4 <- as.data.frame(subset(datos.fin[[i]], datos.fin[[i]][,1] == muestra & datos.fin[[i]][,2] == ite &
datos.fin[[i]][,3] == copiadores & datos.fin[[i]][,4] == 4, select = c(W,Wk,S2,S2k,S2n)))
nam <- as.matrix(colnames(dat.1))
nam.1 <- as.matrix(rep(nam[1,],100))
nam.2 <- as.matrix(rep(nam[2,],100))
nam.3 <- as.matrix(rep(nam[3,],100))
nam.4 <- as.matrix(rep(nam[4,],100))
nam.5 <- as.matrix(rep(nam[5,],100))
nam <- rbind(nam.1,nam.2,nam.3,nam.4,nam.5)
ind.1 <- as.matrix(dat.1[,1])
ind.2 <- as.matrix(dat.1[,2])
ind.3 <- as.matrix(dat.1[,3])
ind.4 <- as.matrix(dat.1[,4])
ind.5 <- as.matrix(dat.1[,5])
ind <- rbind(ind.1,ind.2,ind.3,ind.4,ind.5)
dat.01 <- as.data.frame(as.vector(ind))
dat.01 <- cbind(dat.01,as.factor(cbind(rep(10,(nrow(dat.1)*5))))),nam)
colnames(dat.01) <- c("Valor.del.Estadistico","Items.Copiados","Estadistico")
ind.1 <- as.matrix(dat.2[,1])
ind.2 <- as.matrix(dat.2[,2])
ind.3 <- as.matrix(dat.2[,3])
ind.4 <- as.matrix(dat.2[,4])
ind.5 <- as.matrix(dat.2[,5])
ind <- rbind(ind.1,ind.2,ind.3,ind.4,ind.5)
dat.02 <- as.data.frame(as.vector(ind))
dat.02 <- cbind(dat.02,as.factor(cbind(rep(20,(nrow(dat.2)*5))))),nam)
colnames(dat.02) <- c("Valor.del.Estadistico","Items.Copiados","Estadistico")
ind.1 <- as.matrix(dat.3[,1])
ind.2 <- as.matrix(dat.3[,2])
ind.3 <- as.matrix(dat.3[,3])
ind.4 <- as.matrix(dat.3[,4])
ind.5 <- as.matrix(dat.3[,5])
ind <- rbind(ind.1,ind.2,ind.3,ind.4,ind.5)
dat.03 <- as.data.frame(as.vector(ind))
dat.03 <- cbind(dat.03,as.factor(cbind(rep(30,(nrow(dat.3)*5))))),nam)
colnames(dat.03) <- c("Valor.del.Estadistico","Items.Copiados","Estadistico")
ind.1 <- as.matrix(dat.4[,1])
ind.2 <- as.matrix(dat.4[,2])
ind.3 <- as.matrix(dat.4[,3])
ind.4 <- as.matrix(dat.4[,4])
ind.5 <- as.matrix(dat.4[,5])
ind <- rbind(ind.1,ind.2,ind.3,ind.4,ind.5)
dat.04 <- as.data.frame(as.vector(ind))
dat.04 <- cbind(dat.04,as.factor(cbind(rep(40,(nrow(dat.4)*5))))),nam)
colnames(dat.04) <- c("Valor.del.Estadistico","Items.Copiados","Estadistico")
datas <- rbind(dat.01,dat.02,dat.03,dat.04)
assign(paste(names.index[i,],sep=""),datas, env=boxgra)
}
}
boxgra <- as.list(boxgra)
names.index <- as.matrix(c("Potencia a 0.01","Potencia a 0.05",
"Error de Tipo I a 0.01","Error de Tipo I a 0.05",
"Área Bajo la Curva ROC","AUC Parcial Estandarizado a 0.01","AUC Parcial Estandarizado a 0.05",
"Valor del Estadístico de Copia a 0.01","Valor del Estadístico de Copia a 0.05",
"Fracción de Verdaderos Positivos a 0.01","Fracción de Verdaderos Positivos a 0.05"))
muestrass <- as.matrix(c("100.sujetos","300.sujetos","500.sujetos"))
itemess <- as.matrix(c("40.items","80.items"))
propitemcop <- as.matrix(c("2","5","8"))
dependiente <- 1
p <- ggplot(boxgra[[dependiente]], aes(y=Valor.del.Estadistico, x=factor(Items.Copiados)))
p$grid.fill <- "white"
theme_set(theme_bw())
final <- p + geom_vline(intercept=1:4,colour="white") + geom_hline(colour="gray50",
linetype=3,intercept=seq(0, 1,by=0.05)) + geom_boxplot(aes(fill=Estadistico),
colour="black",outlier.colour = "black", outlier.size = 2,size=1) + scale_y_continuous(names.index[dependiente,],
limits=c(0, 1)) + scale_x_discrete("Proporción de Items Copiados")
ggsave(final, file=paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/Resultados/graficas/grafica.de.",names.index[dependiente,],
".",muestrass[muestra],".",itemess[ite],".",propitemcop[copiadores],".wmf",sep = ""), width = 13.33, height = 8.33)
dependiente <- 2
p <- ggplot(boxgra[[dependiente]], aes(y=Valor.del.Estadistico, x=factor(Items.Copiados)))
p$grid.fill <- "white"
theme_set(theme_bw())
final <- p + geom_vline(intercept=1:4,colour="white") + geom_hline(colour="gray50",
linetype=3,intercept=seq(0, 1,by=0.05)) + geom_boxplot(aes(fill=Estadistico),
colour="black",outlier.colour = "black", outlier.size = 2,size=1) + scale_y_continuous(names.index[dependiente,],
limits=c(0, 1)) + scale_x_discrete("Proporción de Items Copiados")
ggsave(final, file=paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/Resultados/graficas/grafica.de.",names.index[dependiente,],
".",muestrass[muestra],".",itemess[ite],".",propitemcop[copiadores],".wmf",sep = ""), width = 13.33, height = 8.33)
dependiente <- 3
p <- ggplot(boxgra[[dependiente]], aes(y=Valor.del.Estadistico, x=factor(Items.Copiados)))
p$grid.fill <- "white"
theme_set(theme_bw())
final <- p + geom_vline(intercept=1:4,colour="white") + geom_hline(colour="gray50",

```

```

linetype=3,intercept=seq(0, 1,by=0.05)) + geom_boxplot(aes(fill=Estadistico),
colour="black",outlier.colour = "black", outlier.size = 2,size=1) + scale_y_continuous(names.index[dependiente,],
limits=c(0, 0.05)) + scale_x_discrete("Proporción de Items Copiados")
ggsave(final, file=paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/Resultados/graficas/grafica.de.",names.index[dependiente,],
".",mustrass[muestra],".",itemess[ite],".",propitemcop[copiadores],".wmf",sep = ""), width = 13.33, height = 8.33)
dependiente <- 4
p <- ggplot(boxgra[[dependiente]], aes(y=Valor.del.Estadistico, x=factor(Items.Copiados)))
p$grid.fill <- "white"
theme_set(theme_bw())
final <- p + geom_vline(intercept=1:4,colour="white") + geom_hline(colour="gray50",
linetype=3,intercept=seq(0, 1,by=0.05)) + geom_boxplot(aes(fill=Estadistico),
colour="black",outlier.colour = "black", outlier.size = 2,size=1) + scale_y_continuous(names.index[dependiente,],
limits=c(0, 0.20)) + scale_x_discrete("Proporción de Items Copiados")
ggsave(final, file=paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/Resultados/graficas/grafica.de.",names.index[dependiente,],
".",mustrass[muestra],".",itemess[ite],".",propitemcop[copiadores],".wmf",sep = ""), width = 13.33, height = 8.33)
dependiente <- 5
p <- ggplot(boxgra[[dependiente]], aes(y=Valor.del.Estadistico, x=factor(Items.Copiados)))
p$grid.fill <- "white"
theme_set(theme_bw())
final <- p + geom_vline(intercept=1:4,colour="white") + geom_hline(colour="gray50",
linetype=3,intercept=seq(0, 1,by=0.05)) + geom_boxplot(aes(fill=Estadistico),
colour="black",outlier.colour = "black", outlier.size = 2,size=1) + scale_y_continuous(names.index[dependiente,],
limits=c(0, 1)) + scale_x_discrete("Proporción de Items Copiados")
ggsave(final, file=paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/Resultados/graficas/grafica.de.",names.index[dependiente,],
".",mustrass[muestra],".",itemess[ite],".",propitemcop[copiadores],".wmf",sep = ""), width = 13.33, height = 8.33)
dependiente <- 6
p <- ggplot(boxgra[[dependiente]], aes(y=Valor.del.Estadistico, x=factor(Items.Copiados)))
p$grid.fill <- "white"
theme_set(theme_bw())
final <- p + geom_vline(intercept=1:4,colour="white") + geom_hline(colour="gray50",
linetype=3,intercept=seq(0, 0.01,by=0.001)) + geom_boxplot(aes(fill=Estadistico),
colour="black",outlier.colour = "black", outlier.size = 2,size=1) + scale_y_continuous(names.index[dependiente,],
limits=c(0, 1)) + scale_x_discrete("Proporción de Items Copiados")
ggsave(final, file=paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/Resultados/graficas/grafica.de.",names.index[dependiente,],
".",mustrass[muestra],".",itemess[ite],".",propitemcop[copiadores],".wmf",sep = ""), width = 13.33, height = 8.33)
dependiente <- 7
p <- ggplot(boxgra[[dependiente]], aes(y=Valor.del.Estadistico, x=factor(Items.Copiados)))
p$grid.fill <- "white"
theme_set(theme_bw())
final <- p + geom_vline(intercept=1:4,colour="white") + geom_hline(colour="gray50",
linetype=3,intercept=seq(0, 0.05,by=0.005)) + geom_boxplot(aes(fill=Estadistico),
colour="black",outlier.colour = "black", outlier.size = 2,size=1) + scale_y_continuous(names.index[dependiente,],
limits=c(0, 1)) + scale_x_discrete("Proporción de Items Copiados")
ggsave(final, file=paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/Resultados/graficas/grafica.de.",names.index[dependiente,],
".",mustrass[muestra],".",itemess[ite],".",propitemcop[copiadores],".wmf",sep = ""), width = 13.33, height = 8.33)
dependiente <- 10
p <- ggplot(boxgra[[dependiente]], aes(y=Valor.del.Estadistico, x=factor(Items.Copiados)))
p$grid.fill <- "white"
theme_set(theme_bw())
final <- p + geom_vline(intercept=1:4,colour="white") + geom_hline(colour="gray50",
linetype=3,intercept=seq(0, 1,by=0.05)) + geom_boxplot(aes(fill=Estadistico),
colour="black",outlier.colour = "black", outlier.size = 2,size=1) + scale_y_continuous(names.index[dependiente,],
limits=c(0, 1)) + scale_x_discrete("Proporción de Items Copiados")
ggsave(final, file=paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/Resultados/graficas/grafica.de.",names.index[dependiente,],
".",mustrass[muestra],".",itemess[ite],".",propitemcop[copiadores],".wmf",sep = ""), width = 13.33, height = 8.33)
dependiente <- 11
p <- ggplot(boxgra[[dependiente]], aes(y=Valor.del.Estadistico, x=factor(Items.Copiados)))
p$grid.fill <- "white"
theme_set(theme_bw())
final <- p + geom_vline(intercept=1:4,colour="white") + geom_hline(colour="gray50",
linetype=3,intercept=seq(0, 1,by=0.05)) + geom_boxplot(aes(fill=Estadistico),
colour="black",outlier.colour = "black", outlier.size = 2,size=1) + scale_y_continuous(names.index[dependiente,],
limits=c(0, 1)) + scale_x_discrete("Proporción de Items Copiados")
ggsave(final, file=paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio I/Resultados/graficas/grafica.de.",names.index[dependiente,],
".",mustrass[muestra],".",itemess[ite],".",propitemcop[copiadores],".wmf",sep = ""), width = 13.33, height = 8.33)
}
}
}

```

9.4. Rutinas para la simulación I del capítulo 6

9.4.1. Simulación estudio 2 replicas sin copia.R (Fragmento)

```

# -----
source("C:/Archivos de programa/R/R-2.9.0/library/compiler/R/cmp.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/simulación/funcion recursiva para MRN.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/simulación/simular.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/simulación/Función para obtener clave.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/simulación/Función para generar copiadores.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/simulación/HTij.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/simulación/Ksc3.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/simulación/indices.R")
# -----
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/datos.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/clav.Rdata")
ite <- 20
opc <- 4
sujetos <- 1000
replicas <- 200
HT.95 <- matrix(NA,replicas,1)
HT.99 <- matrix(NA,replicas,1)
KSC.95 <- matrix(NA,replicas,1)
KSC.99 <- matrix(NA,replicas,1)
HTIJ <- new.env()
KSC <- new.env()
Datos.sin.copia <- new.env()
for(f in replicas:1)
{
  datost <- datos[sample(sujetos,30,replace=TRUE),]
  n <- nrow(datost)
  k <- ncol(datost)
  Dh <- Hs(opc,datost,clav)
  DKsc <- ksc(opc,datost,clav)
  IDh <- index(Dh)
  IDKsc <- index(DKsc)
  HTIJ1 <- subset(IDh, fuente != copia,select= c("fuente","copia","Index"))
  KSC1 <- subset(IDKsc, fuente != copia,select= c("fuente","copia","Index"))
  assign(paste("Htij.sub.",f,sep=""),HTIJ1, env=HTIJ)
  assign(paste("Ksc.sub.",f,sep=""),KSC1, env=KSC)
  assign(paste("datos.sin.copia.sub.",f,sep=""),datost, env=Datos.sin.copia)
}
HTIJ <- as.list(HTIJ)
KSC <- as.list(KSC)
Datos.sin.copia <- as.list(Datos.sin.copia)
for(f in 1:replicas)
{
  HT.95[f,] <- quantile(HTIJ[[f]][,3],.95)
  HT.99[f,] <- quantile(HTIJ[[f]][,3],.99)
  KSC.95[f,] <- quantile(KSC[[f]][,3],.95)
  KSC.99[f,] <- quantile(KSC[[f]][,3],.99)
}
save(HT.95, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/HT.95.0.20.Rdata")
save(HT.99, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/HT.99.0.20.Rdata")
save(KSC.95, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/KSC.95.0.20.Rdata")
save(KSC.99, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/KSC.99.0.20.Rdata")
save(HTIJ, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/HTIJ.0.20.Rdata")
save(KSC, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/KSC.0.20.Rdata")
save(Datos.sin.copia, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/Datos.sin.copia.0.20.Rdata")
write.table(HT.95, file= paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/", "HT.95.0.20", ".csv", sep = ""), sep = ",", row.names
= FALSE,col.names = TRUE)
write.table(HT.99, file= paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/", "HT.99.0.20", ".csv", sep = ""), sep = ",", row.names
= FALSE,col.names = TRUE)
write.table(KSC.95, file= paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/", "KSC.95.0.20", ".csv", sep = ""), sep = ",", row.names
= FALSE,col.names = TRUE)
write.table(KSC.99, file= paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/", "KSC.99.0.20", ".csv", sep = ""), sep = ",", row.names
= FALSE,col.names = TRUE)

```

9.4.2. Simulación estudio 2 replicas 200.R (Fragmento)

```

# -----
source("C:/Archivos de programa/R/R-2.9.0/library/compiler/R/cmp.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/simulación/funcion recursiva para MRN.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/simulación/simular.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/simulación/Función para obtener clave.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/simulación/Función para generar copiadores.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/simulación/HTij.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/simulación/Ksc3.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/simulación/indices.R")
# -----
ite <- 80
opc <- 4
sujetos <- 1000
replicas <- 50
para.a <- para.MRN(ite,opc,-1,1)
para.c <- para.MRN(ite,opc,-1.5,1.5)
datos <- simular(sujetos,para.a,para.c)

```

```

datos.sin <- simular(sujetos,para.a,para.c)
clav <- clave(para.a)
theta <- as.matrix(datos[,1])
theta.sin <- as.matrix(datos.sin[,1])
ll <- ncol(datos)
datos <- datos[,2:ll]
datos.sin <- datos.sin[,2:ll]
proceso <- function(replicas,ite,datos,datos.sin,sujetos,clav,opc,fuente,copia)
{
  ntil.HTIJ95 <- matrix(NA,replicas,ite)
  ntil.HTIJ99 <- matrix(NA,replicas,ite)
  ntil.KSC95 <- matrix(NA,replicas,ite)
  ntil.KSC99 <- matrix(NA,replicas,ite)
  HtDATOS <- new.env()
  KscDATOS <- new.env()
  HtCOPIA <- new.env()
  KscCOPIA <- new.env()
  for(f in replicas:1)
  {
    datostt <- datos[sample(sujetos,30,replace=TRUE),]
    datostt <- datos.sin[sample(sujetos,30,replace=TRUE),]
    n <- nrow(datostt)
    k <- ncol(datostt)
    Dh <- Hs(opc,datostt,clav)
    DKsc <- ksc(opc,datostt,clav)
    IDh <- index(Dh)
    IDKsc <- index(DKsc)
    IDh2 <- subset(IDh, fuente != copia,select= c("fuente","copia","Index"))
    IDKsc2 <- subset(IDKsc, fuente != copia,select= c("fuente","copia","Index"))
    assign(paste("DATOS.Ht.sub.",f,sep=""),IDh2, env=HtDATOS)
    assign(paste("DATOS.Ksc.sub.",f,sep=""),IDKsc2, env=KscDATOS)
    HTIJ <- new.env()
    KSC <- new.env()
    htij.2 <- matrix(NA,n,n)
    ksc.2 <- matrix(NA,n,n)
    for (j in k:1)
    {
      for (i in 1:n)
      {
        datt <- Copia(i,j,datostt)
        Htij <- Hs(opc,datt,clav)
        Htij <- Htij[,i]
        Ksc <- ksc(opc,datt,clav)
        Ksc <- Ksc[,i]
        htij.2[,i] <- Htij
        ksc.2[,i] <- Ksc
      }
      assign(paste("IC.",j,sep=""),htij.2, env=HTIJ)
      assign(paste("IC.",j,sep=""),ksc.2, env=KSC)
    }
    HTIJ <- as.list(HTIJ)
    KSC <- as.list(KSC)
    HTIJ2 <- new.env()
    KSC2 <- new.env()
    for (j in k:1)
    {
      valor.1 <- index(HTIJ[[j]])
      valor.2 <- index(KSC[[j]])
      assign(paste("IC.",j,sep=""),valor.1, env=HTIJ2)
      assign(paste("IC.",j,sep=""),valor.2, env=KSC2)
    }
    HTIJ2 <- as.list(HTIJ2)
    KSC2 <- as.list(KSC2)
    HTIJ3 <- new.env()
    KSC3 <- new.env()
    for (j in k:1)
    {
      htij3 <- subset(HTIJ2[[j]], fuente != copia,select= c("fuente","copia","Index"))
      ksc3 <- subset(KSC2[[j]], fuente != copia,select= c("fuente","copia","Index"))
      assign(paste("IT.copiados.",j,sep=""),htij3, env=HTIJ3)
      assign(paste("IT.copiados.",j,sep=""),ksc3, env=KSC3)
    }
    HTIJ3 <- as.list(HTIJ3)
    KSC3 <- as.list(KSC3)
    assign(paste("COPIA.Ht.sub.",f,sep=""),HTIJ3, env=HtCOPIA)
    assign(paste("COPIA.Ksc.sub.",f,sep=""),KSC3, env=KscCOPIA)
    qHTIJ95 <- matrix(NA,1,ite)
    qHTIJ99 <- matrix(NA,1,ite)
    qKSC95 <- matrix(NA,1,ite)
    qKSC99 <- matrix(NA,1,ite)
    for (j in 1:k)
    {
      qHTIJ95[,j] <- quantile(HTIJ3[[j]][,3],.95)
      qHTIJ99[,j] <- quantile(HTIJ3[[j]][,3],.99)
      qKSC95[,j] <- quantile(KSC3[[j]][,3],.95)
      qKSC99[,j] <- quantile(KSC3[[j]][,3],.99)
    }
    ntil.HTIJ95[f,] <- qHTIJ95
    ntil.HTIJ99[f,] <- qHTIJ99
    ntil.KSC95[f,] <- qKSC95
    ntil.KSC99[f,] <- qKSC99
  }
  HtDATOS <- as.list(HtDATOS)
  KscDATOS <- as.list(KscDATOS)
  HtCOPIA <- as.list(HtCOPIA)
}

```

```

KscCOPIA <- as.list(KscCOPIA)
resultado <- list(
  HtDATOS=HtDATOS,
  KscDATOS=KscDATOS,
  HtCOPIA=HtCOPIA,
  KscCOPIA=KscCOPIA,
  HT.95=ntil.HTIJ95,
  HT.99=ntil.HTIJ99,
  KSC.95=ntil.KSC95,
  KSC.99=ntil.KSC99
)
resultado
}
proceso <- cmpfun(proceso)
 analisis <- proceso(replicas,ite,datos,datos.sin,sujetos,clav,opc,fuente,copia)
HT.95 <- analisis$HT.95
HT.99 <- analisis$HT.99
KSC.95 <- analisis$KSC.95
KSC.99 <- analisis$KSC.99
HtDATOS <- analisis$HtDATOS
KscDATOS <- analisis$KscDATOS
HtCOPIA <- analisis$HtCOPIA
KscCOPIA <- analisis$KscCOPIA
save(HT.95, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/80/HT.95.1.80.Rdata")
save(HT.99, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/80/HT.99.1.80.Rdata")
save(KSC.95, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/80/KSC.95.1.80.Rdata")
save(KSC.99, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/80/KSC.99.1.80.Rdata")
save(HtDATOS, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/80/HT.DATOS.1.80.Rdata")
save(KscDATOS, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/80/KSC.DATOS.1.80.Rdata")
save(HtCOPIA, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/80/HT.COPIA.1.80.Rdata")
save(KscCOPIA, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/80/KSC.COPIA.1.80.Rdata")
save(para.a, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/80/para.a.Rdata")
save(para.c, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/80/para.c.Rdata")
save(datos, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/80/datos.Rdata")
save(theta, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/80/theta.Rdata")
save(datos.sin, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/80/datos.sin.Rdata")
save(theta.sin, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/80/theta.sin.Rdata")
save(clav, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/80/clav.Rdata")
write.table(HT.95, file=paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/80/", "HT.95.1.80", ".csv", sep = ""), sep = ",", row.names
= FALSE,col.names = TRUE)
write.table(HT.99, file=paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/80/", "HT.99.1.80", ".csv", sep = ""), sep = ",", row.names
= FALSE,col.names = TRUE)
write.table(KSC.95,file=paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/80/", "KSC.95.1.80", ".csv", sep = ""), sep = ",", row.names
= FALSE,col.names = TRUE)
write.table(KSC.99,file=paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/80/", "KSC.99.1.80", ".csv", sep = ""), sep = ",", row.names
= FALSE,col.names = TRUE)

```

9.4.3. similar.R

```

similar <- function(n,apar,cpar)
{
  opciones <- ncol(apar)
  k <- nrow(apar)
  parac <- cpar
  paraa <- apar
  theta <- rnorm(n,0,1)
  prob1 <- array(matrix(NA,n,k), dim=c(n,k,opciones))
  for(i in 1:n){
    for(j in 1:k){
      prob1[i,j,] <- exp(parac[j,]+(paraa[j,]*theta[i]))/
      sum(exp(parac[j,]+(paraa[j,]*theta[i])))
    }
  }
  probacu <- array(matrix(NA,n,k), dim=c(n,k,opciones))
  for(i in 1:n){
    for(j in 1:k){
      for(l in 1:opciones){
        probacu[i,j,l] <- sum(prob1[i,j,1:l])
      }
    }
  }
  uniforme <- matrix(runif(n*k,0,1),n,k)
  pun1 <- matrix(NA,n,k)
  for (i in 1:n){
    for (j in 1:k){
      for (l in opciones:1){
        if(probacu[i,j,l] >= uniforme[i,j]) pun1[i,j] <- l
      }
    }
  }
  pun2 <- cbind(theta,pun1)
  y <- k+1
  datos <- matrix(NA,n,y)
  for (i in 1:n){
    for (j in 1:y){
      datos[i,j] <- pun2[i,j]
    }
  }
  datos
}
similar <- cmpfun(similar)

```

9.4.4. Función para generar copiadore.R

```
Copia<- function(fuente,nite,dat)
{
fuente.t <- as.matrix(dat[fuente,])
n <- nrow(dat)
k <- ncol(dat)
temp2 <- dat
for( i in 1:n)
{
copia.t <- as.matrix(dat[i,])
temp3 <- as.matrix(runif(k,0,1))
temp4 <- as.matrix(c(1:k))
temp5 <- cbind(temp4,temp3)
temp5 <- temp5[order(-temp5[,2]),]
temp5 <- as.matrix(temp5[1:nite,1])
for( f in 1: nrow(temp5))
{
j <- temp5[f,]
copia.t[j,] <- fuente.t[j,]
}
temp2[i,] <- copia.t
}
temp2
}
Copia <- cmpfun(Copia)
```

9.4.5. Función para obtener clave.R

```
clave <- function(paraa)
{
temp1 <- paraa
n <- nrow(temp1)
k <- ncol(temp1)
for( i in 1:n)
{
for( j in 1:k)
{
if (paraa[i,j] == max(paraa[i,])) temp1[i,j] <- j else temp1[i,j] <- 0
}
}
temp2 <- matrix(NA,n,1)
for( i in 1:n)
{
temp2[i] <- max(temp1[i,])
}
temp2
}
clave <- cmpfun(clave)
```

9.4.6. funcion recursiva para MRN.R

```
para.MRN <- function(p1,p2,p3,p4)
{
para <- matrix(NA,p1,p2)
for( i in 1:p1){
a = signif(t(as.matrix(runif(p2,p3,p4))),digits = 3)
repeat {
if (sum(a) != 0) a = signif(t(as.matrix(runif(p2,p3,p4))),digits = 3)
if (sum(a) == 0) {para[i,] <- a
break}
}
}
para
}
para.MRN <- cmpfun(para.MRN)
```

9.4.7. indices.R

```
index <- function(index.cop)
{
suj <- nrow(index.cop)
nbis <- suj * suj
Index <- c(index.cop)
fuente <- rep(1:suj, each=suj)
copia <- rep(seq(1:suj),suj)
Index.f <- cbind(fuente,copia,Index)
Index.f1 <- data.frame(Index.f)
Index.f1
}
```

```
index <- cmpfun(index)
```

9.5. Rutinas análisis de resultados de la simulación I del capítulo 6

9.5.1. Análisis para la definición del punto de corte óptimo para 20 4 opciones.R (Fragmento)

```

library(ggplot2)
library(pastecs)
options(scipen=100)
options(digits=4)
# KSC.95
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/KSC.95.0.20.Rdata")
Ksc.95.0 <- KSC.95
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/KSC.95.1.20.Rdata")
Ksc.95.1 <- KSC.95
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/KSC.95.2.20.Rdata")
Ksc.95.2 <- KSC.95
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/KSC.95.3.20.Rdata")
Ksc.95.3 <- KSC.95
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/KSC.95.4.20.Rdata")
Ksc.95.4 <- KSC.95
KSC.95 <- rbind(Ksc.95.1,Ksc.95.2,Ksc.95.3,Ksc.95.4)
KSC.95.des <- t(stat.desc(cbind(Ksc.95.0,KSC.95), basic=F))
temp1 <- matrix(NA,21,2)
KSC.95.des <- cbind(KSC.95.des,temp1)
for ( i in 1:21)
{
KSC.95.des[i,8] <- KSC.95.des[i,2] - KSC.95.des[i,4]
KSC.95.des[i,9] <- KSC.95.des[i,2] + KSC.95.des[i,4]
}
KSC.95.pruebat <- matrix(NA,20,3)
for ( i in 1:20)
{
KSC.95.pruebat[i,] <- cbind(t.test(KSC.95[,i],Ksc.95.0, alternative = "greater",var.equal = TRUE, conf.level = 0.95)$statistic,
t.test(KSC.95[,i],Ksc.95.0, alternative = "greater",var.equal = TRUE, conf.level = 0.95)$parameter,
t.test(KSC.95[,i],Ksc.95.0, alternative = "greater",var.equal = TRUE, conf.level = 0.95)$p.value)
}
# KSC.99
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/KSC.99.0.20.Rdata")
Ksc.99.0 <- KSC.99
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/KSC.99.1.20.Rdata")
Ksc.99.1 <- KSC.99
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/KSC.99.2.20.Rdata")
Ksc.99.2 <- KSC.99
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/KSC.99.3.20.Rdata")
Ksc.99.3 <- KSC.99
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/KSC.99.4.20.Rdata")
Ksc.99.4 <- KSC.99
KSC.99 <- rbind(Ksc.99.1,Ksc.99.2,Ksc.99.3,Ksc.99.4)
KSC.99.des <- t(stat.desc(cbind(Ksc.99.0,KSC.99), basic=F))
temp1 <- matrix(NA,21,2)
KSC.99.des <- cbind(KSC.99.des,temp1)
for ( i in 1:21)
{
KSC.99.des[i,8] <- KSC.99.des[i,2] - KSC.99.des[i,4]
KSC.99.des[i,9] <- KSC.99.des[i,2] + KSC.99.des[i,4]
}
KSC.99.pruebat <- matrix(NA,20,3)
for ( i in 1:20)
{
KSC.99.pruebat[i,] <- cbind(t.test(KSC.99[,i],Ksc.99.0, alternative = "greater",var.equal = TRUE, conf.level = 0.99)$statistic,
t.test(KSC.99[,i],Ksc.99.0, alternative = "greater",var.equal = TRUE, conf.level = 0.99)$parameter,
t.test(KSC.99[,i],Ksc.99.0, alternative = "greater",var.equal = TRUE, conf.level = 0.99)$p.value)
}
# HT.95
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/HT.95.0.20.Rdata")
HT.95.0 <- HT.95
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/HT.95.1.20.Rdata")
HT.95.1 <- HT.95
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/HT.95.2.20.Rdata")
HT.95.2 <- HT.95
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/HT.95.3.20.Rdata")
HT.95.3 <- HT.95
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/HT.95.4.20.Rdata")
HT.95.4 <- HT.95
HT.95 <- rbind(HT.95.1,HT.95.2,HT.95.3,HT.95.4)
HT.95.des <- t(stat.desc(cbind(HT.95.0,HT.95), basic=F))
temp1 <- matrix(NA,21,2)
HT.95.des <- cbind(HT.95.des,temp1)
for ( i in 1:21)
{
HT.95.des[i,8] <- HT.95.des[i,2] - HT.95.des[i,4]
HT.95.des[i,9] <- HT.95.des[i,2] + HT.95.des[i,4]
}
HT.95.pruebat <- matrix(NA,20,3)
for ( i in 1:20)

```

```

{
HT.95.pruebat[i,] <- cbind(t.test(HT.95[,i],HT.95.0, alternative = "greater",var.equal = TRUE, conf.level = 0.95)$statistic,
t.test(HT.95[,i],HT.95.0, alternative = "greater",var.equal = TRUE, conf.level = 0.95)$parameter,
t.test(HT.95[,i],HT.95.0, alternative = "greater",var.equal = TRUE, conf.level = 0.95)$p.value)
}
# HT.99
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/HT.99.0.20.Rdata")
HT.99.0 <- HT.99
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/HT.99.1.20.Rdata")
HT.99.1 <- HT.99
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/HT.99.2.20.Rdata")
HT.99.2 <- HT.99
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/HT.99.3.20.Rdata")
HT.99.3 <- HT.99
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/HT.99.4.20.Rdata")
HT.99.4 <- HT.99
HT.99 <- rbind(HT.99.1,HT.99.2,HT.99.3,HT.99.4)
HT.99.des <- t(stat.desc(cbind(HT.99.0,HT.99), basic=F))
temp1 <- matrix(NA,21,2)
HT.99.des <- cbind(HT.99.des,temp1)
for ( i in 1:21)
{
HT.99.des[i,8] <- HT.99.des[i,2] - HT.99.des[i,4]
HT.99.des[i,9] <- HT.99.des[i,2] + HT.99.des[i,4]
}
HT.99.pruebat <- matrix(NA,20,3)
for ( i in 1:20)
{
HT.99.pruebat[i,] <- cbind(t.test(HT.99[,i],HT.99.0, alternative = "greater",var.equal = TRUE, conf.level = 0.99)$statistic,
t.test(HT.99[,i],HT.99.0, alternative = "greater",var.equal = TRUE, conf.level = 0.99)$parameter,
t.test(HT.99[,i],HT.99.0, alternative = "greater",var.equal = TRUE, conf.level = 0.99)$p.value)
}
save(KSC.95.des, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/KSC.95.des.20.Rdata")
save(KSC.99.des, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/KSC.99.des.20.Rdata")
save(HT.95.des, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/HT.95.des.20.Rdata")
save(HT.99.des, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/HT.99.des.20.Rdata")
save(KSC.95.pruebat, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/KSC.95.pruebat.20.Rdata")
save(KSC.99.pruebat, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/KSC.99.pruebat.20.Rdata")
save(HT.95.pruebat, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/HT.95.pruebat.20.Rdata")
save(HT.99.pruebat, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/HT.99.pruebat.20.Rdata")
write.table(KSC.95.des, file=paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/", "KSC.95.des.20", ".csv", sep = ""), sep
= ";", row.names = FALSE, col.names = TRUE)
write.table(KSC.99.des, file=paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/", "KSC.99.des.20", ".csv", sep = ""), sep
= ";", row.names = FALSE, col.names = TRUE)
write.table(HT.95.des, file=paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/", "HT.95.des.20", ".csv", sep = ""), sep
= ";", row.names = FALSE, col.names = TRUE)
write.table(HT.99.des, file=paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/", "HT.99.des.20", ".csv", sep = ""), sep
= ";", row.names = FALSE, col.names = TRUE)
write.table(KSC.95.pruebat, file=paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/", "KSC.95.pruebat.20", ".csv", sep
= ""), sep = ";", row.names = FALSE, col.names = TRUE)
write.table(KSC.99.pruebat, file=paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/", "KSC.99.pruebat.20", ".csv", sep
= ""), sep = ";", row.names = FALSE, col.names = TRUE)
write.table(HT.95.pruebat, file=paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/", "HT.95.pruebat.20", ".csv", sep =
""), sep = ";", row.names = FALSE, col.names = TRUE)
write.table(HT.99.pruebat, file=paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/", "HT.99.pruebat.20", ".csv", sep =
""), sep = ";", row.names = FALSE, col.names = TRUE)

```

9.5.2. Graficar puntos de corte comparación entre tamaños de prueba 4 opciones.R (Fragmento)

```

library(ggplot2)
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/KSC.95.des.20.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/KSC.99.des.20.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/HT.95.des.20.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/20/HT.99.des.20.Rdata")
KSC.95.des.20 <- KSC.95.des[2:21,]
KSC.99.des.20 <- KSC.99.des[2:21,]
HT.95.des.20 <- HT.95.des[2:21,]
HT.99.des.20 <- HT.99.des[2:21,]
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/40/KSC.95.des.40.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/40/KSC.99.des.40.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/40/HT.95.des.40.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/40/HT.99.des.40.Rdata")
KSC.95.des.40 <- KSC.95.des[2:41,]
KSC.99.des.40 <- KSC.99.des[2:41,]
HT.95.des.40 <- HT.95.des[2:41,]
HT.99.des.40 <- HT.99.des[2:41,]
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/60/KSC.95.des.60.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/60/KSC.99.des.60.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/60/HT.95.des.60.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/60/HT.99.des.60.Rdata")
KSC.95.des.60 <- KSC.95.des[2:61,]
KSC.99.des.60 <- KSC.99.des[2:61,]
HT.95.des.60 <- HT.95.des[2:61,]
HT.99.des.60 <- HT.99.des[2:61,]
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/80/KSC.95.des.80.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/80/KSC.99.des.80.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/80/HT.95.des.80.Rdata")

```

```

load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/80/HT.99.des.80.Rdata")
KSC.95.des.80 <- KSC.95.des[2:81,]
KSC.99.des.80 <- KSC.99.des[2:81,]
HT.95.des.80 <- HT.95.des[2:81,]
HT.99.des.80 <- HT.99.des[2:81,]
porcentaje <- as.matrix(as.matrix(seq(0,100,5))[2:21,])
para.20 <- as.matrix(seq(1,20,1))
para.40 <- as.matrix(as.matrix(seq(0,40,2))[2:21,])
para.60 <- as.matrix(as.matrix(seq(0,60,3))[2:21,])
para.80 <- as.matrix(as.matrix(seq(0,80,4))[2:21,])
cnombre <- as.matrix(c("20 items","40 items","60 items","80 items"))
fnombre <- porcentaje
KSC.95 <- rbind(KSC.95.des.20,
KSC.95.des.40[para.40,],
KSC.95.des.60[para.60,],
KSC.95.des.80[para.80,])
rownames(KSC.95) <- seq(1,80,1)
KSC.95 <- as.data.frame(KSC.95)
KSC.95 <- cbind(as.factor(rep(fnombre,4)),
as.factor(rbind(as.matrix(rep("20 items",20)),as.matrix(rep("40 items",20)),as.matrix(rep("60 items",20)),as.matrix(rep("80 items",20))))),
KSC.95)
temp1<- as.matrix(colnames(KSC.95))
temp1[1,] <- "Porcentaje.Copia"
temp1[2,] <- "Test"
temp1[4,] <- "Ksc"
colnames(KSC.95) <- temp1
previous_theme <- theme_set(theme_bw())
limits <- aes(ymin = Ksc - CI.mean.0.95, ymax=Ksc + CI.mean.0.95)
p <- ggplot(KSC.95, aes(colour=Test, y=Ksc, x=Porcentaje.Copia))
graksc.95 <- p + geom_point() + geom_errorbar(limits, width=0.2) +
xlab("Porcentaje de items copiados") + ylab("Valor del estadístico Ksc") +
opts(axis.title.x = theme_text(size = 12,face = "bold")) +
opts(axis.title.y = theme_text(size = 12,face = "bold",angle = 90))
KSC.99 <- rbind(KSC.99.des.20,
KSC.99.des.40[para.40,],
KSC.99.des.60[para.60,],
KSC.99.des.80[para.80,])
rownames(KSC.99) <- seq(1,80,1)
KSC.99 <- as.data.frame(KSC.99)
KSC.99 <- cbind(as.factor(rep(fnombre,4)),
as.factor(rbind(as.matrix(rep("20 items",20)),as.matrix(rep("40 items",20)),as.matrix(rep("60 items",20)),as.matrix(rep("80 items",20))))),
KSC.99)
temp1<- as.matrix(colnames(KSC.99))
temp1[1,] <- "Porcentaje.Copia"
temp1[2,] <- "Test"
temp1[4,] <- "Ksc"
colnames(KSC.99) <- temp1
limits <- aes(ymin = Ksc - CI.mean.0.95, ymax=Ksc + CI.mean.0.95)
p <- ggplot(KSC.99, aes(colour=Test, y=Ksc, x=Porcentaje.Copia))
graksc.99 <- p + geom_point() + geom_errorbar(limits, width=0.2)+
xlab("Porcentaje de items copiados") + ylab("Valor del estadístico Ksc") +
opts(axis.title.x = theme_text(size = 12,face = "bold")) +
opts(axis.title.y = theme_text(size = 12,face = "bold",angle = 90))
HT.95 <- rbind(HT.95.des.20,
HT.95.des.40[para.40,],
HT.95.des.60[para.60,],
HT.95.des.80[para.80,])
rownames(HT.95) <- seq(1,80,1)
HT.95 <- as.data.frame(HT.95)
HT.95 <- cbind(as.factor(rep(fnombre,4)),
as.factor(rbind(as.matrix(rep("20 items",20)),as.matrix(rep("40 items",20)),as.matrix(rep("60 items",20)),as.matrix(rep("80 items",20))))),
HT.95)
temp1<- as.matrix(colnames(HT.95))
temp1[1,] <- "Porcentaje.Copia"
temp1[2,] <- "Test"
temp1[4,] <- "HT"
colnames(HT.95) <- temp1
limits <- aes(ymin = HT - CI.mean.0.95, ymax=HT + CI.mean.0.95)
p <- ggplot(HT.95, aes(colour=Test, y=HT, x=Porcentaje.Copia))
graht.95 <- p + geom_point() + geom_errorbar(limits, width=0.2)+
xlab("Porcentaje de items copiados") + ylab("Valor del estadístico HTij") +
opts(axis.title.x = theme_text(size = 12,face = "bold")) +
opts(axis.title.y = theme_text(size = 12,face = "bold",angle = 90))
HT.99 <- rbind(HT.99.des.20,
HT.99.des.40[para.40,],
HT.99.des.60[para.60,],
HT.99.des.80[para.80,])
rownames(HT.99) <- seq(1,80,1)
HT.99 <- as.data.frame(HT.99)
HT.99 <- cbind(as.factor(rep(fnombre,4)),
as.factor(rbind(as.matrix(rep("20 items",20)),as.matrix(rep("40 items",20)),as.matrix(rep("60 items",20)),as.matrix(rep("80 items",20))))),
HT.99)
temp1<- as.matrix(colnames(HT.99))
temp1[1,] <- "Porcentaje.Copia"
temp1[2,] <- "Test"
temp1[4,] <- "HT"
colnames(HT.99) <- temp1
limits <- aes(ymin = HT - CI.mean.0.95, ymax=HT + CI.mean.0.95)
p <- ggplot(HT.99, aes(colour=Test, y=HT, x=Porcentaje.Copia))
graht.99 <- p + geom_point() + geom_errorbar(limits, width=0.2) +
xlab("Porcentaje de items copiados") + ylab("Valor del estadístico HTij") +
opts(axis.title.x = theme_text(size = 12,face = "bold")) +
opts(axis.title.y = theme_text(size = 12,face = "bold",angle = 90))
graficas <- list(
graksc.95 = graksc.95,

```

```
graksc.99 = graksc.99,  
graht.95 = graht.95,  
graht.99 = graht.99)  
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/grafica.4.opciones.ksc.95.png",width = 640, height = 480)  
graficas[[1]]  
dev.off()  
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/grafica.4.opciones.ksc.99.png",width = 640, height = 480)  
graficas[[2]]  
dev.off()  
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/grafica.4.opciones.htij.95.png",width = 640, height = 480)  
graficas[[3]]  
dev.off()  
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/Resultados/4 opciones/grafica.4.opciones.htij.99.png",width = 640, height = 480)  
graficas[[4]]  
dev.off()
```

9.6. Rutinas para la simulación II del capítulo 6

9.6.1. Rutina para el estudio 3 - 5 opciones.R (Fragmento)

```
# -----
source("C:/Archivos de programa/R/R-2.9.0/library/compiler/R/cmp.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/simulación/funcion recursiva para MRN.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/simulación/simular.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/simulación/Función para obtener clave.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/simulación/Función para generar copiadores.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/simulación/HTij.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/simulación/Ksc3.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio II/simulación/indices.R")
# -----
ite <- 40
opc <- 5
sujetos <- 30
replicas <- 200
pc <- 20
para.a <- para.MRN(ite,opc,-1,1)
para.c <- para.MRN(ite,opc,-1.5,1.5)
HtCOPIA <- new.env()
KscCOPIA <- new.env()
BASES <- new.env()
for(ff in replicas:1)
{
  Htj1 <- new.env()
  Ksc1 <- new.env()
  bases1 <- new.env()
  datos <- simular(sujetos,para.a,para.c)
  clav <- clave(para.a)
  theta <- as.matrix(datos[,1])
  for (ww in ite:1)
  {
    datagen <- Copia(datos,pc,ww)
    Dh <- Hs(opc,datagen$DATOS[,3:(ite+2)],clav)
    DKsc <- ksc(opc,datagen$DATOS[,3:(ite+2)],clav)
    IDh <- index(Dh)
    IDKsc <- index(DKsc)
    IDh2 <- subset(IDh, fuente != copia,select= c("fuente","copia","Index"))
    IDKsc2 <- subset(IDKsc, fuente != copia,select= c("fuente","copia","Index"))
    assign(paste("Data.",ww,sep=""),datagen, env=bases1)
    assign(paste("HTIJ.",ww,sep=""),IDh2, env=Htj1)
    assign(paste("KSC.",ww,sep=""),IDKsc2, env=Ksc1)
  }
  bases1 <- as.list(bases1)
  Htj1 <- as.list(Htj1)
  Ksc1 <- as.list(Ksc1)
  assign(paste("Bases.Datos.",ff,sep=""),bases1, env=BASES)
  assign(paste("Estadistico.HTIJ.",ff,sep=""),Htj1, env=HtCOPIA)
  assign(paste("Estadistico.KSC.",ff,sep=""),Ksc1, env=KscCOPIA)
}
BASES <- as.list(BASES)
HtCOPIA <- as.list(HtCOPIA)
KscCOPIA <- as.list(KscCOPIA)
save(BASES, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/40/Bases.40.Rdata")
save(HtCOPIA, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/40/HTIJ.40.Rdata")
save(KscCOPIA,file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/40/KSC.40.Rdata")
save(para.a, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/40/para.a.40.Rdata")
save(para.c, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/40/para.c.40.Rdata")
```

9.6.2. Función para generar copiadores.R

```
# Función para generar sujetos con respuestas copiadas
#
# se necesita base con theta, proporción de copiadores y número de items que copia
# se obtiene una data con FyC identificados
Copia<- function(dat,pc,n.it)
{
  datos <- dat
  tn <- nrow(datos)
  tc <- ncol(datos)
  por <- (pc * tn) / 100
  if (as.integer(por) != por) por <- as.integer(por) + 1
  idem <- matrix(seq(1:tn),tn,1)
  datos1 <- cbind(idem,datos)
  b.fuente <- datos1[sample(1:tn,por,replace=FALSE),]
  b.fuente <- b.fuente[order(b.fuente[,1]),]
  b.copia <- datos1[-b.fuente[,1],]
  b.copia <- b.copia[sample(1:nrow(b.copia),por,replace=FALSE),]
  b.copia <- b.copia[order(b.copia[,1]),]
  temp1 <- rbind(b.fuente,b.copia)[order(rbind(b.fuente,b.copia)[,1]),]
  b.sinfyc <- datos1[-temp1[,1],]
  temp3 <- matrix(runif(por*(tc-1),0,1),por,tc-1)
  temp4 <- as.matrix(c(1:(tc-1)))
  temp5 <- cbind(temp4,t(temp3))
  temp6 <- matrix(NA,n.it,por)
```

```

for (i in 1:por)
{
temp7 <- temp5[order(-temp5[,i+1]),]
temp7 <- as.matrix(temp7[1:n.it,1])
temp6[,i] <- temp7[order(temp7),]
}
for (i in 1:por)
{
for (f in 1: nrow(temp6))
{
j <- temp6[f,i]
b.copia[i,j+2] <- b.fuente[i,j+2]
}
}
}
datos.fin <- rbind(b.fuente,b.copia,b.sinfyc)
datos.fin <- datos.fin[order(datos.fin[,1]),]
FyC <- cbind(b.fuente[,1],b.copia[,1])
datos.fin <- list(DATOS=datos.fin,FYC=FyC)
datos.fin
}
Copia <- cmpfun(Copia)

```

9.6.3. Calidad en cada condición de simulación 4 opciones.R

```

rm(list=ls(all=TRUE))
library(pasteecs)
# Se abre las funciones para la potencia
#-----
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/simulación/Identificación del grupo - copiador.no copiador- para estudio 3.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/simulación/funciones - Sacar TIE y POWER estudio 3.R")
library(ROCR)
#-----
tie.final.20.01 <- array(matrix(NA,20,2), dim=c(200,20,2))
tie.final.40.01 <- array(matrix(NA,40,2), dim=c(200,40,2))
tie.final.60.01 <- array(matrix(NA,60,2), dim=c(200,60,2))
tie.final.80.01 <- array(matrix(NA,80,2), dim=c(200,80,2))
potencia.final.20.01 <- array(matrix(NA,20,2), dim=c(200,20,2))
potencia.final.40.01 <- array(matrix(NA,40,2), dim=c(200,40,2))
potencia.final.60.01 <- array(matrix(NA,60,2), dim=c(200,60,2))
potencia.final.80.01 <- array(matrix(NA,80,2), dim=c(200,80,2))
tie.final.20.05 <- array(matrix(NA,20,2), dim=c(200,20,2))
tie.final.40.05 <- array(matrix(NA,40,2), dim=c(200,40,2))
tie.final.60.05 <- array(matrix(NA,60,2), dim=c(200,60,2))
tie.final.80.05 <- array(matrix(NA,80,2), dim=c(200,80,2))
potencia.final.20.05 <- array(matrix(NA,20,2), dim=c(200,20,2))
potencia.final.40.05 <- array(matrix(NA,40,2), dim=c(200,40,2))
potencia.final.60.05 <- array(matrix(NA,60,2), dim=c(200,60,2))
potencia.final.80.05 <- array(matrix(NA,80,2), dim=c(200,80,2))
auc.final.20 <- array(matrix(NA,20,2), dim=c(200,20,2))
auc.final.40 <- array(matrix(NA,40,2), dim=c(200,40,2))
auc.final.60 <- array(matrix(NA,60,2), dim=c(200,60,2))
auc.final.80 <- array(matrix(NA,80,2), dim=c(200,80,2))
auc.parcial.final.20.01 <- array(matrix(NA,20,2), dim=c(200,20,2))
auc.parcial.final.40.01 <- array(matrix(NA,40,2), dim=c(200,40,2))
auc.parcial.final.60.01 <- array(matrix(NA,60,2), dim=c(200,60,2))
auc.parcial.final.80.01 <- array(matrix(NA,80,2), dim=c(200,80,2))
auc.parcial.final.20.05 <- array(matrix(NA,20,2), dim=c(200,20,2))
auc.parcial.final.40.05 <- array(matrix(NA,40,2), dim=c(200,40,2))
auc.parcial.final.60.05 <- array(matrix(NA,60,2), dim=c(200,60,2))
auc.parcial.final.80.05 <- array(matrix(NA,80,2), dim=c(200,80,2))
valor.indice.20.01 <- array(matrix(NA,20,2), dim=c(200,20,2))
valor.indice.40.01 <- array(matrix(NA,40,2), dim=c(200,40,2))
valor.indice.60.01 <- array(matrix(NA,60,2), dim=c(200,60,2))
valor.indice.80.01 <- array(matrix(NA,80,2), dim=c(200,80,2))
valor.indice.20.05 <- array(matrix(NA,20,2), dim=c(200,20,2))
valor.indice.40.05 <- array(matrix(NA,40,2), dim=c(200,40,2))
valor.indice.60.05 <- array(matrix(NA,60,2), dim=c(200,60,2))
valor.indice.80.05 <- array(matrix(NA,80,2), dim=c(200,80,2))
valor.verdaderos.20.01 <- array(matrix(NA,20,2), dim=c(200,20,2))
valor.verdaderos.40.01 <- array(matrix(NA,40,2), dim=c(200,40,2))
valor.verdaderos.60.01 <- array(matrix(NA,60,2), dim=c(200,60,2))
valor.verdaderos.80.01 <- array(matrix(NA,80,2), dim=c(200,80,2))
valor.verdaderos.20.05 <- array(matrix(NA,20,2), dim=c(200,20,2))
valor.verdaderos.40.05 <- array(matrix(NA,40,2), dim=c(200,40,2))
valor.verdaderos.60.05 <- array(matrix(NA,60,2), dim=c(200,60,2))
valor.verdaderos.80.05 <- array(matrix(NA,80,2), dim=c(200,80,2))
sig1 <- matrix(c(0.686,0.768,0.999,0.999),2,2)
sig2 <- matrix(c(0.05,0.01,0.05,0.01),2,2)
namesess <- as.matrix(c("fuente","copia","Ksc","Htij"))
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/20/Bases.20.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/20/HTIJ.20.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/20/KSC.20.Rdata")
for (i in 1:200)
{
for (jj in 1:20)
{
dat <- BASES[[i]][[jj]]$FYC
ind <- cbind(KscCOPIA[[i]][[jj]],HtCOPIA[[i]][[jj]],[,3])
indices <- pre(dat,ind)
tie.del.grupo.01 <- matrix(NA,1,2)
for (j in 1:2)

```

```

{
tie.del.grupo.01[,j] <- tie(indices$no.copiadores,(j+2),sig1[2,j])
}
tie.final.20.01[i,jj,] <- tie.del.grupo.01
potencia.del.grupo.01 <- matrix(NA,1,2)
for (j in 1:2)
{
potencia.del.grupo.01[,j] <- Power(indices$copiadores,(j+2),sig1[2,j])
}
potencia.final.20.01[i,jj,] <- potencia.del.grupo.01
tie.del.grupo.05 <- matrix(NA,1,2)
for (j in 1:2)
{
tie.del.grupo.05[,j] <- tie(indices$no.copiadores,(j+2),sig1[1,j])
}
tie.final.20.05[i,jj,] <- tie.del.grupo.05
potencia.del.grupo.05 <- matrix(NA,1,2)
for (j in 1:2)
{
potencia.del.grupo.05[,j] <- Power(indices$copiadores,(j+2),sig1[1,j])
}
potencia.final.20.05[i,jj,] <- potencia.del.grupo.05
grupo <- rbind(indices$id.copiadores,indices$id.no.copiadores)
ind <- rbind(indices$copiadores,indices$no.copiadores)
inq <- ind[,3:4]
inv <- ind[,1:2]
ind <- cbind(inv,inq)
ind <- pre.ROC(cbind(ind,grupo))
grupo <- as.matrix(ind[,5])
ind <- ind[,1:4]
pred <- new.env()
for (index in 4:3)
{
assign(paste("a",index-2,sep=""), prediction(ind[,index],grupo), env=pred)
}
pred <- as.list(pred)
perf <- new.env()
for (index in 2:1)
{
assign(paste("a",index,sep=""), performance(pred[[index]],"tpr","fpr"), env=perf)
}
perf <- as.list(perf)
auc <- new.env()
for (index in 2:1)
{
assign(paste("a",index,sep=""), performance(pred[[index]],"auc"), env=auc)
}
auc <- as.list(auc)
auc.par <- new.env()
for (index in 2:1)
{
for (sigs in 2:1)
{
assign(paste("a",index,"s",sig2[sigs,index],sep=""), performance(pred[[index]],"auc",fpr.stop=sig2[sigs,index]), env=auc.par)
}
}
auc.par <- as.list(auc.par)
fin.auc <- matrix(NA,1,2)
for (index in 1:2)
{
fin.auc[,index] <- t(as.matrix(as.data.frame(attr(auc[[index]],"y.values"))))
}
coln <- names[3:4,]
colnames(fin.auc) <- coln
auc.final.20[i,jj,] <- fin.auc
auc.par.fin <- new.env()
for (index in 4:1)
{
assign(paste("a",index,sep=""),t(as.matrix(as.data.frame(attr(auc.par[[index]],"y.values")))),
,env=auc.par.fin)
}
auc.par.fin <- as.list(auc.par.fin)
auc.par.f <- as.data.frame(auc.par.fin)
auc.par.f <- array(as.vector(as.matrix(auc.par.f)), dim=c(2,2))
# rownames(auc.par.f) <- sig[1,]
colnames(auc.par.f) <- coln
auc.parcial.final.20.01[i,jj,] <- auc.par.f[2,]/sig2[2,1]
auc.parcial.final.20.05[i,jj,] <- auc.par.f[1,]/sig2[1,1]
# Valores de los estadísticos a un determinado valor de falsos positivos (alpha), eje x,
# error tipo I (alphas).
# Probabilidad de verdaderos positivos (potencia) de los estadísticos a un determinado
# valor de alpha, falsos positivos, eje x. error de tipo I (y.alphas).
alphas <- matrix(NA,2,2)
y.alphas <- matrix(NA,2,2)
for(k in 1:2)
{
for (gj in 1:2)
{
temp1 <- cbind(attr(perf[[gj]],"x.values")[[1]],attr(perf[[gj]],"y.values")[[1]],attr(perf[[gj]],"alpha.values")[[1]])
temp2 <- subset(temp1,temp1[,1] <= sig2[k,gj])
temp3 <- nrow(temp1)
temp4 <- nrow(temp2)
if (temp4 == 1) alphas[k,gj] <- temp1[(temp4+1),3] else alphas[k,gj] <- temp2[temp4,3]
if (temp4 == 1) y.alphas[k,gj] <- temp1[(temp4+1),2] else y.alphas[k,gj] <- temp2[temp4,2]
}
}
}

```

```

}
valor.indice.20.01[i,jj] <- alphas[2,]
valor.indice.20.05[i,jj] <- alphas[1,]
valor.verdaderos.20.01[i,jj] <- y.alphas[2,]
valor.verdaderos.20.05[i,jj] <- y.alphas[1,]
}
}
save(tie.final.20.01, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/20/tie.final.20.01.Rdata")
save(potencia.final.20.01, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/20/potencia.final.20.01.Rdata")
save(tie.final.20.05, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/20/tie.final.20.05.Rdata")
save(potencia.final.20.05, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/20/potencia.final.20.05.Rdata")
save(auc.final.20, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/20/auc.final.20.Rdata")
save(auc.parcial.final.20.01, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/20/auc.parcial.final.20.01.Rdata")
save(auc.parcial.final.20.05, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/20/auc.parcial.final.20.05.Rdata")
save(valor.indice.20.01, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/20/valor.indice.20.01.Rdata")
save(valor.indice.20.05, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/20/valor.indice.20.05.Rdata")
save(valor.verdaderos.20.01, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/20/valor.verdaderos.20.01.Rdata")
save(valor.verdaderos.20.05, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/20/valor.verdaderos.20.05.Rdata")
sig1 <- matrix(c(0.594,0.651,0.845,0.999),2,2)
sig2 <- matrix(c(0.05,0.01,0.05,0.01),2,2)
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/40/Bases.40.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/40/HTIJ.40.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/40/KSC.40.Rdata")
for (i in 1:200)
{
for (jj in 1:40)
{
dat <- BASES[[i]][[jj]]$FYC
ind <- cbind(KscCOPIA[[i]][[jj]],HtCOPIA[[i]][[jj]],[,3])
indices <- pre(dat,ind)
tie.del.grupo.01 <- matrix(NA,1,2)
for (j in 1:2)
{
tie.del.grupo.01[,j] <- tie(indices$no.copiadores,(j+2),sig1[2,j])
}
tie.final.40.01[i,jj] <- tie.del.grupo.01
potencia.del.grupo.01 <- matrix(NA,1,2)
for (j in 1:2)
{
potencia.del.grupo.01[,j] <- Power(indices$copiadores,(j+2),sig1[2,j])
}
potencia.final.40.01[i,jj] <- potencia.del.grupo.01
tie.del.grupo.05 <- matrix(NA,1,2)
for (j in 1:2)
{
tie.del.grupo.05[,j] <- tie(indices$no.copiadores,(j+2),sig1[1,j])
}
tie.final.40.05[i,jj] <- tie.del.grupo.05
potencia.del.grupo.05 <- matrix(NA,1,2)
for (j in 1:2)
{
potencia.del.grupo.05[,j] <- Power(indices$copiadores,(j+2),sig1[1,j])
}
potencia.final.40.05[i,jj] <- potencia.del.grupo.05
grupo <- rbind(indices$id.copiadores,indices$id.no.copiadores)
ind <- rbind(indices$copiadores,indices$no.copiadores)
inq <- ind[,3:4]
inw <- ind[,1:2]
ind <- cbind(inw,inq)
ind <- pre.ROC(cbind(ind,grupo))
grupo <- as.matrix(ind[,5])
ind <- ind[,1:4]
pred <- new.env()
for (index in 4:3)
{
assign(paste("a",(index-2),sep=""), prediction(ind[,index],grupo), env=pred)
}
pred <- as.list(pred)
perf <- new.env()
for (index in 2:1)
{
assign(paste("a",index,sep=""), performance(pred[[index]],"tpr","fpr"), env=perf)
}
perf <- as.list(perf)
auc <- new.env()
for (index in 2:1)
{
assign(paste("a",index,sep=""), performance(pred[[index]],"auc"), env=auc)
}
auc <- as.list(auc)
auc.par <- new.env()
for (index in 2:1)
{
for (sigs in 2:1)
{
assign(paste("a",index,"s",sig2[sigs,index],sep=""), performance(pred[[index]],"auc",fpr.stop=sig2[sigs,index]), env=auc.par)
}
}
auc.par <- as.list(auc.par)
fin.auc <- matrix(NA,1,2)
for (index in 1:2)
{
fin.auc[,index] <- t(as.matrix(as.data.frame(attr(auc[[index]],"y.values"))))
}
coln <- names[3:4,]

```

```

colnames(fin.auc) <- coln
auc.final.40[i,jj,] <- fin.auc
auc.par.fin <- new.env()
for (index in 4:1)
{
  assign(paste("a",index,sep=""),t(as.matrix(as.data.frame(attr(auc.par[[index]],"y.values"))))
  ,env=auc.par.fin)
}
auc.par.fin <- as.list(auc.par.fin)
auc.par.f <- as.data.frame(auc.par.fin)
auc.par.f <- array(as.vector(as.matrix(auc.par.f)), dim=c(2,2))
# rownames(auc.par.f) <- sig[1,]
colnames(auc.par.f) <- coln
auc.parcial.final.40.01[i,jj,] <- auc.par.f[2,]/sig2[2,1]
auc.parcial.final.40.05[i,jj,] <- auc.par.f[1,]/sig2[1,1]
# Valores de los estadísticos a un determinado valor de falsos positivos (alpha), eje x,
# error tipo I (alphas).
# Probabilidad de verdaderos positivos (potencia) de los estadísticos a un determinado
# valor de alpha, falsos positivos, eje x. error de tipo I (y.alphas).
alphas <- matrix(NA,2,2)
y.alphas <- matrix(NA,2,2)
for(k in 1:2)
{
  for (gj in 1:2)
  {
    temp1 <- cbind(attr(perf[[gj]],"x.values")[[1]],attr(perf[[gj]],"y.values")[[1]],attr(perf[[gj]],"alpha.values")[[1]])
    temp2 <- subset(temp1,temp1[,1] <= sig2[k,gj])
    temp3 <- nrow(temp1)
    temp4 <- nrow(temp2)
    if (temp4 == 1) alphas[k,gj] <- temp1[(temp4+1),3] else alphas[k,gj] <- temp2[temp4,3]
    if (temp4 == 1) y.alphas[k,gj] <- temp1[(temp4+1),2] else y.alphas[k,gj] <- temp2[temp4,2]
  }
}
valor.indice.40.01[i,jj,] <- alphas[2,]
valor.indice.40.05[i,jj,] <- alphas[1,]
valor.verdaderos.40.01[i,jj,] <- y.alphas[2,]
valor.verdaderos.40.05[i,jj,] <- y.alphas[1,]
}
}
save(tie.final.40.01, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/40/tie.final.40.01.Rdata")
save(potencia.final.40.01, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/40/potencia.final.40.01.Rdata")
save(tie.final.40.05, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/40/tie.final.40.05.Rdata")
save(potencia.final.40.05, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/40/potencia.final.40.05.Rdata")
save(auc.final.40, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/40/auc.final.40.Rdata")
save(auc.parcial.final.40.01, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/40/auc.parcial.final.40.01.Rdata")
save(auc.parcial.final.40.05, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/40/auc.parcial.final.40.05.Rdata")
save(valor.indice.40.01, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/40/valor.indice.40.01.Rdata")
save(valor.indice.40.05, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/40/valor.indice.40.05.Rdata")
save(valor.verdaderos.40.01, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/40/valor.verdaderos.40.01.Rdata")
save(valor.verdaderos.40.05, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/40/valor.verdaderos.40.05.Rdata")
sig1 <- matrix(c(0.573,0.625,0.69,0.895),2,2)
sig2 <- matrix(c(0.05,0.01,0.05,0.01),2,2)
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/60/Bases.60.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/60/HTIJ.60.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/60/KSC.60.Rdata")
for (i in 1:200)
{
  for (jj in 1:60)
  {
    dat <- BASES[[i]][[jj]]$FYC
    ind <- cbind(KscCOPIA[[i]][[jj]],HtCOPIA[[i]][[jj]][,3])
    indices <- pre(dat,ind)
    tie.del.grupo.01 <- matrix(NA,1,2)
    for (j in 1:2)
    {
      tie.del.grupo.01[j,] <- tie(indices$no.copiadores,(j+2),sig1[2,j])
    }
    tie.final.60.01[i,jj,] <- tie.del.grupo.01
    potencia.del.grupo.01 <- matrix(NA,1,2)
    for (j in 1:2)
    {
      potencia.del.grupo.01[j,] <- Power(indices$copiadores,(j+2),sig1[2,j])
    }
    potencia.final.60.01[i,jj,] <- potencia.del.grupo.01
    tie.del.grupo.05 <- matrix(NA,1,2)
    for (j in 1:2)
    {
      tie.del.grupo.05[j,] <- tie(indices$no.copiadores,(j+2),sig1[1,j])
    }
    tie.final.60.05[i,jj,] <- tie.del.grupo.05
    potencia.del.grupo.05 <- matrix(NA,1,2)
    for (j in 1:2)
    {
      potencia.del.grupo.05[j,] <- Power(indices$copiadores,(j+2),sig1[1,j])
    }
    potencia.final.60.05[i,jj,] <- potencia.del.grupo.05
    grupo <- rbind(indices$id.copiadores,indices$id.no.copiadores)
    ind <- rbind(indices$copiadores,indices$no.copiadores)
    inq <- ind[,3:4]
    inw <- ind[,1:2]
    ind <- cbind(inw,inq)
    ind <- pre.ROC(cbind(ind,grupo))
    grupo <- as.matrix(ind[,5])
    ind <- ind[,1:4]
    pred <- new.env()
  }
}

```

```

for (index in 4:3)
{
assign(paste("a", (index-2), sep=""), prediction(ind[,index], grupo), env=pred)
}
pred <- as.list(pred)
perf <- new.env()
for (index in 2:1)
{
assign(paste("a", index, sep=""), performance(pred[[index]], "tpr", "fpr"), env=perf)
}
perf <- as.list(perf)
auc <- new.env()
for (index in 2:1)
{
assign(paste("a", index, sep=""), performance(pred[[index]], "auc"), env=auc)
}
auc <- as.list(auc)
auc.par <- new.env()
for (index in 2:1)
{
for (sigs in 2:1)
{
assign(paste("a", index, "s", sig2[sigs, index], sep=""), performance(pred[[index]], "auc", fpr.stop=sig2[sigs, index]), env=auc.par)
}
}
auc.par <- as.list(auc.par)
fin.auc <- matrix(NA, 1, 2)
for (index in 1:2)
{
fin.auc[, index] <- t(as.matrix(as.data.frame(attr(auc[[index]], "y.values"))))
}
coln <- names[3:4,]
colnames(fin.auc) <- coln
auc.final.60[i, jj,] <- fin.auc
auc.par.fin <- new.env()
for (index in 4:1)
{
assign(paste("a", index, sep=""), t(as.matrix(as.data.frame(attr(auc.par[[index]], "y.values"))))
, env=auc.par.fin)
}
auc.par.fin <- as.list(auc.par.fin)
auc.par.f <- as.data.frame(auc.par.fin)
auc.par.f <- array(as.vector(as.matrix(auc.par.f)), dim=c(2, 2))
# rownames(auc.par.f) <- sig[1,]
colnames(auc.par.f) <- coln
auc.parcial.final.60.01[i, jj,] <- auc.par.f[2,]/sig2[2,1]
auc.parcial.final.60.05[i, jj,] <- auc.par.f[1,]/sig2[1,1]
# Valores de los estadísticos a un determinado valor de falsos positivos (alpha), eje x,
# error tipo I (alphas).
# Probabilidad de verdaderos positivos (potencia) de los estadísticos a un determinado
# valor de alpha, falsos positivos, eje x. error de tipo I (y.alphas).
alphas <- matrix(NA, 2, 2)
y.alphas <- matrix(NA, 2, 2)
for(k in 1:2)
{
for (gj in 1:2)
{
temp1 <- cbind(attr(perf[[gj]], "x.values")[[1]], attr(perf[[gj]], "y.values")[[1]], attr(perf[[gj]], "alpha.values")[[1]])
temp2 <- subset(temp1, temp1[,1] <= sig2[k, gj])
temp3 <- nrow(temp1)
temp4 <- nrow(temp2)
if (temp4 == 1) alphas[k, gj] <- temp1[(temp4+1), 3] else alphas[k, gj] <- temp2[temp4, 3]
if (temp4 == 1) y.alphas[k, gj] <- temp1[(temp4+1), 2] else y.alphas[k, gj] <- temp2[temp4, 2]
}
}
valor.indice.60.01[i, jj,] <- alphas[2,]
valor.indice.60.05[i, jj,] <- alphas[1,]
valor.verdaderos.60.01[i, jj,] <- y.alphas[2,]
valor.verdaderos.60.05[i, jj,] <- y.alphas[1,]
}
}
save(tie.final.60.01, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/60/tie.final.60.01.Rdata")
save(potencia.final.60.01, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/60/potencia.final.60.01.Rdata")
save(tie.final.60.05, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/60/tie.final.60.05.Rdata")
save(potencia.final.60.05, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/60/potencia.final.60.05.Rdata")
save(auc.final.60, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/60/auc.final.60.Rdata")
save(auc.parcial.final.60.01, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/60/auc.parcial.final.60.01.Rdata")
save(auc.parcial.final.60.05, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/60/auc.parcial.final.60.05.Rdata")
save(valor.indice.60.01, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/60/valor.indice.60.01.Rdata")
save(valor.indice.60.05, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/60/valor.indice.60.05.Rdata")
save(valor.verdaderos.60.01, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/60/valor.verdaderos.60.01.Rdata")
save(valor.verdaderos.60.05, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/60/valor.verdaderos.60.05.Rdata")
sig1 <- matrix(c(0.577, 0.624, 0.635, 0.837), 2, 2)
sig2 <- matrix(c(0.05, 0.01, 0.05, 0.01), 2, 2)
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/80/Bases.80.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/80/HTIJ.80.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/80/KSC.80.Rdata")
for (i in 1:200)
{
for (jj in 1:80)
{
dat <- BASES[[i]][[jj]]$FYC
ind <- cbind(KscCOPIA[[i]][[jj]], HtCOPIA[[i]][[jj]][, 3])
indices <- pre(dat, ind)
tie.del.grupo.01 <- matrix(NA, 1, 2)

```

```

for (j in 1:2)
{
  tie.del.grupo.01[,j] <- tie(indices$no.copiadores,(j+2),sig1[2,j])
}
tie.final.80.01[i,jj,] <- tie.del.grupo.01
potencia.del.grupo.01 <- matrix(NA,1,2)
for (j in 1:2)
{
  potencia.del.grupo.01[,j] <- Power(indices$copiadores,(j+2),sig1[2,j])
}
potencia.final.80.01[i,jj,] <- potencia.del.grupo.01
tie.del.grupo.05 <- matrix(NA,1,2)
for (j in 1:2)
{
  tie.del.grupo.05[,j] <- tie(indices$no.copiadores,(j+2),sig1[1,j])
}
tie.final.80.05[i,jj,] <- tie.del.grupo.05
potencia.del.grupo.05 <- matrix(NA,1,2)
for (j in 1:2)
{
  potencia.del.grupo.05[,j] <- Power(indices$copiadores,(j+2),sig1[1,j])
}
potencia.final.80.05[i,jj,] <- potencia.del.grupo.05
grupo <- rbind(indices$id.copiadores,indices$id.no.copiadores)
ind <- rbind(indices$copiadores,indices$no.copiadores)
inq <- ind[,3:4]
inw <- ind[,1:2]
ind <- cbind(inw,inq)
ind <- pre.ROC(cbind(ind,grupo))
grupo <- as.matrix(ind[,5])
ind <- ind[,1:4]
pred <- new.env()
for (index in 4:3)
{
  assign(paste("a", (index-2), sep=""), prediction(ind[[index]], grupo), env=pred)
}
pred <- as.list(pred)
perf <- new.env()
for (index in 2:1)
{
  assign(paste("a", index, sep=""), performance(pred[[index]], "tpr", "fpr"), env=perf)
}
perf <- as.list(perf)
auc <- new.env()
for (index in 2:1)
{
  assign(paste("a", index, sep=""), performance(pred[[index]], "auc"), env=auc)
}
auc <- as.list(auc)
auc.par <- new.env()
for (index in 2:1)
{
  for (sigs in 2:1)
  {
    assign(paste("a", index, "s", sig2[sigs, index], sep=""), performance(pred[[index]], "auc", fpr.stop=sig2[sigs, index]), env=auc.par)
  }
}
auc.par <- as.list(auc.par)
fin.auc <- matrix(NA,1,2)
for (index in 1:2)
{
  fin.auc[[index]] <- t(as.matrix(as.data.frame(attr(auc[[index]], "y.values"))))
}
coln <- names[3:4,]
colnames(fin.auc) <- coln
auc.final.80[i,jj,] <- fin.auc
auc.par.fin <- new.env()
for (index in 4:1)
{
  assign(paste("a", index, sep=""), t(as.matrix(as.data.frame(attr(auc.par[[index]], "y.values")))), env=auc.par.fin)
}
auc.par.fin <- as.list(auc.par.fin)
auc.par.f <- as.data.frame(auc.par.fin)
auc.par.f <- array(as.vector(as.matrix(auc.par.f)), dim=c(2,2))
# rownames(auc.par.f) <- sig[1]
colnames(auc.par.f) <- coln
auc.parcial.final.80.01[i,jj,] <- auc.par.f[2,]/sig2[2,1]
auc.parcial.final.80.05[i,jj,] <- auc.par.f[1,]/sig2[1,1]
# Valores de los estadísticos a un determinado valor de falsos positivos (alpha), eje x,
# error tipo I (alphas).
# Probabilidad de verdaderos positivos (potencia) de los estadísticos a un determinado
# valor de alpha, falsos positivos, eje x. error de tipo I (y.alphas).
alphas <- matrix(NA,2,2)
y.alphas <- matrix(NA,2,2)
for(k in 1:2)
{
  for (gj in 1:2)
  {
    temp1 <- cbind(attr(perf[[gj]], "x.values")[[1]], attr(perf[[gj]], "y.values")[[1]], attr(perf[[gj]], "alpha.values")[[1]])
    temp2 <- subset(temp1, temp1[,1] <= sig2[k, gj])
    temp3 <- nrow(temp1)
    temp4 <- nrow(temp2)
    if (temp4 == 1) alphas[k, gj] <- temp1[(temp4+1), 3] else alphas[k, gj] <- temp2[temp4, 3]
    if (temp4 == 1) y.alphas[k, gj] <- temp1[(temp4+1), 2] else y.alphas[k, gj] <- temp2[temp4, 2]
  }
}

```

```

}
}
valor.indice.80.01[i,jj,] <- alphas[2,]
valor.indice.80.05[i,jj,] <- alphas[1,]
valor.verdaderos.80.01[i,jj,] <- y.alphas[2,]
valor.verdaderos.80.05[i,jj,] <- y.alphas[1,]
}
}
save(tie.final.80.01, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/80/tie.final.80.01.Rdata")
save(potencia.final.80.01, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/80/potencia.final.80.01.Rdata")
save(tie.final.80.05, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/80/tie.final.80.05.Rdata")
save(potencia.final.80.05, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/80/potencia.final.80.05.Rdata")
save(auc.final.80, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/80/auc.final.80.Rdata")
save(auc.parcial.final.80.01, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/80/auc.parcial.final.80.01.Rdata")
save(auc.parcial.final.80.05, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/80/auc.parcial.final.80.05.Rdata")
save(valor.indice.80.01, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/80/valor.indice.80.01.Rdata")
save(valor.indice.80.05, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/80/valor.indice.80.05.Rdata")
save(valor.verdaderos.80.01, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/80/valor.verdaderos.80.01.Rdata")
save(valor.verdaderos.80.05, file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/4 opciones/80/valor.verdaderos.80.05.Rdata")

```

9.6.4. funciones - Sacar TIE y POWER .R

```

# Procedimiento para calcular la proporción de Error de Tipo I y
# potencia del estadístico de copia.
#
# tie <- function(ind,index,sig)
# {
# temp1 <- subset(ind, fuente != copia,select= c("fuente","copia",names(ind[index])))
# temp2 <- nrow(temp1)
# temp3 <- subset(temp1, temp1[3] > sig,select= c("fuente","copia",names(temp1[3])))
# temp4 <- nrow(temp3)
# tief <- temp4/temp2
# }
# Power <- function(ind,index,sig)
# {
# temp1 <- nrow(ind)
# temp2 <- subset(ind, ind[index] > sig,select= c("fuente","copia",names(ind[index])))
# temp3 <- nrow(temp2)
# pow <- temp3/temp1
# }
# Procedimiento para preparar los datos para las curvas ROC, la base de índices no
# tiene en cuenta la parejas del mismo sujeto
pre.ROC <- function(ind)
# {
# temp1 <- subset(ind, fuente != copia,select= names(ind))
# temp1
# }

```

9.6.5. Identificación del grupo - coprador.no coprador-.R

```

# Función para poder calcular la potencia, el error de tipo I y proporción
# de copidores
#
# =====
pre <- function(dat,ind)
# {
# ncop <- nrow(dat)
# dat <- dat[,1:2]
# if (ncop == 1) dat <- t(as.matrix(dat))
# temp0 <- matrix(NA,1,ncol(ind))
# temp1 <- matrix(NA,1,ncol(ind))
# temp2 <- matrix(NA,1,ncol(ind))
# colnames(temp0) <- names(ind)
# colnames(temp1) <- names(ind)
# colnames(temp2) <- names(ind)
# for(i in 1:ncop)
# {
# pow <- subset(ind, fuente == dat[i,1] & copia == dat[i,2])
# temp1 <- rbind(temp1,pow)
# }
# temp1 <- subset(temp1, temp1[,1] != "NA")
# for(i in 1:ncop)
# {
# pow <- subset(ind, fuente == dat[i,2] & copia == dat[i,1])
# temp0 <- rbind(temp0,pow)
# }
# temp0 <- subset(temp0, temp0[,1] != "NA")
# for(i in 1:ncop)
# {
# ind <- subset(ind, rownames(ind) != rownames(temp1[i,]))
# ind <- subset(ind, rownames(ind) != rownames(temp0[i,]))
# }
# temp2 <- nrow(ind)
# temp3 <- as.matrix(rep(1,ncop))
# temp4 <- as.matrix(rep(0,temp2))
# temp5 <- list(copidores=temp1, no.copidores=ind, id.copidores=temp3,id.no.copidores=temp4)
# }

```

```
temp5
}
```

9.6.6. Graficas por ggplot2 5 opciones.R

```
# Aca comienzas el análisis de los resultados del as simulaciones del estudio3
library(ggplot2)
library(pastecs)
options(scipen=100)
options(digits=2)
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/20/tie.final.20.01.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/20/potencia.final.20.01.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/20/tie.final.20.05.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/20/potencia.final.20.05.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/20/auc.final.20.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/20/auc.parcial.final.20.01.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/20/auc.parcial.final.20.05.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/20/valor.indice.20.01.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/20/valor.indice.20.05.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/20/valor.verdaderos.20.01.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/20/valor.verdaderos.20.05.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/40/tie.final.40.01.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/40/potencia.final.40.01.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/40/tie.final.40.05.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/40/potencia.final.40.05.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/40/auc.final.40.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/40/auc.parcial.final.40.01.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/40/auc.parcial.final.40.05.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/40/valor.indice.40.01.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/40/valor.indice.40.05.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/40/valor.verdaderos.40.01.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/40/valor.verdaderos.40.05.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/60/tie.final.60.01.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/60/potencia.final.60.01.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/60/tie.final.60.05.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/60/potencia.final.60.05.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/60/auc.final.60.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/60/auc.parcial.final.60.01.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/60/auc.parcial.final.60.05.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/60/valor.indice.60.01.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/60/valor.indice.60.05.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/60/valor.verdaderos.60.01.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/60/valor.verdaderos.60.05.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/80/tie.final.80.01.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/80/potencia.final.80.01.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/80/tie.final.80.05.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/80/potencia.final.80.05.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/80/auc.final.80.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/80/auc.parcial.final.80.01.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/80/auc.parcial.final.80.05.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/80/valor.indice.80.01.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/80/valor.indice.80.05.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/80/valor.verdaderos.80.01.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/80/valor.verdaderos.80.05.Rdata")
cnombre <- as.matrix(c("Ksc.01", "Htij.01", "Ksc.05", "Htij.05"))
auncnombre <- as.matrix(c("Ksc", "Htij"))
# -----
# 20
fnombre <- as.matrix(seq(1,20,1))
tie.final.20 <- cbind(
as.matrix(apply(tie.final.20.01[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(tie.final.20.01[,2],2,mean)),
as.matrix(apply(tie.final.20.05[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(tie.final.20.05[,2],2,mean)))
colnames(tie.final.20) <- cnombre
rownames(tie.final.20) <- fnombre
potencia.final.20 <- cbind(
as.matrix(apply(potencia.final.20.01[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(potencia.final.20.01[,2],2,mean)),
as.matrix(apply(potencia.final.20.05[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(potencia.final.20.05[,2],2,mean)))
colnames(potencia.final.20) <- cnombre
rownames(potencia.final.20) <- fnombre
auc.final.it.20 <- cbind(
as.matrix(apply(auc.final.20[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(auc.final.20[,2],2,mean)))
colnames(auc.final.it.20) <- auncnombre
rownames(auc.final.it.20) <- fnombre
auc.parcial.final.20 <- cbind(
as.matrix(apply(auc.parcial.final.20.01[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(auc.parcial.final.20.01[,2],2,mean)),
as.matrix(apply(auc.parcial.final.20.05[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(auc.parcial.final.20.05[,2],2,mean)))
colnames(auc.parcial.final.20) <- cnombre
rownames(auc.parcial.final.20) <- fnombre
valor.verdaderos.20 <- cbind(
as.matrix(apply(valor.verdaderos.20.01[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(valor.verdaderos.20.01[,2],2,mean)),
as.matrix(apply(valor.verdaderos.20.05[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(valor.verdaderos.20.05[,2],2,mean)))
colnames(valor.verdaderos.20) <- cnombre
```

```

rownames(valor.verdaderos.20) <- fnombre
valor.indice.20 <- cbind(
as.matrix(apply(valor.indice.20.01[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(valor.indice.20.01[,2],2,mean)),
as.matrix(apply(valor.indice.20.05[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(valor.indice.20.05[,2],2,mean)))
colnames(valor.indice.20) <- cnombre
rownames(valor.indice.20) <- fnombre
# -----
# 40
fnombre <- as.matrix(seq(1,40,1))
tie.final.40 <- cbind(
as.matrix(apply(tie.final.40.01[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(tie.final.40.01[,2],2,mean)),
as.matrix(apply(tie.final.40.05[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(tie.final.40.05[,2],2,mean)))
colnames(tie.final.40) <- cnombre
rownames(tie.final.40) <- fnombre
potencia.final.40 <- cbind(
as.matrix(apply(potencia.final.40.01[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(potencia.final.40.01[,2],2,mean)),
as.matrix(apply(potencia.final.40.05[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(potencia.final.40.05[,2],2,mean)))
colnames(potencia.final.40) <- cnombre
rownames(potencia.final.40) <- fnombre
auc.final.it.40 <- cbind(
as.matrix(apply(auc.final.40[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(auc.final.40[,2],2,mean)))
colnames(auc.final.it.40) <- aucnombre
rownames(auc.final.it.40) <- fnombre
auc.parcial.final.40 <- cbind(
as.matrix(apply(auc.parcial.final.40.01[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(auc.parcial.final.40.01[,2],2,mean)),
as.matrix(apply(auc.parcial.final.40.05[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(auc.parcial.final.40.05[,2],2,mean)))
colnames(auc.parcial.final.40) <- cnombre
rownames(auc.parcial.final.40) <- fnombre
valor.verdaderos.40 <- cbind(
as.matrix(apply(valor.verdaderos.40.01[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(valor.verdaderos.40.01[,2],2,mean)),
as.matrix(apply(valor.verdaderos.40.05[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(valor.verdaderos.40.05[,2],2,mean)))
colnames(valor.verdaderos.40) <- cnombre
rownames(valor.verdaderos.40) <- fnombre
valor.indice.40 <- cbind(
as.matrix(apply(valor.indice.40.01[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(valor.indice.40.01[,2],2,mean)),
as.matrix(apply(valor.indice.40.05[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(valor.indice.40.05[,2],2,mean)))
colnames(valor.indice.40) <- cnombre
rownames(valor.indice.40) <- fnombre
# -----
# 60
fnombre <- as.matrix(seq(1,60,1))
tie.final.60 <- cbind(
as.matrix(apply(tie.final.60.01[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(tie.final.60.01[,2],2,mean)),
as.matrix(apply(tie.final.60.05[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(tie.final.60.05[,2],2,mean)))
colnames(tie.final.60) <- cnombre
rownames(tie.final.60) <- fnombre
potencia.final.60 <- cbind(
as.matrix(apply(potencia.final.60.01[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(potencia.final.60.01[,2],2,mean)),
as.matrix(apply(potencia.final.60.05[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(potencia.final.60.05[,2],2,mean)))
colnames(potencia.final.60) <- cnombre
rownames(potencia.final.60) <- fnombre
auc.final.it.60 <- cbind(
as.matrix(apply(auc.final.60[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(auc.final.60[,2],2,mean)))
colnames(auc.final.it.60) <- aucnombre
rownames(auc.final.it.60) <- fnombre
auc.parcial.final.60 <- cbind(
as.matrix(apply(auc.parcial.final.60.01[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(auc.parcial.final.60.01[,2],2,mean)),
as.matrix(apply(auc.parcial.final.60.05[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(auc.parcial.final.60.05[,2],2,mean)))
colnames(auc.parcial.final.60) <- cnombre
rownames(auc.parcial.final.60) <- fnombre
valor.verdaderos.60 <- cbind(
as.matrix(apply(valor.verdaderos.60.01[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(valor.verdaderos.60.01[,2],2,mean)),
as.matrix(apply(valor.verdaderos.60.05[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(valor.verdaderos.60.05[,2],2,mean)))
colnames(valor.verdaderos.60) <- cnombre
rownames(valor.verdaderos.60) <- fnombre
valor.indice.60 <- cbind(
as.matrix(apply(valor.indice.60.01[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(valor.indice.60.01[,2],2,mean)),
as.matrix(apply(valor.indice.60.05[,1],2,mean)),
as.matrix(apply(valor.indice.60.05[,2],2,mean)))
colnames(valor.indice.60) <- cnombre
rownames(valor.indice.60) <- fnombre
# -----

```

```

# 80
fnombre <- as.matrix(seq(1,80,1))
tie.final.80 <- cbind(
  as.matrix(apply(tie.final.80.01[,1],2,mean)),
  as.matrix(apply(tie.final.80.01[,2],2,mean)),
  as.matrix(apply(tie.final.80.05[,1],2,mean)),
  as.matrix(apply(tie.final.80.05[,2],2,mean)))
colnames(tie.final.80) <- cnombre
rownames(tie.final.80) <- fnombre
potencia.final.80 <- cbind(
  as.matrix(apply(potencia.final.80.01[,1],2,mean)),
  as.matrix(apply(potencia.final.80.01[,2],2,mean)),
  as.matrix(apply(potencia.final.80.05[,1],2,mean)),
  as.matrix(apply(potencia.final.80.05[,2],2,mean)))
colnames(potencia.final.80) <- cnombre
rownames(potencia.final.80) <- fnombre
auc.final.it.80 <- cbind(
  as.matrix(apply(auc.final.80[,1],2,mean)),
  as.matrix(apply(auc.final.80[,2],2,mean)))
colnames(auc.final.it.80) <- aucnombre
rownames(auc.final.it.80) <- fnombre
auc.parcial.final.80 <- cbind(
  as.matrix(apply(auc.parcial.final.80.01[,1],2,mean)),
  as.matrix(apply(auc.parcial.final.80.01[,2],2,mean)),
  as.matrix(apply(auc.parcial.final.80.05[,1],2,mean)),
  as.matrix(apply(auc.parcial.final.80.05[,2],2,mean)))
colnames(auc.parcial.final.80) <- cnombre
rownames(auc.parcial.final.80) <- fnombre
valor.verdaderos.80 <- cbind(
  as.matrix(apply(valor.verdaderos.80.01[,1],2,mean)),
  as.matrix(apply(valor.verdaderos.80.01[,2],2,mean)),
  as.matrix(apply(valor.verdaderos.80.05[,1],2,mean)),
  as.matrix(apply(valor.verdaderos.80.05[,2],2,mean)))
colnames(valor.verdaderos.80) <- cnombre
rownames(valor.verdaderos.80) <- fnombre
valor.indice.80 <- cbind(
  as.matrix(apply(valor.indice.80.01[,1],2,mean)),
  as.matrix(apply(valor.indice.80.01[,2],2,mean)),
  as.matrix(apply(valor.indice.80.05[,1],2,mean)),
  as.matrix(apply(valor.indice.80.05[,2],2,mean)))
colnames(valor.indice.80) <- cnombre
rownames(valor.indice.80) <- fnombre
# =====
# =====
# Compilación de resultados . Todo expresado en una escala de porcentajes
# para el KSC
#
# =====
# =====
porcentaje <- as.matrix(as.matrix(seq(0,100,5)) [2:21,])
para.20 <- as.matrix(seq(1,20,1))
para.40 <- as.matrix(as.matrix(seq(0,40,2)) [2:21,])
para.60 <- as.matrix(as.matrix(seq(0,60,3)) [2:21,])
para.80 <- as.matrix(as.matrix(seq(0,80,4)) [2:21,])
cnombre <- as.matrix(c("20 items", "40 items", "60 items", "80 items"))
fnombre <- porcentaje
previous_theme <- theme_set(theme_bw())
# potencia.final y error de tipo I .01
potencia.final.Ksc.01 <- rbind(
  as.matrix(potencia.final.20[1,]),
  as.matrix(potencia.final.40[para.40,1]),
  as.matrix(potencia.final.60[para.60,1]),
  as.matrix(potencia.final.80[para.80,1]))
rownames(potencia.final.Ksc.01) <- seq(1,80,1)
potencia.final.Ksc.01 <- as.data.frame(potencia.final.Ksc.01)
porcentaje <- as.matrix(as.matrix(seq(0,100,5)) [2:21,])
cnombre <- as.matrix(c("20 items", "40 items", "60 items", "80 items"))
fnombre <- porcentaje
potencia.final.Ksc.01 <- cbind(as.factor(rep(fnombre,4)),
  as.factor(rbind(as.matrix(rep("20 items",20)),as.matrix(rep("40 items",20)),as.matrix(rep("60 items",20)),as.matrix(rep("80 items",20))))),
  potencia.final.Ksc.01)
templ<- as.matrix(colnames(potencia.final.Ksc.01))
templ[1,] <- "Porcentaje.de.copia"
templ[2,] <- "Test"
templ[3,] <- "Media.de.la.Potencia.del.Ksc"
colnames(potencia.final.Ksc.01) <- templ
power.01 <- ggplot(potencia.final.Ksc.01, aes(colour=Test, y=Media.de.la.Potencia.del.Ksc, x=Porcentaje.de.copia))
grpower.01 <- power.01 + geom_point() + geom_line(aes(group=Test),size = 1)+
  xlab("Porcentaje de items copiados") + ylab("Media de la potencia del Ksc a 0.01") +
  opts(axis.title.x = theme_text(size = 12,face = "bold")) +
  opts(axis.title.y = theme_text(size = 12,face = "bold",angle = 90))
tie.final.Ksc.01 <- rbind(
  as.matrix(tie.final.20[,1]),
  as.matrix(tie.final.40[para.40,1]),
  as.matrix(tie.final.60[para.60,1]),
  as.matrix(tie.final.80[para.80,1]))
rownames(tie.final.Ksc.01) <- seq(1,80,1)
tie.final.Ksc.01 <- as.data.frame(tie.final.Ksc.01)
porcentaje <- as.matrix(as.matrix(seq(0,100,5)) [2:21,])
cnombre <- as.matrix(c("20 items", "40 items", "60 items", "80 items"))
fnombre <- porcentaje
tie.final.Ksc.01 <- cbind(as.factor(rep(fnombre,4)),
  as.factor(rbind(as.matrix(rep("20 items",20)),as.matrix(rep("40 items",20)),as.matrix(rep("60 items",20)),as.matrix(rep("80 items",20))))),
  tie.final.Ksc.01)
templ<- as.matrix(colnames(tie.final.Ksc.01))

```

```

temp1[1,] <- "Porcentaje.de.copia"
temp1[2,] <- "Test"
temp1[3,] <- "Media.del.Error.de.Tipo.I.del.Ksc"
colnames(tie.final.Ksc.01) <- temp1
tie.01 <- ggplot(tie.final.Ksc.01, aes(colour=Test, y=Media.del.Error.de.Tipo.I.del.Ksc, x=Porcentaje.de.copia))
gratie.01 <- tie.01 + geom_point() + geom_line(aes(group=Test),size = 1) + geom_hline(yintercept=.01, colour = "black", size = 1) +
xlab("Porcentaje de items copiados") + ylab("Media del Error de Tipo I del Ksc a 0.01") +
opts(axis.title.x = theme_text(size = 12,face = "bold")) +
opts(axis.title.y = theme_text(size = 12,face = "bold",angle = 90)) + ylim(0,0.15)
# potencia.final y error de tipo I .05
potencia.final.Ksc.05 <- rbind(
as.matrix(potencia.final.20[,3]),
as.matrix(potencia.final.40[para.40,3]),
as.matrix(potencia.final.60[para.60,3]),
as.matrix(potencia.final.80[para.80,3]))
rownames(potencia.final.Ksc.05) <- seq(1,80,1)
potencia.final.Ksc.05 <- as.data.frame(potencia.final.Ksc.05)
porcentaje <- as.matrix(as.matrix(seq(0,100,5))[2:21,])
fnombre <- as.matrix(c("20 items","40 items","60 items","80 items"))
fnombre <- porcentaje
potencia.final.Ksc.05 <- cbind(as.factor(rep(fnombre,4)),
as.factor(rbind(as.matrix(rep("20 items",20)),as.matrix(rep("40 items",20)),as.matrix(rep("60 items",20)),as.matrix(rep("80 items",20))))),
potencia.final.Ksc.05)
temp1<- as.matrix(colnames(potencia.final.Ksc.05))
temp1[1,] <- "Porcentaje.de.copia"
temp1[2,] <- "Test"
temp1[3,] <- "Media.de.la.Potencia.del.Ksc"
colnames(potencia.final.Ksc.05) <- temp1
power.05 <- ggplot(potencia.final.Ksc.05, aes(colour=Test, y=Media.de.la.Potencia.del.Ksc, x=Porcentaje.de.copia))
grapower.05 <- power.05 + geom_point() + geom_line(aes(group=Test),size = 1) +
xlab("Porcentaje de items copiados") + ylab("Media de la potencia del Ksc a 0.05") +
opts(axis.title.x = theme_text(size = 12,face = "bold")) +
opts(axis.title.y = theme_text(size = 12,face = "bold",angle = 90))
tie.final.Ksc.05 <- rbind(
as.matrix(tie.final.20[,3]),
as.matrix(tie.final.40[para.40,3]),
as.matrix(tie.final.60[para.60,3]),
as.matrix(tie.final.80[para.80,3]))
rownames(tie.final.Ksc.05) <- seq(1,80,1)
tie.final.Ksc.05 <- as.data.frame(tie.final.Ksc.05)
porcentaje <- as.matrix(as.matrix(seq(0,100,5))[2:21,])
cnombre <- as.matrix(c("20 items","40 items","60 items","80 items"))
fnombre <- porcentaje
tie.final.Ksc.05 <- cbind(as.factor(rep(fnombre,4)),
as.factor(rbind(as.matrix(rep("20 items",20)),as.matrix(rep("40 items",20)),as.matrix(rep("60 items",20)),as.matrix(rep("80 items",20))))),
tie.final.Ksc.05)
temp1<- as.matrix(colnames(tie.final.Ksc.05))
temp1[1,] <- "Porcentaje.de.copia"
temp1[2,] <- "Test"
temp1[3,] <- "Media.del.Error.de.Tipo.I.del.Ksc"
colnames(tie.final.Ksc.05) <- temp1
tie.05 <- ggplot(tie.final.Ksc.05, aes(colour=Test, y=Media.del.Error.de.Tipo.I.del.Ksc, x=Porcentaje.de.copia))
gratie.05 <- tie.05 + geom_point() + geom_line(aes(group=Test),size = 1) + geom_hline(yintercept=.05, colour = "black", size = 1) +
xlab("Porcentaje de items copiados") + ylab("Media del Error de Tipo I del Ksc a 0.05") +
opts(axis.title.x = theme_text(size = 12,face = "bold")) +
opts(axis.title.y = theme_text(size = 12,face = "bold",angle = 90)) + ylim(0,0.15)
# AUC
auc.final.Ksc <- rbind(
as.matrix(auc.final.it.20[,1]),
as.matrix(auc.final.it.40[para.40,1]),
as.matrix(auc.final.it.60[para.60,1]),
as.matrix(auc.final.it.80[para.80,1]))
rownames(auc.final.Ksc) <- seq(1,80,1)
auc.final.Ksc <- as.data.frame(auc.final.Ksc)
porcentaje <- as.matrix(as.matrix(seq(0,100,5))[2:21,])
cnombre <- as.matrix(c("20 items","40 items","60 items","80 items"))
fnombre <- porcentaje
auc.final.Ksc <- cbind(as.factor(rep(fnombre,4)),
as.factor(rbind(as.matrix(rep("20 items",20)),as.matrix(rep("40 items",20)),as.matrix(rep("60 items",20)),as.matrix(rep("80 items",20))))),
auc.final.Ksc)
temp1<- as.matrix(colnames(auc.final.Ksc))
temp1[1,] <- "Porcentaje.de.copia"
temp1[2,] <- "Test"
temp1[3,] <- "Media.de.AUC.del.Ksc"
colnames(auc.final.Ksc) <- temp1
auc <- ggplot(auc.final.Ksc, aes(colour=Test, y=Media.de.AUC.del.Ksc, x=Porcentaje.de.copia))
graauc <- auc + geom_point() + geom_line(aes(group=Test),size = 1) +
xlab("Porcentaje de items copiados") + ylab("Media de AUC para el Ksc") +
opts(axis.title.x = theme_text(size = 12,face = "bold")) +
opts(axis.title.y = theme_text(size = 12,face = "bold",angle = 90))+ ylim(0,1)
# AUC parcial estandarizado a .01
auc.parcial.final.Ksc.01 <- rbind(
as.matrix(auc.parcial.final.20[,1]),
as.matrix(auc.parcial.final.40[para.40,1]),
as.matrix(auc.parcial.final.60[para.60,1]),
as.matrix(auc.parcial.final.80[para.80,1]))
rownames(auc.parcial.final.Ksc.01) <- seq(1,80,1)
auc.parcial.final.Ksc.01 <- as.data.frame(auc.parcial.final.Ksc.01)
porcentaje <- as.matrix(as.matrix(seq(0,100,5))[2:21,])
cnombre <- as.matrix(c("20 items","40 items","60 items","80 items"))
fnombre <- porcentaje
auc.parcial.final.Ksc.01 <- cbind(as.factor(rep(fnombre,4)),
as.factor(rbind(as.matrix(rep("20 items",20)),as.matrix(rep("40 items",20)),as.matrix(rep("60 items",20)),as.matrix(rep("80 items",20))))),
auc.parcial.final.Ksc.01)
temp1<- as.matrix(colnames(auc.parcial.final.Ksc.01))

```

```

templ[1,] <- "Porcentaje.de.copia"
templ[2,] <- "Test"
templ[3,] <- "Media.del.AUC.parcial.Estandarizado.para.el.Ksc"
colnames(auc.parcial.final.Ksc.01) <- templ
auc.parcial.01 <- ggplot(auc.parcial.final.Ksc.01, aes(colour=Test, y=Media.del.AUC.parcial.Estandarizado.para.el.Ksc, x=Porcentaje.de.copia))
grauc.par.01 <- auc.parcial.01 + geom_point() + geom_line(aes(group=Test),size = 1) +
xlab("Porcentaje de items copiados") + ylab("Media del AUC Parcial Estandarizado para el Ksc a 0.01") +
opts(axis.title.x = theme_text(size = 12,face = "bold")) +
opts(axis.title.y = theme_text(size = 12,face = "bold",angle = 90))+ ylim(0,1)
# AUC parcial estandarizado a .05
auc.parcial.final.Ksc.05 <- rbind(
as.matrix(auc.parcial.final.20[,3]),
as.matrix(auc.parcial.final.40[para.40,3]),
as.matrix(auc.parcial.final.60[para.60,3]),
as.matrix(auc.parcial.final.80[para.80,3]))
rownames(auc.parcial.final.Ksc.05) <- seq(1,80,1)
auc.parcial.final.Ksc.05 <- as.data.frame(auc.parcial.final.Ksc.05)
porcentaje <- as.matrix(as.matrix(seq(0,100,5))[2:21,])
cnombre <- as.matrix(c("20 items","40 items","60 items","80 items"))
fnombre <- porcentaje
auc.parcial.final.Ksc.05 <- cbind(as.factor(rep(fnombre,4)),
as.factor(rbind(as.matrix(rep("20 items",20)),as.matrix(rep("40 items",20)),as.matrix(rep("60 items",20)),as.matrix(rep("80 items",20)))),
auc.parcial.final.Ksc.05)
templ<- as.matrix(colnames(auc.parcial.final.Ksc.05))
templ[1,] <- "Porcentaje.de.copia"
templ[2,] <- "Test"
templ[3,] <- "Media.del.AUC.parcial.Estandarizado.para.el.Ksc"
colnames(auc.parcial.final.Ksc.05) <- templ
auc.parcial.05 <- ggplot(auc.parcial.final.Ksc.05, aes(colour=Test, y=Media.del.AUC.parcial.Estandarizado.para.el.Ksc, x=Porcentaje.de.copia))
grauc.par.05 <- auc.parcial.05 + geom_point() + geom_line(aes(group=Test),size = 1) +
xlab("Porcentaje de items copiados") + ylab("Media del AUC Parcial Estandarizado para el Ksc a 0.05") +
opts(axis.title.x = theme_text(size = 12,face = "bold")) +
opts(axis.title.y = theme_text(size = 12,face = "bold",angle = 90))+ ylim(0,1)
# FVP a .01
fvp.final.Ksc.01 <- rbind(
as.matrix(valor.verdaderos.20[,1]),
as.matrix(valor.verdaderos.40[para.40,1]),
as.matrix(valor.verdaderos.60[para.60,1]),
as.matrix(valor.verdaderos.80[para.80,1]))
rownames(fvp.final.Ksc.01) <- seq(1,80,1)
fvp.final.Ksc.01 <- as.data.frame(fvp.final.Ksc.01)
porcentaje <- as.matrix(as.matrix(seq(0,100,5))[2:21,])
cnombre <- as.matrix(c("20 items","40 items","60 items","80 items"))
fnombre <- porcentaje
fvp.final.Ksc.01 <- cbind(as.factor(rep(fnombre,4)),
as.factor(rbind(as.matrix(rep("20 items",20)),as.matrix(rep("40 items",20)),as.matrix(rep("60 items",20)),as.matrix(rep("80 items",20)))),
fvp.final.Ksc.01)
templ<- as.matrix(colnames(fvp.final.Ksc.01))
templ[1,] <- "Porcentaje.de.copia"
templ[2,] <- "Test"
templ[3,] <- "Media.de.la.FVP.para.el.Ksc"
colnames(fvp.final.Ksc.01) <- templ
fvp.01 <- ggplot(fvp.final.Ksc.01, aes(colour=Test, y=Media.de.la.FVP.para.el.Ksc, x=Porcentaje.de.copia))
grafvp.01 <- fvp.01 + geom_point() + geom_line(aes(group=Test),size = 1) +
xlab("Porcentaje de items copiados") + ylab("Media de la FVP para el Ksc a 0.01") +
opts(axis.title.x = theme_text(size = 12,face = "bold")) +
opts(axis.title.y = theme_text(size = 12,face = "bold",angle = 90))+ ylim(0,1)
# FVP a .05
fvp.final.Ksc.05 <- rbind(
as.matrix(valor.verdaderos.20[,3]),
as.matrix(valor.verdaderos.40[para.40,3]),
as.matrix(valor.verdaderos.60[para.60,3]),
as.matrix(valor.verdaderos.80[para.80,3]))
rownames(fvp.final.Ksc.05) <- seq(1,80,1)
fvp.final.Ksc.05 <- as.data.frame(fvp.final.Ksc.05)
porcentaje <- as.matrix(as.matrix(seq(0,100,5))[2:21,])
cnombre <- as.matrix(c("20 items","40 items","60 items","80 items"))
fnombre <- porcentaje
fvp.final.Ksc.05 <- cbind(as.factor(rep(fnombre,4)),
as.factor(rbind(as.matrix(rep("20 items",20)),as.matrix(rep("40 items",20)),as.matrix(rep("60 items",20)),as.matrix(rep("80 items",20)))),
fvp.final.Ksc.05)
templ<- as.matrix(colnames(fvp.final.Ksc.05))
templ[1,] <- "Porcentaje.de.copia"
templ[2,] <- "Test"
templ[3,] <- "Media.de.la.FVP.para.el.Ksc"
colnames(fvp.final.Ksc.05) <- templ
fvp.05 <- ggplot(fvp.final.Ksc.05, aes(colour=Test, y=Media.de.la.FVP.para.el.Ksc, x=Porcentaje.de.copia))
grafvp.05 <- fvp.05 + geom_point() + geom_line(aes(group=Test),size = 1) +
xlab("Porcentaje de items copiados") + ylab("Media de la FVP para el Ksc a 0.05") +
opts(axis.title.x = theme_text(size = 12,face = "bold")) +
opts(axis.title.y = theme_text(size = 12,face = "bold",angle = 90))+ ylim(0,1)
graficasKsc <- list(
gratie.01 = gratie.01,
gratie.05 = gratie.05,
grapower.01 = grapower.01,
grapower.05 = grapower.05,
grauc = graauc,
grauc.par.01 = graauc.par.01,
grauc.par.05 = graauc.par.05,
grafvp.01 = grafvp.01,
grafvp.05 = grafvp.05)
# Valores del Estadístico
fnombre <- as.matrix(seq(1,20,1))
valor.indice.20.s <- cbind(
as.matrix(apply(valor.indice.20.01[,1],2,sd)),

```

```

as.matrix(apply(valor.indice.20.01[,2],2,sd)),
as.matrix(apply(valor.indice.20.05[,1],2,sd)),
as.matrix(apply(valor.indice.20.05[,2],2,sd)))
colnames(valor.indice.20.s) <- cnombre
rownames(valor.indice.20.s) <- fnombre
valor.indice.20.s <- valor.indice.20.s/sqrt(200)
fnombre <- as.matrix(seq(1,40,1))
valor.indice.40.s <- cbind(
as.matrix(apply(valor.indice.40.01[,1],2,sd)),
as.matrix(apply(valor.indice.40.01[,2],2,sd)),
as.matrix(apply(valor.indice.40.05[,1],2,sd)),
as.matrix(apply(valor.indice.40.05[,2],2,sd)))
colnames(valor.indice.40.s) <- cnombre
rownames(valor.indice.40.s) <- fnombre
valor.indice.40.s <- valor.indice.40.s/sqrt(200)
fnombre <- as.matrix(seq(1,60,1))
valor.indice.60.s <- cbind(
as.matrix(apply(valor.indice.60.01[,1],2,sd)),
as.matrix(apply(valor.indice.60.01[,2],2,sd)),
as.matrix(apply(valor.indice.60.05[,1],2,sd)),
as.matrix(apply(valor.indice.60.05[,2],2,sd)))
colnames(valor.indice.60.s) <- cnombre
rownames(valor.indice.60.s) <- fnombre
valor.indice.60.s <- valor.indice.60.s/sqrt(200)
fnombre <- as.matrix(seq(1,80,1))
valor.indice.80.s <- cbind(
as.matrix(apply(valor.indice.80.01[,1],2,sd)),
as.matrix(apply(valor.indice.80.01[,2],2,sd)),
as.matrix(apply(valor.indice.80.05[,1],2,sd)),
as.matrix(apply(valor.indice.80.05[,2],2,sd)))
colnames(valor.indice.80.s) <- cnombre
rownames(valor.indice.80.s) <- fnombre
valor.indice.80.s <- valor.indice.80.s/sqrt(200)
fnombre <- as.matrix(as.matrix(seq(0,100,5))[2:21,])
valor.indice.Ksc.01 <- cbind(
as.matrix(valor.indice.20[,1]),
as.matrix(valor.indice.20.s[,1]),
as.matrix(valor.indice.40[para.40,1]),
as.matrix(valor.indice.40.s[para.40,1]),
as.matrix(valor.indice.60[para.60,1]),
as.matrix(valor.indice.60.s[para.60,1]),
as.matrix(valor.indice.80[para.80,1]),
as.matrix(valor.indice.80.s[para.80,1]))
rownames(valor.indice.Ksc.01) <- fnombre
valor.indice.Ksc.01 <- as.data.frame(valor.indice.Ksc.01)
write.table(valor.indice.Ksc.01, file= paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/",
"valor.indice.Ksc.01", ".csv", sep = "" ), sep = ";", row.names = FALSE, col.names = TRUE)
fnombre <- as.matrix(as.matrix(seq(0,100,5))[2:21,])
valor.indice.Ksc.05 <- cbind(
as.matrix(valor.indice.20[,3]),
as.matrix(valor.indice.20.s[,3]),
as.matrix(valor.indice.40[para.40,3]),
as.matrix(valor.indice.40.s[para.40,3]),
as.matrix(valor.indice.60[para.60,3]),
as.matrix(valor.indice.60.s[para.60,3]),
as.matrix(valor.indice.80[para.80,3]),
as.matrix(valor.indice.80.s[para.80,3]))
rownames(valor.indice.Ksc.05) <- fnombre
valor.indice.Ksc.05 <- as.data.frame(valor.indice.Ksc.05)
write.table(valor.indice.Ksc.05, file= paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/",
"valor.indice.Ksc.05", ".csv", sep = "" ), sep = ";", row.names = FALSE, col.names = TRUE)
# =====
# Compilación de resultados . Todo expresado en una escala de porcentajes
# para el HT
#
# =====
porcentaje <- as.matrix(as.matrix(seq(0,100,5))[2:21,])
para.20 <- as.matrix(seq(1,20,1))
para.40 <- as.matrix(as.matrix(seq(0,40,2))[2:21,])
para.60 <- as.matrix(as.matrix(seq(0,60,3))[2:21,])
para.80 <- as.matrix(as.matrix(seq(0,80,4))[2:21,])
cnombre <- as.matrix(c("20 items","40 items","60 items","80 items"))
fnombre <- porcentaje
previous_theme <- theme_set(theme_bw())
# potencia.final y error de tipo I .01
potencia.final.Ht.01 <- rbind(
as.matrix(potencia.final.20[,2]),
as.matrix(potencia.final.40[para.40,2]),
as.matrix(potencia.final.60[para.60,2]),
as.matrix(potencia.final.80[para.80,2]))
rownames(potencia.final.Ht.01) <- seq(1,80,1)
potencia.final.Ht.01 <- as.data.frame(potencia.final.Ht.01)
porcentaje <- as.matrix(as.matrix(seq(0,100,5))[2:21,])
cnombre <- as.matrix(c("20 items","40 items","60 items","80 items"))
fnombre <- porcentaje
potencia.final.Ht.01 <- cbind(as.factor(rep(fnombre,4)),
as.factor(rbind(as.matrix(rep("20 items",20)),as.matrix(rep("40 items",20)),as.matrix(rep("60 items",20)),as.matrix(rep("80 items",20))))),
potencia.final.Ht.01)
temp1 <- as.matrix(colnames(potencia.final.Ht.01))
temp1[1,] <- "Porcentaje.de.copia"
temp1[2,] <- "Test"
temp1[3,] <- "Media.de.la.Potencia.del.Ht"
colnames(potencia.final.Ht.01) <- temp1

```

```

power.01 <- ggplot(potencia.final.Ht.01, aes(colour=Test, y=Media.de.la.Potencia.del.Ht, x=Porcentaje.de.copia))
grapower.01 <- power.01 + geom_point() + geom_line(aes(group=Test),size = 1)+
xlab("Porcentaje de items copiados") + ylab("Media de la potencia del HTij a 0.01") +
opts(axis.title.x = theme_text(size = 12,face = "bold")) +
opts(axis.title.y = theme_text(size = 12,face = "bold",angle = 90))
tie.final.Ht.01 <- rbind(
as.matrix(tie.final.20[,2]),
as.matrix(tie.final.40[para.40,2]),
as.matrix(tie.final.60[para.60,2]),
as.matrix(tie.final.80[para.80,2]))
rownames(tie.final.Ht.01) <- seq(1,80,1)
tie.final.Ht.01 <- as.data.frame(tie.final.Ht.01)
porcentaje <- as.matrix(as.matrix(seq(0,100,5))[2:21,])
cnombre <- as.matrix(c("20 items", "40 items", "60 items", "80 items"))
fnombre <- porcentaje
tie.final.Ht.01 <- cbind(as.factor(rep(fnombre,4)),
as.factor(rbind(as.matrix(rep("20 items",20)),as.matrix(rep("40 items",20)),as.matrix(rep("60 items",20)),as.matrix(rep("80 items",20)))),
tie.final.Ht.01)
templ<- as.matrix(colnames(tie.final.Ht.01))
templ[1,] <- "Porcentaje.de.copia"
templ[2,] <- "Test"
templ[3,] <- "Media.del.Error.de.Tipo.I.del.Ht"
colnames(tie.final.Ht.01) <- templ
tie.01 <- ggplot(tie.final.Ht.01, aes(colour=Test, y=Media.del.Error.de.Tipo.I.del.Ht, x=Porcentaje.de.copia))
gratie.01 <- tie.01 + geom_point() + geom_line(aes(group=Test),size = 1) + geom_hline(yintercept=.01, colour = "black", size = 1) +
xlab("Porcentaje de items copiados") + ylab("Media del Error de Tipo I del HTij a 0.01") +
opts(axis.title.x = theme_text(size = 12,face = "bold")) +
opts(axis.title.y = theme_text(size = 12,face = "bold",angle = 90)) + ylim(0,0.15)
# potencia.final y error de tipo I .05
potencia.final.Ht.05 <- rbind(
as.matrix(potencia.final.20[,4]),
as.matrix(potencia.final.40[para.40,4]),
as.matrix(potencia.final.60[para.60,4]),
as.matrix(potencia.final.80[para.80,4]))
rownames(potencia.final.Ht.05) <- seq(1,80,1)
potencia.final.Ht.05 <- as.data.frame(potencia.final.Ht.05)
porcentaje <- as.matrix(as.matrix(seq(0,100,5))[2:21,])
cnombre <- as.matrix(c("20 items", "40 items", "60 items", "80 items"))
fnombre <- porcentaje
potencia.final.Ht.05 <- cbind(as.factor(rep(fnombre,4)),
as.factor(rbind(as.matrix(rep("20 items",20)),as.matrix(rep("40 items",20)),as.matrix(rep("60 items",20)),as.matrix(rep("80 items",20)))),
potencia.final.Ht.05)
templ<- as.matrix(colnames(potencia.final.Ht.05))
templ[1,] <- "Porcentaje.de.copia"
templ[2,] <- "Test"
templ[3,] <- "Media.de.la.Potencia.del.Ht"
colnames(potencia.final.Ht.05) <- templ
power.05 <- ggplot(potencia.final.Ht.05, aes(colour=Test, y=Media.de.la.Potencia.del.Ht, x=Porcentaje.de.copia))
grapower.05 <- power.05 + geom_point() + geom_line(aes(group=Test),size = 1) +
xlab("Porcentaje de items copiados") + ylab("Media de la potencia del HTij a 0.05") +
opts(axis.title.x = theme_text(size = 12,face = "bold")) +
opts(axis.title.y = theme_text(size = 12,face = "bold",angle = 90))
tie.final.Ht.05 <- rbind(
as.matrix(tie.final.20[,4]),
as.matrix(tie.final.40[para.40,4]),
as.matrix(tie.final.60[para.60,4]),
as.matrix(tie.final.80[para.80,4]))
rownames(tie.final.Ht.05) <- seq(1,80,1)
tie.final.Ht.05 <- as.data.frame(tie.final.Ht.05)
porcentaje <- as.matrix(as.matrix(seq(0,100,5))[2:21,])
cnombre <- as.matrix(c("20 items", "40 items", "60 items", "80 items"))
fnombre <- porcentaje
tie.final.Ht.05 <- cbind(as.factor(rep(fnombre,4)),
as.factor(rbind(as.matrix(rep("20 items",20)),as.matrix(rep("40 items",20)),as.matrix(rep("60 items",20)),as.matrix(rep("80 items",20)))),
tie.final.Ht.05)
templ<- as.matrix(colnames(tie.final.Ht.05))
templ[1,] <- "Porcentaje.de.copia"
templ[2,] <- "Test"
templ[3,] <- "Media.del.Error.de.Tipo.I.del.Ht"
colnames(tie.final.Ht.05) <- templ
tie.05 <- ggplot(tie.final.Ht.05, aes(colour=Test, y=Media.del.Error.de.Tipo.I.del.Ht, x=Porcentaje.de.copia))
gratie.05 <- tie.05 + geom_point() + geom_line(aes(group=Test),size = 1) + geom_hline(yintercept=.05, colour = "black", size = 1) +
xlab("Porcentaje de items copiados") + ylab("Media del Error de Tipo I del HTij a 0.05") +
opts(axis.title.x = theme_text(size = 12,face = "bold")) +
opts(axis.title.y = theme_text(size = 12,face = "bold",angle = 90)) + ylim(0,0.15)
# AUC
auc.final.Ht <- rbind(
as.matrix(auc.final.it.20[,2]),
as.matrix(auc.final.it.40[para.40,2]),
as.matrix(auc.final.it.60[para.60,2]),
as.matrix(auc.final.it.80[para.80,2]))
rownames(auc.final.Ht) <- seq(1,80,1)
auc.final.Ht <- as.data.frame(auc.final.Ht)
porcentaje <- as.matrix(as.matrix(seq(0,100,5))[2:21,])
cnombre <- as.matrix(c("20 items", "40 items", "60 items", "80 items"))
fnombre <- porcentaje
auc.final.Ht <- cbind(as.factor(rep(fnombre,4)),
as.factor(rbind(as.matrix(rep("20 items",20)),as.matrix(rep("40 items",20)),as.matrix(rep("60 items",20)),as.matrix(rep("80 items",20)))),
auc.final.Ht)
templ<- as.matrix(colnames(auc.final.Ht))
templ[1,] <- "Porcentaje.de.copia"
templ[2,] <- "Test"
templ[3,] <- "Media.de.AUC.del.Ht"
colnames(auc.final.Ht) <- templ
auc <- ggplot(auc.final.Ht, aes(colour=Test, y=Media.de.AUC.del.Ht, x=Porcentaje.de.copia))

```

```

graauc <- auc + geom_point() + geom_line(aes(group=Test),size = 1) +
xlab("Porcentaje de items copiados") + ylab("Media de AUC para el HTij") +
opts(axis.title.x = theme_text(size = 12,face = "bold")) +
opts(axis.title.y = theme_text(size = 12,face = "bold",angle = 90))+ ylim(0,1)
# AUC parcial estandarizado a .01
auc.parcial.final.Ht.01 <- rbind(
as.matrix(auc.parcial.final.20[,2]),
as.matrix(auc.parcial.final.40[para.40,2]),
as.matrix(auc.parcial.final.60[para.60,2]),
as.matrix(auc.parcial.final.80[para.80,2]))
rownames(auc.parcial.final.Ht.01) <- seq(1,80,1)
auc.parcial.final.Ht.01 <- as.data.frame(auc.parcial.final.Ht.01)
porcentaje <- as.matrix(as.matrix(seq(0,100,5))[2:21,])
cnombre <- as.matrix(c("20 items","40 items","60 items","80 items"))
fnombre <- porcentaje
auc.parcial.final.Ht.01 <- cbind(as.factor(rep(fnombre,4)),
as.factor(rbind(as.matrix(rep("20 items",20)),as.matrix(rep("40 items",20)),as.matrix(rep("60 items",20)),as.matrix(rep("80 items",20))))),
auc.parcial.final.Ht.01)
temp1<- as.matrix(colnames(auc.parcial.final.Ht.01))
temp1[1,] <- "Porcentaje.de.copia"
temp1[2,] <- "Test"
temp1[3,] <- "Media.del.AUC.parcial.Estandarizado.para.el.Ht"
colnames(auc.parcial.final.Ht.01) <- temp1
auc.parcial.01 <- ggplot(auc.parcial.final.Ht.01, aes(colour=Test, y=Media.del.AUC.parcial.Estandarizado.para.el.Ht, x=Porcentaje.de.copia))
graauc.par.01 <- auc.parcial.01 + geom_point() + geom_line(aes(group=Test),size = 1) +
xlab("Porcentaje de items copiados") + ylab("Media del AUC Parcial Estandarizado para el HTij a 0.01") +
opts(axis.title.x = theme_text(size = 12,face = "bold")) +
opts(axis.title.y = theme_text(size = 12,face = "bold",angle = 90))+ ylim(0,1)
# AUC parcial estandarizado a .05
auc.parcial.final.Ht.05 <- rbind(
as.matrix(auc.parcial.final.20[,4]),
as.matrix(auc.parcial.final.40[para.40,4]),
as.matrix(auc.parcial.final.60[para.60,4]),
as.matrix(auc.parcial.final.80[para.80,4]))
rownames(auc.parcial.final.Ht.05) <- seq(1,80,1)
auc.parcial.final.Ht.05 <- as.data.frame(auc.parcial.final.Ht.05)
porcentaje <- as.matrix(as.matrix(seq(0,100,5))[2:21,])
cnombre <- as.matrix(c("20 items","40 items","60 items","80 items"))
fnombre <- porcentaje
auc.parcial.final.Ht.05 <- cbind(as.factor(rep(fnombre,4)),
as.factor(rbind(as.matrix(rep("20 items",20)),as.matrix(rep("40 items",20)),as.matrix(rep("60 items",20)),as.matrix(rep("80 items",20))))),
auc.parcial.final.Ht.05)
temp1<- as.matrix(colnames(auc.parcial.final.Ht.05))
temp1[1,] <- "Porcentaje.de.copia"
temp1[2,] <- "Test"
temp1[3,] <- "Media.del.AUC.parcial.Estandarizado.para.el.Ht"
colnames(auc.parcial.final.Ht.05) <- temp1
auc.parcial.05 <- ggplot(auc.parcial.final.Ht.05, aes(colour=Test, y=Media.del.AUC.parcial.Estandarizado.para.el.Ht, x=Porcentaje.de.copia))
graauc.par.05 <- auc.parcial.05 + geom_point() + geom_line(aes(group=Test),size = 1) +
xlab("Porcentaje de items copiados") + ylab("Media del AUC Parcial Estandarizado para el HTij a 0.05") +
opts(axis.title.x = theme_text(size = 12,face = "bold")) +
opts(axis.title.y = theme_text(size = 12,face = "bold",angle = 90))+ ylim(0,1)
# FVP a .01
fvp.final.Ht.01 <- rbind(
as.matrix(valor.verdaderos.20[,2]),
as.matrix(valor.verdaderos.40[para.40,2]),
as.matrix(valor.verdaderos.60[para.60,2]),
as.matrix(valor.verdaderos.80[para.80,2]))
rownames(fvp.final.Ht.01) <- seq(1,80,1)
fvp.final.Ht.01 <- as.data.frame(fvp.final.Ht.01)
porcentaje <- as.matrix(as.matrix(seq(0,100,5))[2:21,])
cnombre <- as.matrix(c("20 items","40 items","60 items","80 items"))
fnombre <- porcentaje
fvp.final.Ht.01 <- cbind(as.factor(rep(fnombre,4)),
as.factor(rbind(as.matrix(rep("20 items",20)),as.matrix(rep("40 items",20)),as.matrix(rep("60 items",20)),as.matrix(rep("80 items",20))))),
fvp.final.Ht.01)
temp1<- as.matrix(colnames(fvp.final.Ht.01))
temp1[1,] <- "Porcentaje.de.copia"
temp1[2,] <- "Test"
temp1[3,] <- "Media.de.la.FVP.para.el.Ht"
colnames(fvp.final.Ht.01) <- temp1
fvp.01 <- ggplot(fvp.final.Ht.01, aes(colour=Test, y=Media.de.la.FVP.para.el.Ht, x=Porcentaje.de.copia))
grafvp.01 <- fvp.01 + geom_point() + geom_line(aes(group=Test),size = 1) +
xlab("Porcentaje de items copiados") + ylab("Media de la FVP para el HTij a 0.01") +
opts(axis.title.x = theme_text(size = 12,face = "bold")) +
opts(axis.title.y = theme_text(size = 12,face = "bold",angle = 90))+ ylim(0,1)
# FVP a .05
fvp.final.Ht.05 <- rbind(
as.matrix(valor.verdaderos.20[,4]),
as.matrix(valor.verdaderos.40[para.40,4]),
as.matrix(valor.verdaderos.60[para.60,4]),
as.matrix(valor.verdaderos.80[para.80,4]))
rownames(fvp.final.Ht.05) <- seq(1,80,1)
fvp.final.Ht.05 <- as.data.frame(fvp.final.Ht.05)
porcentaje <- as.matrix(as.matrix(seq(0,100,5))[2:21,])
cnombre <- as.matrix(c("20 items","40 items","60 items","80 items"))
fnombre <- porcentaje
fvp.final.Ht.05 <- cbind(as.factor(rep(fnombre,4)),
as.factor(rbind(as.matrix(rep("20 items",20)),as.matrix(rep("40 items",20)),as.matrix(rep("60 items",20)),as.matrix(rep("80 items",20))))),
fvp.final.Ht.05)
temp1<- as.matrix(colnames(fvp.final.Ht.05))
temp1[1,] <- "Porcentaje.de.copia"
temp1[2,] <- "Test"
temp1[3,] <- "Media.de.la.FVP.para.el.Ht"
colnames(fvp.final.Ht.05) <- temp1

```

```

fvp.05 <- ggplot(fvp.final.Ht.05, aes(colour=Test, y=Media.de.la.FVP.para.el.Ht, x=Porcentaje.de.copia))
grafv.05 <- fvp.05 + geom_point() + geom_line(aes(group=Test), size = 1) +
xlab("Porcentaje de items copiados") + ylab("Media de la FVP para el HTij a 0.05") +
opts(axis.title.x = theme_text(size = 12, face = "bold")) +
opts(axis.title.y = theme_text(size = 12, face = "bold", angle = 90)) + ylim(0,1)
graficasHt <- list(
gratie.01 = gratie.01,
gratie.05 = gratie.05,
grapower.01 = grapower.01,
grapower.05 = grapower.05,
grauc = graauc,
grauc.par.01 = graauc.par.01,
grauc.par.05 = graauc.par.05,
grafvp.01 = grafvp.01,
grafvp.05 = grafvp.05)
# Valores del Estadístico
fnombre <- as.matrix(as.matrix(seq(0,100,5))[2:21,])
valor.indice.Ht.01 <- cbind(
as.matrix(valor.indice.20[,2]),
as.matrix(valor.indice.20.s[,2]),
as.matrix(valor.indice.40[para.40,2]),
as.matrix(valor.indice.40.s[para.40,2]),
as.matrix(valor.indice.60[para.60,2]),
as.matrix(valor.indice.60.s[para.60,2]),
as.matrix(valor.indice.80[para.80,2]),
as.matrix(valor.indice.80.s[para.80,2]))
rownames(valor.indice.Ht.01) <- fnombre
valor.indice.Ht.01 <- as.data.frame(valor.indice.Ht.01)
write.table(valor.indice.Ht.01, file= paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/"),
"valor.indice.HTij.01", ".csv", sep = ";", row.names = FALSE, col.names = TRUE)
fnombre <- as.matrix(as.matrix(seq(0,100,5))[2:21,])
valor.indice.Ht.05 <- cbind(
as.matrix(valor.indice.20[,4]),
as.matrix(valor.indice.20.s[,4]),
as.matrix(valor.indice.40[para.40,4]),
as.matrix(valor.indice.40.s[para.40,4]),
as.matrix(valor.indice.60[para.60,4]),
as.matrix(valor.indice.60.s[para.60,4]),
as.matrix(valor.indice.80[para.80,4]),
as.matrix(valor.indice.80.s[para.80,4]))
rownames(valor.indice.Ht.05) <- fnombre
valor.indice.Ht.05 <- as.data.frame(valor.indice.Ht.05)
write.table(valor.indice.Ht.05, file= paste("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/"),
"valor.indice.HTij.05", ".csv", sep = ";", row.names = FALSE, col.names = TRUE)
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/grafica.ksc.tie.01.png", width = 640, height = 480)
graficasKsc[[1]]
dev.off()
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/grafica.ksc.tie.05.png", width = 640, height = 480)
graficasKsc[[2]]
dev.off()
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/grafica.ksc.power.01.png", width = 640, height = 480)
graficasKsc[[3]]
dev.off()
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/grafica.ksc.power.05.png", width = 640, height = 480)
graficasKsc[[4]]
dev.off()
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/grafica.ksc.auc.png", width = 640, height = 480)
graficasKsc[[5]]
dev.off()
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/grafica.ksc.auc.par.01.png", width = 640, height = 480)
graficasKsc[[6]]
dev.off()
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/grafica.ksc.auc.par.05.png", width = 640, height = 480)
graficasKsc[[7]]
dev.off()
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/grafica.ksc.fvp.01.png", width = 640, height = 480)
graficasKsc[[8]]
dev.off()
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/grafica.ksc.fvp.05.png", width = 640, height = 480)
graficasKsc[[9]]
dev.off()
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/grafica.HTij.tie.01.png", width = 640, height = 480)
graficasHt[[1]]
dev.off()
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/grafica.HTij.tie.05.png", width = 640, height = 480)
graficasHt[[2]]
dev.off()
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/grafica.HTij.power.01.png", width = 640, height = 480)
graficasHt[[3]]
dev.off()
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/grafica.HTij.power.05.png", width = 640, height = 480)
graficasHt[[4]]
dev.off()
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/grafica.HTij.auc.png", width = 640, height = 480)
graficasHt[[5]]
dev.off()
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/grafica.HTij.auc.par.01.png", width = 640, height = 480)
graficasHt[[6]]
dev.off()
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/grafica.HTij.auc.par.05.png", width = 640, height = 480)
graficasHt[[7]]
dev.off()
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/grafica.HTij.fvp.01.png", width = 640, height = 480)
graficasHt[[8]]
dev.off()

```

```
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio III/Resultados/5 opciones/grafica.HTij.fvp.05.png",width = 640, height = 480)
graficasHt[[9]]
dev.off()
```

9.7. Rutinas para el análisis en datos reales del capítulo 7

9.7.1. Rutina General para prueba TA.R

```

# -----
library(ROCR)
library(pastecs)
library(irtoys)
library(psych)
source("C:/Archivos de programa/R/R-2.9.0/library/compiler/R/cmp.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/simulación/W.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/simulación/WK.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/simulación/S2.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/simulación/S2N.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/simulación/S2K.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/simulación/HTij.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/simulación/Ksc3.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/simulación/indices.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/simulación/Identificación del grupo - copiador.no copiador-.R")
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/simulación/funciones - Sacar TIE y POWER.R")
# -----
source("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/simulación/matemáticas multilog.R")
para <- multilog()
para <- list(para$para,as.matrix(para$theta)[1:44,],
as.matrix(para$theta)[45:84,],
as.matrix(para$theta)[85:129,],
as.matrix(para$theta)[130:157,],
as.matrix(para$theta)[158:190,],
as.matrix(para$theta)[191:211,],
as.matrix(para$theta)[212:235,],
as.matrix(para$theta)[236:271,],
as.matrix(para$theta)[272:306,],
as.matrix(para$theta)[307:340,],
as.matrix(para$theta)[341:361,],
as.matrix(para$theta)[362:382,])
save(para,file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/Resultados/parámetros.Rdata")
# -----
sig1 <- matrix(c(.95,.99,.95,.99,.95,.99,.95,.99,.95,.99,.845,.993,.594,.651),2,7)
sig2 <- matrix(c(.05,.01,.05,.01,.05,.01,.05,.01,.05,.01,.05,.01,.05,.01),2,7)
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/simulación/datos.1.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/simulación/datos.2.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/simulación/datos.3.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/simulación/datos.4.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/simulación/datos.5.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/simulación/datos.6.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/simulación/datos.7.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/simulación/datos.8.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/simulación/datos.9.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/simulación/datos.10.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/simulación/datos.11.Rdata")
load("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/simulación/datos.12.Rdata")
clav <- read.table("C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/simulación/Claves k=39.dat",
header=TRUE, sep=",", na.strings="NA", dec=".", strip.white=TRUE)
# -----
# Propiedades de las prueba
# -----
prueba.fin <- rbind(datos.1,datos.2,datos.3,datos.4,datos.5,datos.6,datos.7,datos.8,datos.9,datos.10,datos.11,datos.12)
califica.prueba.fin <- mult.choice(prueba.fin,as.numeric(t(clav)))
resumen.fiabilidad <- alpha(califica.prueba.fin)
alpha.IC <- cronbach.alpha(califica.prueba.fin, CI = TRUE, B = 500)
summary.thetas <- rbind(t(stat.desc(para[[2]]),
t(stat.desc(para[[3]])),
t(stat.desc(para[[4]])),
t(stat.desc(para[[5]])),
t(stat.desc(para[[6]])),
t(stat.desc(para[[7]])),
t(stat.desc(para[[8]])),
t(stat.desc(para[[9]])),
t(stat.desc(para[[10]])),
t(stat.desc(para[[11]])),
t(stat.desc(para[[12]])),
t(stat.desc(para[[13]])))
save(prueba.fin, califica.prueba.fin, resumen.fiabilidad, alpha.IC, summary.thetas,
file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/Resultados/Resultados.descriptivos.prueba.0A.Rdata")
# -----
opc <- 4
maxt <- 3
mint <- -3
npoints <- 200
dect.names <- as.matrix(c("fuente","copia","W","Wk","S2","S2n","S2k","HTij","Ksc"))
# Obtención de los estadísticos de copia
W1 <- Wor(opc,datos.1,clav,para[[1]],as.matrix(para[[2]]))
W2 <- Wor(opc,datos.2,clav,para[[1]],as.matrix(para[[3]]))
W3 <- Wor(opc,datos.3,clav,para[[1]],as.matrix(para[[4]]))
W4 <- Wor(opc,datos.4,clav,para[[1]],as.matrix(para[[5]]))
W5 <- Wor(opc,datos.5,clav,para[[1]],as.matrix(para[[6]]))
W6 <- Wor(opc,datos.6,clav,para[[1]],as.matrix(para[[7]]))
W7 <- Wor(opc,datos.7,clav,para[[1]],as.matrix(para[[8]]))
W8 <- Wor(opc,datos.8,clav,para[[1]],as.matrix(para[[9]]))
W9 <- Wor(opc,datos.9,clav,para[[1]],as.matrix(para[[10]]))
W10 <- Wor(opc,datos.10,clav,para[[1]],as.matrix(para[[11]]))

```

```
W11 <- Wor(opc,datos.11,clav,para[[1]],as.matrix(para[[12]]))
W12 <- Wor(opc,datos.12,clav,para[[1]],as.matrix(para[[13]]))
Wk1 <- Wke(opc,maxt,mint,npoints,datos.1,clav)
Wk2 <- Wke(opc,maxt,mint,npoints,datos.2,clav)
Wk3 <- Wke(opc,maxt,mint,npoints,datos.3,clav)
Wk4 <- Wke(opc,maxt,mint,npoints,datos.4,clav)
Wk5 <- Wke(opc,maxt,mint,npoints,datos.5,clav)
Wk6 <- Wke(opc,maxt,mint,npoints,datos.6,clav)
Wk7 <- Wke(opc,maxt,mint,npoints,datos.7,clav)
Wk8 <- Wke(opc,maxt,mint,npoints,datos.8,clav)
Wk9 <- Wke(opc,maxt,mint,npoints,datos.9,clav)
Wk10 <- Wke(opc,maxt,mint,npoints,datos.10,clav)
Wk11 <- Wke(opc,maxt,mint,npoints,datos.11,clav)
Wk12 <- Wke(opc,maxt,mint,npoints,datos.12,clav)
S2.1 <- S2or(opc,datos.1,clav)
S2.2 <- S2or(opc,datos.2,clav)
S2.3 <- S2or(opc,datos.3,clav)
S2.4 <- S2or(opc,datos.4,clav)
S2.5 <- S2or(opc,datos.5,clav)
S2.6 <- S2or(opc,datos.6,clav)
S2.7 <- S2or(opc,datos.7,clav)
S2.8 <- S2or(opc,datos.8,clav)
S2.9 <- S2or(opc,datos.9,clav)
S2.10 <- S2or(opc,datos.10,clav)
S2.11 <- S2or(opc,datos.11,clav)
S2.12 <- S2or(opc,datos.12,clav)
S2n.1 <- S2no(opc,datos.1,clav,para[[1]],as.matrix(para[[2]]))
S2n.2 <- S2no(opc,datos.2,clav,para[[1]],as.matrix(para[[3]]))
S2n.3 <- S2no(opc,datos.3,clav,para[[1]],as.matrix(para[[4]]))
S2n.4 <- S2no(opc,datos.4,clav,para[[1]],as.matrix(para[[5]]))
S2n.5 <- S2no(opc,datos.5,clav,para[[1]],as.matrix(para[[6]]))
S2n.6 <- S2no(opc,datos.6,clav,para[[1]],as.matrix(para[[7]]))
S2n.7 <- S2no(opc,datos.7,clav,para[[1]],as.matrix(para[[8]]))
S2n.8 <- S2no(opc,datos.8,clav,para[[1]],as.matrix(para[[9]]))
S2n.9 <- S2no(opc,datos.9,clav,para[[1]],as.matrix(para[[10]]))
S2n.10 <- S2no(opc,datos.10,clav,para[[1]],as.matrix(para[[11]]))
S2n.11 <- S2no(opc,datos.11,clav,para[[1]],as.matrix(para[[12]]))
S2n.12 <- S2no(opc,datos.12,clav,para[[1]],as.matrix(para[[13]]))
S2k.1 <- S2ke(opc,datos.1,clav,maxt,mint,npoints)
S2k.2 <- S2ke(opc,datos.2,clav,maxt,mint,npoints)
S2k.3 <- S2ke(opc,datos.3,clav,maxt,mint,npoints)
S2k.4 <- S2ke(opc,datos.4,clav,maxt,mint,npoints)
S2k.5 <- S2ke(opc,datos.5,clav,maxt,mint,npoints)
S2k.6 <- S2ke(opc,datos.6,clav,maxt,mint,npoints)
S2k.7 <- S2ke(opc,datos.7,clav,maxt,mint,npoints)
S2k.8 <- S2ke(opc,datos.8,clav,maxt,mint,npoints)
S2k.9 <- S2ke(opc,datos.9,clav,maxt,mint,npoints)
S2k.10 <- S2ke(opc,datos.10,clav,maxt,mint,npoints)
S2k.11 <- S2ke(opc,datos.11,clav,maxt,mint,npoints)
S2k.12 <- S2ke(opc,datos.12,clav,maxt,mint,npoints)
Ht1 <-Hs(opc,datos.1,clav)
Ht2 <-Hs(opc,datos.2,clav)
Ht3 <-Hs(opc,datos.3,clav)
Ht4 <-Hs(opc,datos.4,clav)
Ht5 <-Hs(opc,datos.5,clav)
Ht6 <-Hs(opc,datos.6,clav)
Ht7 <-Hs(opc,datos.7,clav)
Ht8 <-Hs(opc,datos.8,clav)
Ht9 <-Hs(opc,datos.9,clav)
Ht10 <-Hs(opc,datos.10,clav)
Ht11 <-Hs(opc,datos.11,clav)
Ht12 <-Hs(opc,datos.12,clav)
ksc1 <- ksc(opc,datos.1,clav)
ksc2 <- ksc(opc,datos.2,clav)
ksc3 <- ksc(opc,datos.3,clav)
ksc4 <- ksc(opc,datos.4,clav)
ksc5 <- ksc(opc,datos.5,clav)
ksc6 <- ksc(opc,datos.6,clav)
ksc7 <- ksc(opc,datos.7,clav)
ksc8 <- ksc(opc,datos.8,clav)
ksc9 <- ksc(opc,datos.9,clav)
ksc10 <- ksc(opc,datos.10,clav)
ksc11 <- ksc(opc,datos.11,clav)
ksc12 <- ksc(opc,datos.12,clav)
W1.1 <- index(W1)
W2.2 <- index(W2)
W3.3 <- index(W3)
W4.4 <- index(W4)
W5.5 <- index(W5)
W6.6 <- index(W6)
W7.7 <- index(W7)
W8.8 <- index(W8)
W9.9 <- index(W9)
W10.10 <- index(W10)
W11.11 <- index(W11)
W12.12 <- index(W12)
Wk1.1 <- index(Wk1)
Wk2.2 <- index(Wk2)
Wk3.3 <- index(Wk3)
Wk4.4 <- index(Wk4)
Wk5.5 <- index(Wk5)
Wk6.6 <- index(Wk6)
Wk7.7 <- index(Wk7)
Wk8.8 <- index(Wk8)
Wk9.9 <- index(Wk9)
```

```

Wk10.10 <- index(Wk10)
Wk11.11 <- index(Wk11)
Wk12.12 <- index(Wk12)
S2.1.1 <- index(S2.1 )
S2.2.2 <- index(S2.2 )
S2.3.3 <- index(S2.3 )
S2.4.4 <- index(S2.4 )
S2.5.5 <- index(S2.5 )
S2.6.6 <- index(S2.6 )
S2.7.7 <- index(S2.7 )
S2.8.8 <- index(S2.8 )
S2.9.9 <- index(S2.9 )
S2.10.10 <- index(S2.10)
S2.11.11 <- index(S2.11)
S2.12.12 <- index(S2.12)
S2n.1.1 <- index(S2n.1 )
S2n.2.2 <- index(S2n.2 )
S2n.3.3 <- index(S2n.3 )
S2n.4.4 <- index(S2n.4 )
S2n.5.5 <- index(S2n.5 )
S2n.6.6 <- index(S2n.6 )
S2n.7.7 <- index(S2n.7 )
S2n.8.8 <- index(S2n.8 )
S2n.9.9 <- index(S2n.9 )
S2n.10.10 <- index(S2n.10)
S2n.11.11 <- index(S2n.11)
S2n.12.12 <- index(S2n.12)
S2k.1.1 <- index(S2k.1 )
S2k.2.2 <- index(S2k.2 )
S2k.3.3 <- index(S2k.3 )
S2k.4.4 <- index(S2k.4 )
S2k.5.5 <- index(S2k.5 )
S2k.6.6 <- index(S2k.6 )
S2k.7.7 <- index(S2k.7 )
S2k.8.8 <- index(S2k.8 )
S2k.9.9 <- index(S2k.9 )
S2k.10.10 <- index(S2k.10)
S2k.11.11 <- index(S2k.11)
S2k.12.12 <- index(S2k.12)
Ht1.1 <- index(Ht1 )
Ht2.2 <- index(Ht2 )
Ht3.3 <- index(Ht3 )
Ht4.4 <- index(Ht4 )
Ht5.5 <- index(Ht5 )
Ht6.6 <- index(Ht6 )
Ht7.7 <- index(Ht7 )
Ht8.8 <- index(Ht8 )
Ht9.9 <- index(Ht9 )
Ht10.10 <- index(Ht10)
Ht11.11 <- index(Ht11)
Ht12.12 <- index(Ht12)
ksc1.1 <- index(ksc1 )
ksc2.2 <- index(ksc2 )
ksc3.3 <- index(ksc3 )
ksc4.4 <- index(ksc4 )
ksc5.5 <- index(ksc5 )
ksc6.6 <- index(ksc6 )
ksc7.7 <- index(ksc7 )
ksc8.8 <- index(ksc8 )
ksc9.9 <- index(ksc9 )
ksc10.10 <- index(ksc10)
ksc11.11 <- index(ksc11)
ksc12.12 <- index(ksc12)
# Matriz que contiene todos los estadísticos estimados
indice.total1 <- cbind(W1.1,Wk1.1[,3],S2.1.1[,3],S2n.1.1[,3],S2k.1.1[,3],Ht1.1[,3],ksc1.1[,3])
indice.total2 <- cbind(W2.2,Wk2.2[,3],S2.2.2[,3],S2n.2.2[,3],S2k.2.2[,3],Ht2.2[,3],ksc2.2[,3])
indice.total3 <- cbind(W3.3,Wk3.3[,3],S2.3.3[,3],S2n.3.3[,3],S2k.3.3[,3],Ht3.3[,3],ksc3.3[,3])
indice.total4 <- cbind(W4.4,Wk4.4[,3],S2.4.4[,3],S2n.4.4[,3],S2k.4.4[,3],Ht4.4[,3],ksc4.4[,3])
indice.total5 <- cbind(W5.5,Wk5.5[,3],S2.5.5[,3],S2n.5.5[,3],S2k.5.5[,3],Ht5.5[,3],ksc5.5[,3])
indice.total6 <- cbind(W6.6,Wk6.6[,3],S2.6.6[,3],S2n.6.6[,3],S2k.6.6[,3],Ht6.6[,3],ksc6.6[,3])
indice.total7 <- cbind(W7.7,Wk7.7[,3],S2.7.7[,3],S2n.7.7[,3],S2k.7.7[,3],Ht7.7[,3],ksc7.7[,3])
indice.total8 <- cbind(W8.8,Wk8.8[,3],S2.8.8[,3],S2n.8.8[,3],S2k.8.8[,3],Ht8.8[,3],ksc8.8[,3])
indice.total9 <- cbind(W9.9,Wk9.9[,3],S2.9.9[,3],S2n.9.9[,3],S2k.9.9[,3],Ht9.9[,3],ksc9.9[,3])
indice.total10 <- cbind(W10.10,Wk10.10[,3],S2.10.10[,3],S2n.10.10[,3],S2k.10.10[,3],Ht10.10[,3],ksc10.10[,3])
indice.total11 <- cbind(W11.11,Wk11.11[,3],S2.11.11[,3],S2n.11.11[,3],S2k.11.11[,3],Ht11.11[,3],ksc11.11[,3])
indice.total12 <- cbind(W12.12,Wk12.12[,3],S2.12.12[,3],S2n.12.12[,3],S2k.12.12[,3],Ht12.12[,3],ksc12.12[,3])
colnames(indice.total1) <- dect.names
colnames(indice.total2) <- dect.names
colnames(indice.total3) <- dect.names
colnames(indice.total4) <- dect.names
colnames(indice.total5) <- dect.names
colnames(indice.total6) <- dect.names
colnames(indice.total7) <- dect.names
colnames(indice.total8) <- dect.names
colnames(indice.total9) <- dect.names
colnames(indice.total10) <- dect.names
colnames(indice.total11) <- dect.names
colnames(indice.total12) <- dect.names
indice.total1 <- subset(indice.total1 , fuente != copia,select= dect.names)
indice.total2 <- subset(indice.total2 , fuente != copia,select= dect.names)
indice.total3 <- subset(indice.total3 , fuente != copia,select= dect.names)
indice.total4 <- subset(indice.total4 , fuente != copia,select= dect.names)
indice.total5 <- subset(indice.total5 , fuente != copia,select= dect.names)
indice.total6 <- subset(indice.total6 , fuente != copia,select= dect.names)
indice.total7 <- subset(indice.total7 , fuente != copia,select= dect.names)

```

```

indice.total8 <- subset(indice.total8 , fuente != copia,select= dect.names)
indice.total9 <- subset(indice.total9 , fuente != copia,select= dect.names)
indice.total10 <- subset(indice.total10 , fuente != copia,select= dect.names)
indice.total11 <- subset(indice.total11 , fuente != copia,select= dect.names)
indice.total12 <- subset(indice.total12 , fuente != copia,select= dect.names)
correlaciones <- list(cor(indice.total1[,3:9]),
cor(indice.total2[,3:9]),
cor(indice.total3[,3:9]),
cor(indice.total4[,3:9]),
cor(indice.total5[,3:9]),
cor(indice.total6[,3:9]),
cor(indice.total7[,3:9]),
cor(indice.total8[,3:9]),
cor(indice.total9[,3:9]),
cor(indice.total10[,3:9]),
cor(indice.total11[,3:9]),
cor(indice.total12[,3:9]))
array.corr <- array(correlaciones[[1]], dim=c(7,7,12))
for ( i in 1:12)
{
array.corr[,,i] <- correlaciones[[i]]
}
mean.corr <- correlaciones[[1]]
for ( i in 1:7)
{
for ( j in 1:7)
{
mean.corr[i,j] <- mean(array.corr[i,j,])
}
}
es.corr <- correlaciones[[1]]
for ( i in 1:7)
{
for ( j in 1:7)
{
es.corr[i,j] <- sd(array.corr[i,j,])/12
}
}
FyC1 <- matrix(c(13,44,39,36,12,3,9,6),4,2)
FyC2 <- matrix(c(7,17,6,4),2,2)
FyC3 <- matrix(c(41,35,34,33,32,34,31,30,30,29,30,45,44,43,
42,41,40,38,37,39,36,39),11,2)
FyC4 <- matrix(c(16,21,3,26,22,14),3,2)
FyC5 <- matrix(c(15,30,16,19,16,29,17,20),4,2)
FyC6 <- matrix(c(9,10,19,6,8,21),3,2)
FyC7 <- matrix(c(22,21,21,22),2,2)
FyC8 <- matrix(c(4,6,1,32,2,1,12,11,11,12,3,2,3,6,4,2,33,3,3,11,12,7,11,
2,1,1),13,2)
FyC9 <- matrix(c(14,15,9,2,35,15,14,16,34,34),5,2)
FyC10 <- matrix(c(16,1),1,2)
FyC12 <- matrix(c(3,20,9,5,16,17,2,11,7,1,15,18),6,2)
indices.1 <- pre(FyC1,indice.total1)
indices.2 <- pre(FyC2,indice.total2)
indices.3 <- pre(FyC3,indice.total3)
indices.4 <- pre(FyC4,indice.total4)
indices.5 <- pre(FyC5,indice.total5)
indices.6 <- pre(FyC6,indice.total6)
indices.7 <- pre(FyC7,indice.total7)
indices.8 <- pre(FyC8,indice.total8)
indices.9 <- pre(FyC9,indice.total9)
indices.10 <- pre(FyC10,indice.total10)
indices.12 <- pre(FyC12,indice.total12)
indices <- list(
indices.1= indices.1,
indices.2= indices.2,
indices.3= indices.3,
indices.4= indices.4,
indices.5= indices.5,
indices.6= indices.6,
indices.7= indices.7,
indices.8= indices.8,
indices.9= indices.9,
indices.10= indices.10,
indices.12= indices.12)
tie.del.grupo.01 <- matrix(NA,11,5)
for (i in 1:11)
{
for (j in 1:5)
{
tie.del.grupo.01[i,j] <- tie2(indices[[i]]$no.copiadores,(j+2),sig1[2,j])
}
}
tie.final.01.1 <- tie.del.grupo.01
tie.del.grupo.01 <- matrix(NA,11,2)
for (i in 1:11)
{
for (j in 1:2)
{
tie.del.grupo.01[i,j] <- tie2(indices[[i]]$no.copiadores,(j+7),sig1[2,(j+5)])
}
}
tie.final.01.2 <- tie.del.grupo.01
tie.final.01 <- cbind(tie.final.01.1,tie.final.01.2)
colnames(tie.final.01) <- dect.names[3:9,]
tie.final.01 <- as.data.frame(tie.final.01)

```

```

potencia.del.grupo.01 <- matrix(NA,11,5)
for (i in 1:11)
{
for (j in 1:5)
{
potencia.del.grupo.01[i,j] <- Power2(indices[[i]]$copiadores,(j+2),sig1[2,j])
}
}
potencia.final.01.1 <- potencia.del.grupo.01
potencia.del.grupo.01 <- matrix(NA,11,2)
for (i in 1:11)
{
for (j in 1:2)
{
potencia.del.grupo.01[i,j] <- Power2(indices[[i]]$copiadores,(j+7),sig1[2,(j+5)])
}
}
potencia.final.01.2 <- potencia.del.grupo.01
potencia.final.01 <- cbind(potencia.final.01.1,potencia.final.01.2)
colnames(potencia.final.01) <- dect.names[3:9,]
potencia.final.01 <- as.data.frame(potencia.final.01)
tie.del.grupo.05 <- matrix(NA,11,5)
for (i in 1:11)
{
for (j in 1:5)
{
tie.del.grupo.05[i,j] <- tie2(indices[[i]]$no.copiadores,(j+2),sig1[1,j])
}
}
tie.final.05.1 <- tie.del.grupo.05
tie.del.grupo.05 <- matrix(NA,11,2)
for (i in 1:11)
{
for (j in 1:2)
{
tie.del.grupo.05[i,j] <- tie2(indices[[i]]$no.copiadores,(j+7),sig1[1,(j+5)])
}
}
tie.final.05.2 <- tie.del.grupo.05
tie.final.05 <- cbind(tie.final.05.1,tie.final.05.2)
colnames(tie.final.05) <- dect.names[3:9,]
tie.final.05 <- as.data.frame(tie.final.05)
potencia.del.grupo.05 <- matrix(NA,11,5)
for (i in 1:11)
{
for (j in 1:5)
{
potencia.del.grupo.05[i,j] <- Power2(indices[[i]]$copiadores,(j+2),sig1[1,j])
}
}
potencia.final.05.1 <- potencia.del.grupo.05
potencia.del.grupo.05 <- matrix(NA,11,2)
for (i in 1:11)
{
for (j in 1:2)
{
potencia.del.grupo.05[i,j] <- Power2(indices[[i]]$copiadores,(j+7),sig1[1,(j+5)])
}
}
potencia.final.05.2 <- potencia.del.grupo.05
potencia.final.05 <- cbind(potencia.final.05.1,potencia.final.05.2)
colnames(potencia.final.05) <- dect.names[3:9,]
potencia.final.05 <- as.data.frame(potencia.final.05)
grupo <- new.env()
ind <- new.env()
for (i in 1:11)
{
grupo1 <- rbind(indices[[i]]$id.copiadores,indices[[i]]$id.no.copiadores)
ind1 <- rbind(indices[[i]]$copiadores,indices[[i]]$no.copiadores)
assign(paste("grupo.",i,sep=""), grupo1, env=grupo)
assign(paste("ind.",i,sep=""), ind1, env=ind)
}
grupo <- as.list(grupo)
ind <- as.list(ind)
inq <- ind
for (i in 1:11)
{
inq[[i]] <- ind[[i]][,3:9]
}
inw <- ind
for (i in 1:11)
{
inw[[i]] <- ind[[i]][,1:2]
}
for (i in 1:11)
{
ind[[i]] <- cbind(inw[[i]],inq[[i]])
}
for (i in 1:11)
{
ind[[i]] <- pre.ROC(cbind(ind[[i]],grupo[[i]]))
}
for (i in 1:11)
{
grupo[[i]] <- as.matrix(ind[[i]][,10])
}

```

```

}
for (i in 1:11)
{
ind[[i]] <- ind[[i]][,1:9]
}
pred <- new.env()
for (i in 11:1)
{
pred2 <- new.env()
for (indexx in 9:3)
{
temp1 <- prediction(ind[[i]][,indexx],grupo[[i]])
assign(paste("e.",indexx-2,sep=""), temp1, env=pred2)
}
pred2 <- as.list(pred2)
assign(paste("m.",i,sep=""), pred2, env=pred)
}
pred <- as.list(pred)
perf <- new.env()
for (i in 11:1)
{
perf2 <- new.env()
for (indexx in 7:1)
{
temp1 <- performance(pred[[i]][[indexx]],"tpr","fpr")
assign(paste("e.",indexx,sep=""),temp1, env=perf2)
}
perf2 <- as.list(perf2)
assign(paste("m.",i,sep=""),perf2, env=perf)
}
perf <- as.list(perf)
auc <- new.env()
for (i in 11:1)
{
auc2 <- new.env()
for (indexx in 7:1)
{
temp1 <- performance(pred[[i]][[indexx]],"auc")
assign(paste("e.",indexx,sep=""),temp1, env=auc2)
}
auc2 <- as.list(auc2)
assign(paste("m.",i,sep=""),auc2, env=auc)
}
auc <- as.list(auc)
auc.par <- new.env()
for (i in 11:1)
{
auc2 <- new.env()
for (indexx in 7:1)
{
auc3 <- new.env()
for (sigs in 2:1)
{
temp1 <- performance(pred[[i]][[indexx]],"auc",fpr.stop=sig2[sigs,1])
assign(paste("s.",sig2[sigs,1],sep=""),temp1, env=auc3)
}
auc3 <- as.list(auc3)
assign(paste("e.",indexx,sep=""),auc3, env=auc2)
}
auc2 <- as.list(auc2)
assign(paste("m.",i,sep=""),auc2, env=auc.par)
}
auc.par <- as.list(auc.par)
fin.auc <- matrix(NA,11,7)
for (i in 1:11)
{
for (indexx in 1:7)
{
fin.auc[i,indexx] <- t(as.matrix(as.data.frame(attr(auc[[i]][[indexx]],"y.values"))))
}
}
coln <- dect.names[3:9,]
colnames(fin.auc) <- coln
auc.final <- fin.auc
auc.par.1 <- matrix(NA,11,7)
for (i in 1:11)
{
for (indexx in 1:7)
{
auc.par.1[i,indexx] <- t(as.matrix(as.data.frame(attr(auc.par[[i]][[indexx]][[1]],"y.values"))))
}
}
auc.par.2 <- matrix(NA,11,7)
for (i in 1:11)
{
for (indexx in 1:7)
{
auc.par.2[i,indexx] <- t(as.matrix(as.data.frame(attr(auc.par[[i]][[indexx]][[2]],"y.values"))))
}
}
colnames(auc.par.1) <- coln
colnames(auc.par.2) <- coln
auc.par.1 <- as.data.frame(auc.par.1)/sig2[1,1]
auc.par.2 <- as.data.frame(auc.par.2)/sig2[2,1]
auc.parcial.final.05 <- auc.par.1

```

```

auc.parcial.final.01 <- auc.par.2
# Valores de los estadísticos a un determinado valor de falsos positivos (alpha), eje x,
# error tipo I (alphas).
# Probabilidad de verdaderos positivos (potencia) de los estadísticos a un determinado
# valor de alpha, falsos positivos, eje x. error de tipo I (y.alphas).
alphas <- array(matrix(NA,11,8), dim=c(11,7,2))
y.alphas <- array(matrix(NA,11,8), dim=c(11,7,2))
for(i in 1:11)
{
  for (gj in 1:7)
  {
    for(k in 1:2)
    {
      temp1 <- cbind(attr(perf[[i]][[gj]],"x.values")[[1]],attr(perf[[i]][[gj]],"y.values")[[1]],attr(perf[[i]][[gj]],"alpha.values")[[1]])
      temp2 <- subset(temp1,temp1[,1] <= sig2[k,1])
      temp3 <- nrow(temp1)
      temp4 <- nrow(temp2)
      if (temp4 == 1) alphas[i,gj,k] <- temp1[(temp4+1),3] else alphas[i,gj,k] <- temp2[temp4,3]
      if (temp4 == 1) y.alphas[i,gj,k] <- temp1[(temp4+1),2] else y.alphas[i,gj,k] <- temp2[temp4,2]
    }
  }
}
valor.indice.01 <- alphas[,2]
valor.indice.05 <- alphas[,1]
valor.verdaderos.01 <- y.alphas[,2]
valor.verdaderos.05 <- y.alphas[,1]
colnames(valor.indice.01) <- coln
colnames(valor.indice.05) <- coln
colnames(valor.verdaderos.01) <- coln
colnames(valor.verdaderos.05) <- coln
valor.estadistico.01 <- cbind(1 - valor.indice.01[,1:5],valor.indice.01[,6:7])
valor.estadistico.05 <- cbind(1 - valor.indice.05[,1:5],valor.indice.05[,6:7])
valor.estadistico.01 <- as.data.frame(valor.estadistico.01)
valor.estadistico.05 <- as.data.frame(valor.estadistico.05)
valor.verdaderos.01 <- as.data.frame(valor.verdaderos.01)
valor.verdaderos.05 <- as.data.frame(valor.verdaderos.05)
tie.01 <- tie.final.01
tie.05 <- tie.final.05
potencia.01 <- potencia.final.01
potencia.05 <- potencia.final.05
auc.fin <- auc.final
auc.parcial.01 <- auc.parcial.final.01
auc.parcial.05 <- auc.parcial.final.05
valor.estadistico.01 <- valor.estadistico.01
valor.estadistico.05 <- valor.estadistico.05
valor.fvp.01 <- valor.verdaderos.01
valor.fvp.05 <- valor.verdaderos.05
resultados <- list(tie.01= tie.01,
tie.05= tie.05,
potencia.01= potencia.01,
potencia.05= potencia.05,
auc.fin= auc.fin,
auc.parcial.01= auc.parcial.01,
auc.parcial.05= auc.parcial.05,
valor.estadistico.01= valor.estadistico.01,
valor.estadistico.05= valor.estadistico.05,
valor.fvp.01= valor.fvp.01,
valor.fvp.05= valor.fvp.05,
media.correlacion= mean.corr,
es.correlacion= es.corr)
save(resultados,file = "C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/Resultados/Resultados.calidad.estudio.IV.Rdata")
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/Resultados/TIE.01.png",
width = 640, height = 480)
boxplot(resultados[[1]],ylim = c(0, 0.50), col = "red",
xlab = "Estadísticos de Copia",ylab = "Tasa de Error de Tipo I a 0.01")
abline(h=seq(0, 1, by = .05),col="gray",lty=3,lwd=0.5)
boxplot(resultados[[1]],ylim = c(0, 0.50), col = "red",
xlab = "Estadísticos de Copia",ylab = "Tasa de Error de Tipo I a 0.01",add = TRUE)
dev.off()
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/Resultados/TIE.05.png",
width = 640, height = 480)
boxplot(resultados[[2]],ylim = c(0, 0.50), col = "red",
xlab = "Estadísticos de Copia",ylab = "Tasa de Error de Tipo I a 0.05")
abline(h=seq(0, 1, by = .05),col="gray",lty=3,lwd=0.5)
boxplot(resultados[[2]],ylim = c(0, 0.50), col = "red",
xlab = "Estadísticos de Copia",ylab = "Tasa de Error de Tipo I a 0.05",add = TRUE)
dev.off()
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/Resultados/POWER.01.png",
width = 640, height = 480)
boxplot(resultados[[3]],ylim = c(0, 1), col = "yellow",
xlab = "Estadísticos de Copia",ylab = "Potencia a 0.01")
abline(h=seq(0, 1, by = .05),col="gray",lty=3,lwd=0.5)
boxplot(resultados[[3]],ylim = c(0, 1), col = "yellow",
xlab = "Estadísticos de Copia",ylab = "Potencia a 0.01",add = TRUE)
dev.off()
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/Resultados/POWER.05.png",
width = 640, height = 480)
boxplot(resultados[[4]],ylim = c(0, 1), col = "yellow",
xlab = "Estadísticos de Copia",ylab = "Potencia a 0.05")
abline(h=seq(0, 1, by = .05),col="gray",lty=3,lwd=0.5)
boxplot(resultados[[4]],ylim = c(0, 1), col = "yellow",
xlab = "Estadísticos de Copia",ylab = "Potencia a 0.05",add = TRUE)
dev.off()
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/Resultados/AUC.png",
width = 640, height = 480)

```

```
boxplot(resultados[[5]],ylim = c(0, 1), col = "darkgreen",
xlab = "Estadísticos de Copia",ylab = "Área Bajo la Curva ROC")
abline(h=seq(0, 1, by = .05),col="gray",lty=3,lwd=0.5)
boxplot(resultados[[5]],ylim = c(0, 1), col = "darkgreen",
xlab = "Estadísticos de Copia",ylab = "Área Bajo la Curva ROC",add = TRUE)
dev.off()
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/Resultados/AUC.parcial.01.png",
width = 640, height = 480)
boxplot(resultados[[6]],ylim = c(0, 1), col = "darkgreen",
xlab = "Estadísticos de Copia",ylab = "AUC Parcial Estandarizado a 0.01")
abline(h=seq(0, 1, by = .05),col="gray",lty=3,lwd=0.5)
boxplot(resultados[[6]],ylim = c(0, 1), col = "darkgreen",
xlab = "Estadísticos de Copia",ylab = "AUC Parcial Estandarizado a 0.01",add = TRUE)
dev.off()
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/Resultados/AUC.parcial.05.png",
width = 640, height = 480)
boxplot(resultados[[7]],ylim = c(0, 1), col = "darkgreen",
xlab = "Estadísticos de Copia",ylab = "AUC Parcial Estandarizado a 0.05")
abline(h=seq(0, 1, by = .05),col="gray",lty=3,lwd=0.5)
boxplot(resultados[[7]],ylim = c(0, 1), col = "darkgreen",
xlab = "Estadísticos de Copia",ylab = "AUC Parcial Estandarizado a 0.05",add = TRUE)
dev.off()
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/Resultados/FVP.01.png",
width = 640, height = 480)
boxplot(resultados[[10]],ylim = c(0, 1), col = "darkgreen",
xlab = "Estadísticos de Copia",ylab = "Fracción de Verdaderos Positivos a 0.01")
abline(h=seq(0, 1, by = .05),col="gray",lty=3,lwd=0.5)
boxplot(resultados[[10]],ylim = c(0, 1), col = "darkgreen",
xlab = "Estadísticos de Copia",ylab = "Fracción de Verdaderos Positivos a 0.01",add = TRUE)
dev.off()
png(file="C:/Tesis Doctoral Simulación/Estudio IV/Resultados/FVP.05.png",
width = 640, height = 480)
boxplot(resultados[[11]],ylim = c(0, 1), col = "darkgreen",
xlab = "Estadísticos de Copia",ylab = "Fracción de Verdaderos Positivos a 0.05")
abline(h=seq(0, 1, by = .05),col="gray",lty=3,lwd=0.5)
boxplot(resultados[[11]],ylim = c(0, 1), col = "darkgreen",
xlab = "Estadísticos de Copia",ylab = "Fracción de Verdaderos Positivos a 0.05",add = TRUE)
dev.off()
```


Bibliografía

- Anderman, E. M., & Murdock, T. B. (Eds.). (2007). *Psychology of academic cheating*. San Diego, CA, US: Elsevier Academic Press.
- Angoff, W. (1974). The development of statistical indices for detecting cheaters. *Journal of the American Statistical Association*, *69*(345), 44-49.
- Anikeeff, A. M. (1954). Index of collaboration for test administrators. *Journal of Applied Psychology*, *38*(3), 174-177.
- Bamber, D. (1975). The area above the ordinal dominance graph and the area below the receiver operating characteristic graph. *Journal of Mathematical Psychology*, *12*(4), 387-415.
- Bellezza, F. S., & Bellezza, S. F. (1989). Detection of cheating on multiple-choice tests by using error-similarity analysis. *Teaching of Psychology*, *16*(3), 151-155.
- Belov, D. I., & Armstrong, R. D. (2010). Automatic detection of answer copying via kullback-leibler divergence and K-index. *Applied Psychological Measurement*, *34*(6), 379-392.
- Bird, C. (1927). The detection of cheating in objective examinations. *School & Society*, *25*, 261-262.
- Bird, C. (1929). An improved method of detecting cheating in objective examinations. *Journal of Educational Research*, *19*, 341-348.
- Bock, R. D. (1972). Estimating item parameters and latent ability when responses are scored in two or more nominal categories. *Psychometrika*, *37*(1, Pt. 1), 29-51.
- Burgueñoa, M. J., García-Bastosb, J. L., & González-Buitrago, J. M. (1995). Las curvas ROC en la evaluación de las pruebas diagnósticas. *MEDICINA CLÍNICA*, *104*(17), 661-670.
- Burke, J. L. (1997). *Faculty perceptions of and attitudes toward academic dishonesty at a two-year college*. Unpublished Doctoral dissertation, University of Georgia,

- Cizek, G. J. (2001). An overview of issues concerning cheating on large-scale tests. Paper presented at the *National Council on Measurement in Education*, April 2001, Seattle, WA.
- Cizek, G. J. (1999). *Cheating on tests: How to do it, detect it, and prevent it*. Mahwah, NJ, US: Lawrence Erlbaum Associates Publishers.
- Cody, R. P. (1985). Statistical analysis of examinations to detect cheating. *Journal of Medical Education*, 60(2), 136-137.
- Crawford, C. C. (1930). Dishonesty in objective tests. *School Review*, 38, 776-781.
- de la Torre, J. (2009). Improving the quality of ability estimates through multidimensional scoring and incorporation of ancillary variables. *Applied Psychological Measurement*, 33(6), 465-485.
- Dickenson, H. F. (1945). Identical errors and deception. *Journal of Educational Research*, 38, 534-542.
- Doran, H. C. (2010). *MiscPsycho: Miscellaneous psychometric analyses* Retrieved from <http://cran.r-project.org/package=MiscPsycho>
- Emons, W. H. M., Sijtsma, K., & Meijer, R. R. (2004). Testing hypotheses about the person-response function in person-fit analysis. *Multivariate Behavioral Research*, 39(1), 1-35.
- Emons, W. H. M., Sijtsma, K., & Meijer, R. R. (2005). Global, local, and graphical person-fit analysis using person-response functions. *Psychological Methods*, 10(1), 101-119.
- Eubank, R. L. (1988). *Nonparametric regression and spline smoothing*. New York: Marcel Dekker.
- Faria, J. C. (2010). *Resources of tinn-R GUI/Editor for R environment*. Ilheus, Bahia, Brasil: UESC.
- Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27(8), 861-874.
- Franco Nicolás, M., & Vivo Molina, J. M. (2007). *Análisis de curvas de ROC : principios básicos y aplicaciones*. Madrid: La Muralla.
- Frary, R. B. (1993). Statistical detection of multiple-choice answer copying: Review and commentary. *Applied Measurement in Education*, 6(2), 153-165.

- Frary, R. B., Tideman, T. N., & Watts, T. M. (1977). Indices of cheating on multiple-choice tests. *Journal of Educational Statistics*, 2(4), 235-256.
- Frary, R. B., & Tideman, T. N. (1997). Comparison of two indices of answer copying and development of a spliced index. *Educational and Psychological Measurement*, 57(1), 20-32.
- Hanley, J. A., & McNeil, B. J. (1982). The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve. *Radiology*, 143(1), 29-36.
- Hanson, B. A., Harris, D. J., & Brennan, R. L. (1987). *A comparison of several statistical methods for examining allegations of copying* (ACT Research Report Series No. 87-15). Iowa City: American College Testing.
- Harpp, D. N., & Hogan, J. J. (1993). Crime in the classroom: Detection and prevention of cheating on multiple-choice exams. *Journal of Chemical Education*, 70(4), 306.
- Holland, P. (1996). *Assessing unusual agreement between the incorrect answers of two examinees using the K-index: Statistical theory and empirical support* (ETS No. RR-96-7). Princeton, NJ: Educational Testing Service.
- ISEI-IVEI. (2005). *Evaluación Internacional de Matemáticas y Ciencias TIMSS 2003 EUSKADI*. Bilbao: Instituto Vasco de Evaluación e Investigación Educativa. Retrieved from http://www.isei-ivei.net/cast/pub/TIMSSMAT2_CAST.pdf
- Jennings, J. S., Harpp, D. N., & Hogan, J. J. (1996). Crime in the classroom: Part II. an update. *Journal of Chemical Education*, 73(4), 349.
- Jiang, Y., Metz, C. E., & Nishikawa, R. M. (1996). A receiver operating characteristic partial area index for highly sensitive diagnostic tests. *Radiology*, 201(3), 745-750.
- Karabatsos, G. (2003). Comparing the aberrant response detection performance of thirty-six person-fit statistics. *Applied Measurement in Education*, 16(4), 277-298.
- Kulczynski, S. (1927). Die pflanzenassoziationen der pieninen. *Bulletin International l'Académie Polonaise Des Sciences Et Des Lettres. Ser B Suppl II*, 57-203.
- Leighton, J. P., & Gierl, M. J. (Eds.). (2007). *Cognitive diagnostic assessment for education: Theory and applications*. New York, NY, US: Cambridge University Press.
- Lewis, C., & Thayer, D. T. (1998). *The power of the K-index (or PMIR) to detect copying* (Research Report No. RR-98-49). Princeton, NJ: Educational Testing Service.
- López de Ullibarri, I., & y Pita Fernández, S. (1998). CURVAS ROC. *Cuadernos de atención primaria*, 5(4), 229-235.

- Martin, M. O., Mullis, I. V. S., & Foy, P. (2008). *TIMSS 2007 international science report: Findings from IEA's trends in international mathematics and science study at the fourth and eighth grades*. Chestnut Hill, MA: TIMSS & PIRLS International Study Center, Boston College.
- McCabe, D. L., & Trevino, L. K. (1996). What we know about cheating in college: Longitudinal trends and recent developments. *Change*, 28(1), 28-33.
- McClish, D. K. (1989). Analyzing a portion of the ROC curve. *Medical Decision Making*, 9(3), 190-195.
- Meijer, R. R., & Sijtsma, K. (1995). Detection of aberrant item score patterns: A review of recent developments. *Applied Measurement in Education*, 8(3), 261-272.
- Moeck, P. G. (2002). Academic dishonesty: Cheating among community college students. *Community College Journal of Research and Practice*, 26(6), 479-491.
- Mullis, I. V. S., Martin, M. O., & Foy, P. (2008). *TIMSS 2007 international mathematics report: Findings from IEA's trends in international mathematics and science study at the fourth and eighth grades*. Chestnut Hill, MA: TIMSS & PIRLS International Study Center, Boston College.
- Nathanson, C., Paulhus, D. L., & Williams, K. M. (2006). Personality and misconduct correlates of body modification and other cultural deviance markers. *Journal of Research in Personality*, 40(5), 779-802.
- Nelson, L. R. (2006). Using selected indices to monitor cheating on multiple-choice exams. *Thai Journal of Educational Research and Measurement*, 4(1), 1-21.
- Obuchowski, N. A. (2003). Receiver operating characteristic curves and their use in radiology. *Radiology*, 229(1), 3-8.
- OECD. (2007). *PISA 2006: Science competencies for tomorrow's world. volume 1: Analysis*. París: OECD. Retrieved from <http://www.pisa.oecd.org/dataoecd/30/17/39703267.pdf>
- Olson, J. F., Martin, M. O., & Mullis, I. V. S. (2008). *TIMSS 2007 technical report*. Chestnut Hill, MA: TIMSS & PIRLS International Study Center, Boston College.
- Post, G. V. (1994). A quantal choice model for the detection of copying on multiple choice examinations. *Decision Sciences*, 25(1), 123-142.
- R Development Core Team. (2010). *R: A language and environment for statistical computing*. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing. Retrieved from <http://www.r-project.org>

- Ramsay, J. O. (1991). Kernel smoothing approaches to nonparametric item characteristic curve estimation. *Psychometrika*, 56(4), 611-630.
- Ramsay, J. O. (2000). *Testgraf. A program for the analysis of multiple choice test and questionnaire data*. Unpublished manuscript. Retrieved 20 de abril de 2006, from <ftp://ego.psych.mcgill.ca/pub/ramsay/testgraf/TestGraf98.pdf>
- Robinson, E., Amburgey, R., Swank, E., & Faulker, C. (2004). Test cheating in a rural college: Studying the importance of individual and situational factors. *College Student Journal*, 38(3), 380-395.
- Romero, S. J. (2010). *Propiedades y aplicaciones del método de las distancias mínimo-cuadráticas (LSDM) para la validación y análisis de atributivos cognitivos*. Unpublished Doctoral dissertation, Universidad Autónoma de Madrid, Madrid. Retrieved from <http://hdl.handle.net/10486/4614>
- Rupp, A. A., Templin, J., & Henson, R. A. (2010). *Diagnostic measurement :Theory, methods, and applications*. New York: Guilford Press.
- Saupe, J. L. (1960). An empirical model for the corroboration of suspected cheating on multiple-choice tests. *Educational and Psychological Measurement*, 20, 475-489.
- Schumacher, C. F. (1980). A method for detection or confirmation of collaborative behavior. Paper presented at the annual meeting of the American Educational Research Association, Boston.
- Sijtsma, K. (1986). A coefficient of deviance of response patterns. *Kwantitatieve Methoden*, 7(22), 131-145.
- Sijtsma, K., & Meijer, R. R. (1992). A method for investigating intersection of item response functions in Mokken's nonparametric IRT model. *Applied Psychological Measurement*, 16(2), 149-157.
- Sijtsma, K., & Molenaar, I. W. (2002). *Introduction to nonparametric item response theory*. Thousand Oaks: Sage.
- Simonoff, J. S. (1996). *Smoothing methods in statistics*. New York: Springer.
- Sotaridona, L. S., & Meijer, R. R. (2002). Statistical properties of the K-index for detecting answer copying. *Journal of Educational Measurement*, 39(2), 115-132.
- Sotaridona, L. S., & Meijer, R. R. (2003). Two new statistics to detect answer copying. *Journal of Educational Measurement*, 40(1), 53-69.

- Sotaridona, L. S., van der Linden, W. J., & Meijer, R. R. (2006). Detecting answer copying using the kappa statistic. *Applied Psychological Measurement, 30*(5), 412-431.
- Stern, E. B., & Havlicek, L. (1986). Academic misconduct: Results of faculty and undergraduate surveys. *Journal of Allied Health, 15*(2), 129-142.
- Swets, J. (1988). Measuring the accuracy of diagnostic systems. *Science, 240*(4857), 1285-1293.
- Thissen, D. (1991). *MULTILOG: User's guide version 6*. Chicago: Scientific Software International.
- Thissen, D., & Wainer, H. (1982). Some standard errors in item response theory. *Psychometrika, 47*(4), 397-412.
- Tideman, N., & Kheirandish, R. (2003). Structurally consistent probabilities of selecting answers. *Journal of Applied Statistics, 30*(7), 803-811.
- van Abswoude, A. A. H., van der Ark, L. A., & Sijtsma, K. (2004). A comparative study of test data dimensionality assessment procedures under nonparametric IRT models. *Applied Psychological Measurement, 28*(1), 3-24.
- van der Linden, W. J., & Sotaridona, L. (2004). A statistical test for detecting answer copying on multiple-choice tests. *Journal of Educational Measurement, 41*(4), 361-377.
- van der Linden, W. J., & Sotaridona, L. (2006). Detecting answer copying when the regular response process follows a known response model. *Journal of Educational and Behavioral Statistics, 31*(3), 283-304.
- Wesolowsky, G. O. (2000). Detecting excessive similarity in answers on multiple choice exams. *Journal of Applied Statistics, 27*(7), 909.
- Westin, L. K. (2001). *Receiver operating characteristic (ROC) analysis: Evaluating discriminance effects among decision support systems* (UMINF reports No. 01.18). Umeå: Department of Computing Science, Umeå University. Retrieved from <http://www8.cs.umu.se/research/reports/2001/018/part1.pdf>
- Wollack, J. A. (1997). A nominal response model approach for detecting answer copying. *Applied Psychological Measurement, 21*(4), 307-320.
- Wollack, J. A. (2003). Comparison of answer copying indices with real data. *Journal of Educational Measurement, 40*(3), 189-205.
- Wollack, J. A. (2006). Simultaneous use of multiple answer copying indexes to improve detection rates. *Applied Measurement in Education, 19*(4), 265-288.