

RECUPERACION DE LA SOLUCION FACTORIAL A PARTIR DE VARIABLES DICOTOMIZADAS

Pere Joan Ferrando Piera y Urbano Lorenzo Seva
Universidad Rovira i Virgili de Tarragona

Se presenta un estudio de simulación cuya finalidad es la de investigar en qué forma las variables: sesgo, tamaño muestral y magnitud de las saturaciones afectan a la recuperación de una solución factorial obtenida en variables continuas cuando estas son dicotomizadas. Bajo las distintas condiciones se estudia el comportamiento de diversos métodos factoriales y coeficientes de asociación.

Recovery of factorial solution with dichotomous variables: A comparative study.
A simulation study for recovery of factorial solution under different experimental conditions is presented. The aim is to analyze the behavior of different methods and indices of association under the conditions obtained at different levels of skewness, sample size and magnitude of factorial loadings, when originally continuous variables are dichotomized.

Una de las aplicaciones comunes del modelo de análisis factorial (AF) en Psicometría, es la de evaluar la unidimensionalidad de un conjunto de reactivos que componen una escala psicológica. En estos casos, el modelo AF asume que las respuestas observadas en los ítems constituyen medidas imperfectas de una sola variable latente (factor común) que es la que se pretende medir.

Cuando las respuestas a los ítems se dan en un formato multipunto (de dos a siete es lo más habitual), entonces el modelo del análisis factorial resulta teóricamente inadecuado. La inadecuación puede mostrarse evaluando la ecuación estructural del AF en el caso de un factor común:

$$(1) z_{ij} = a_{ic} * f_{ic} + u_{je} * e_i$$

Donde z_{ij} es la puntuación típica del sujeto «i» en la variable «j»; f_{ic} , e_i son las pun-

tuaciones del sujeto «i» en el factor común y en el factor específico respectivamente y, por último, a_{ic} , u_{je} son las saturaciones (coeficientes de regresión estandarizados en este caso) de la variable «j» en el factor común y en el factor específico. El modelo asume que, tanto las variables observables (z_j) como las latentes (f_c , e) son continuas y con distribución $N(0,1)$.

Considérese ahora que «xj» (la variable en puntuación directa) es una variable dicotómica. Su rango de valores, por tanto, está limitado entre 0 y 1. Por otra parte, en el lado derecho de la igualdad en (1), « f_c » y « e » pueden adoptar valores entre +/- infinito. Se hace muy difícil suponer que la relación entre variables observables y variable latente sea lineal. De hecho, el modelo más plausible que, en este caso, relacionaría a cada variable observable con el factor común sería, probablemente, la ojiva utilizada en los modelos de TRI, es decir, una relación que se haría asintótica en los extremos de « f_c », siendo aproximadamente lineal en algún intervalo medio.

A riesgo de pecar de simplistas, cabría decir que en análisis de ítems, existen respecto a esta limitación tres posturas enfrentadas, de las cuales derivan diversas metodologías de análisis.

Primera postura

Un grupo de autores (ver p. ej. Burt, 1950; Kim y Mueller, 1978; Harman, 1980; Nunnally, 1987) consideran que, aunque la limitación es evidente (al menos a nivel teórico), la mejor solución es tratar a las variables como si fuesen continuas y no preocuparse demasiado, excepto en el caso de que existan sesgos extremos en sentido contrario. Procediendo de este modo, se supone que las posibles distorsiones serán mínimas y se verán compensadas por el hecho de poder utilizar como base del análisis la matriz de correlación producto-momento, que, estrictamente hablando, es la única que puede usarse legítimamente en el modelo.

Desde esta óptica, el procedimiento más recomendable sería utilizar un método de mínimos cuadrados simple U.L.S (MINRES en la terminología del AF exploratorio), sobre la matriz de correlaciones producto momento. El método citado, si bien requiere la especificación previa del número de factores, es descriptivo y no presupone condiciones adicionales acerca de la distribución marginal o conjunta de las variables observables. Para una exposición detallada del método y su justificación puede leerse Harman (1980).

Segunda postura

Una forma de legitimizar el uso del modelo AF, consiste en plantear el supuesto de una variable continua de respuesta que subyace a la respuesta observada en el reactivo (ver p. ej. Olsson, 1979 o Lord, 1980). De esta forma, las puntuaciones observadas, pueden considerarse discretizaciones de continuos de respuesta normalmente distribuidos. Este supuesto es

razonable, pero su cumplimiento no puede verificarse empíricamente.

Asumir esta segunda postura lleva a una serie de consecuencias bastante complejas. En primer lugar, el interés del investigador deberá centrarse propiamente en las relaciones entre los supuestos continuos más que en las relaciones entre observables (Carroll, 1961). Además, deberá suponerse que la discretización de los continuos de respuesta podrá producir cambios en la forma de las distribuciones, (Muthen, 1980; Bollen, 1989), atenuar los coeficientes de correlación (Martin, 1978; Olsson, Drasgow y Dorans, 1982) y, por último, podrá distorsionar la solución factorial, especialmente en la estimación de las saturaciones (Olsson, 1979).

La evidencia empírica, basada en estudios Montecarlo, tiende a indicar que tales distorsiones tienden a incrementarse: a) cuando las distribuciones están sesgadas en sentido contrario; b) cuando la muestra es pequeña y c) cuando las «verdaderas» saturaciones factoriales son bajas. El número de puntos de discretización, parece que por sí solo no influye demasiado; sin embargo, cuando la forma de las distribuciones es distinta, entonces, cuantos menos puntos, mayor es el efecto distorsivo (ver Olsson, 1979).

Si se adopta el segundo enfoque y sus supuestos, entonces deberá buscarse una metodología de análisis que permita recuperar la «verdadera» estructura factorial que existe entre los continuos. El índice de asociación apropiado en este caso será el estimador del coeficiente producto-momento a partir de variables discretizadas, es decir, la correlación policórica, denominada tetracórica en el caso de dicotomización (Olsson, Drasgow y Dorans, 1982). Respecto al método factorial, al margen de desarrollos generales más complejos (ver p. ej. Muthen, 1987), consideraremos dos propuestas.

La propuesta que contiene más supues-

tos no verificables consiste en utilizar el método de máxima verosimilitud (ML) sobre la matriz de correlaciones policóricas. Este sería el procedimiento adecuado si las puntuaciones observadas fuesen realmente discretizaciones de un conjunto de variables distribuido en forma normal multivariante. Sin embargo, en este caso la matriz de correlación debería estimarse conjuntamente para todas las variables, lo cual sería extremadamente costoso en términos de computación (ver Christofferson, 1975). Los métodos de estimación actualmente disponibles se basan en las distribuciones marginales y en las bivariables, razón por la cual la matriz obtenida puede ser, en ocasiones, no Gramiana.

Aún cuando la matriz obtenida sea no-negativa definida, existe una potencial fuente de distorsión en el hecho de que los estimadores de la supuesta correlación subyacente tienen distintas varianzas de error, pudiendo ser tales diferencias bastante acusadas. Un método apropiado debería tener en cuenta este hecho, lo que implica un tratamiento diferencial de los residuales al llevar a cabo el ajuste.

En este sentido, una propuesta intermedia entre MINRES y ML es la defendida por Jöreskog (1989). Consiste en analizar la matriz de correlaciones policóricas mediante el método de mínimos cuadrados ponderados diagonalmente (D.W.L.S.). Al igual que en MINRES se pretende obtener un vector de saturaciones (en el caso de un solo factor), que permita reproducir una matriz de correlación, lo más ajustada posible, (en el sentido de mínimos cuadrados) a la matriz observada. Sin embargo, en lugar de asignar el mismo peso a todos los residuales, en D.W.L.S, estos son ponderados según la magnitud de la varianza de error del estimador de la correspondiente correlación. Cuanto mayor sea la varianza de error, menor peso se le concede al residual y viceversa. Nótese que en este método se asumen ciertos su-

puestos distribucionales subyacentes a las variables observables. Sin embargo, después de intentar recuperar la «verdadera» estructura de la matriz de correlación, corrigiendo según la variabilidad de los estimadores, lo que se hace en definitiva es aplicar un análisis de mínimos cuadrados ordinarios sobre unos datos corregidos.

Para una justificación estadística de este método puede leerse Browne (1984).

Tercera postura

En forma sintética, la primera de las posturas hasta ahora citadas consiste en utilizar directamente un método no estrictamente apropiado confiando en su robustez, mientras que la segunda se ocupa en encontrar el coeficiente de asociación más apropiado para realizar después un análisis basado en un modelo lineal. Una tercera vía consistiría en plantear y ajustar un modelo de relaciones no lineales entre los observables y el factor común, por ejemplo un modelo en el que dichas relaciones adoptaran la forma de la ojiva normal. Desde el punto de vista teórico ésta parece ser la solución más limpia y elegante; sin embargo, desde un punto de vista aplicado cabe considerar si el ajuste proporcionado por un modelo así compensa la notable complicación que se introduce en los procedimientos de estimación.

Es relativamente fácil mostrar (ver p. ej. Lord, 1980) que, si una variable de respuesta continua y una variable latente también continua tienen una relación lineal (de acuerdo al modelo de regresión lineal) y la variable de respuesta se dicotomiza arbitrariamente en un punto crítico, entonces la relación entre la variable latente y la variable dicotomizada adopta la forma de la curva característica del modelo de ojiva normal. En este caso, la probabilidad de que un sujeto con un determinado nivel en la variable latente acierte el ítem viene dada por la conocida expresión integral del modelo. McDonald (1967) ha mostrado

que dicha integral puede aproximarse con la precisión que se desee por una combinación lineal cuyos términos son polinomios ortogonales. Debe hacerse notar pues que, aún cuando el modelo de McDonald no sea lineal, sí que lo es en los parámetros.

La probabilidad condicional de acierto bajo un nivel determinado en el rasgo latente puede también considerarse como la puntuación esperada en el ítem para los sujetos con este nivel (puntuación verdadera en la terminología de la teoría clásica del test). Bajo esta perspectiva, la media de las puntuaciones verdaderas de todos los sujetos en un ítem «j» será la proporción esperada de aciertos en este ítem (P_j); por otra parte, dados dos vectores de puntuaciones verdaderas en dos ítems «j», «k» el producto interno de estos vectores dividido por el número de sujetos, nos dará la proporción esperada de sujetos que acierten tanto «j» como «k» (P_{jk}). En la aproximación de McDonald, « P_j » viene dado por el primer coeficiente de la correspondiente combinación lineal, mientras que P_{jk} viene dado por la suma de productos de coeficientes correspondientes a «j» y a «k». De este modo puede derivarse un método de ajuste para estimar los coeficientes (y, por posterior transformación, los parámetros del modelo). El programa NOHARM (Fraser, 1988) lleva a cabo esta estimación bajo el criterio de que la suma de las diferencias cuadráticas entre los P_j , P_{jk} observados y los esperados desde el modelo sea mínima.

Objetivos

El trabajo que se presenta, es un estudio de simulación cuyo objetivo general es el de estudiar en qué forma los métodos de factorización comentados permiten recuperar la solución factorial existente, en caso de que se cumplan totalmente los supuestos del modelo y que las variables de respuesta hayan sido dicotomizadas. Para ello se genera un conjunto de datos que satisfaga totalmente los requisitos del modelo y se obtienen los valores de saturación y comunalidad direc-

tamente. A continuación las variables se dicotomizan bajo distintas condiciones y se llevan a cabo los distintos análisis sobre los datos discretizados.

Existen estudios similares al nuestro relativamente recientes. Al margen de los comentados antes, puede citarse como más afín un trabajo de Parry y McArdle (1991). Sin embargo dichos autores tan sólo comparan métodos mínimo cuadráticos y, por otra parte su objetivo es mucho más ambicioso, al tomar en consideración efectos de tipo interactivo.

Método

Elaboración de las matrices de datos:

Inicialmente se generaron tres conjuntos de 6 variables aleatorias, con distribución $N(0,1)$, de 200, 400 y 600 observaciones. Los tamaños muestrales se escogieron tras estudiar los trabajos de robustez de Boomsma (1987) con la estimación ML y los de Balderjahn (1986) con ULS, los cuales tienden a indicar que los respectivos algoritmos convergen en estimaciones razonables sin problemas a partir de 200 casos

En los tres conjuntos la primera variable se utilizó como factor común y las cinco restantes como factores de error. Se verificó su distribución así como el que estuvieran totalmente incorreladas ($r_{ij} = 0.0$ en todos los casos).

A continuación se generaron las matrices de datos (N -observaciones \times 5-variables observables) de acuerdo al modelo de un factor común. Bajo cada tamaño muestral se construyeron tres matrices de datos de acuerdo con los siguientes patrones:

	Patrón 1	Patrón 2	Patrón 3
v1	0.1	0.5	0.1
v2	0.2	0.6	0.2
v3	0.3	0.7	0.3
v4	0.4	0.8	0.8
v5	0.5	0.9	0.9

Es decir un patrón con saturaciones bajas,

un patrón con saturaciones altas y un patrón con saturaciones desiguales (patrón mixto).

Los datos se generaron según la expresión (1). Así, por ejemplo, la primera variable en el segundo patrón se obtuvo mediante la siguiente combinación lineal:

$$z1 = 0.5 * f + 0.866 * e1$$

Dado que «f» y «e1» están incorreladas y se distribuyen con varianza 1, es inmediato que la varianza de z1 será $(0.5)^2 + (0.866)^2 = 1$, tendremos de este modo una variable distribuida $N(0,1)$ y con saturación de 0.5 en el factor común.

Seguidamente se reprodujeron las matrices de correlación correspondientes a cada uno de los patrones mediante el teorema fundamental del AF:

$$(2) R = a a' + U^2$$

Por último, los datos fueron dicotomizados bajo dos condiciones: 1) sesgo moderado y 2) fuerte sesgo. En la primera condición, las variables 1, 3, y 5 fueron dicotomizadas en el nivel crítico $z_c = 0.25$, es decir, el 60% inferior de la distribución recibió una puntuación de 0 y el 40% superior de 1; las variables 2 y 4 fueron dicotomizadas en $z_c = -0.25$, es decir el 40% inferior 0 y el 60% superior 1.

Bajo la condición de fuerte sesgo, las variables 1, 3 y 5 fueron dicotomizadas en $z_c = 0.85$, es decir, el 20 % superior recibió 1 y el 80% inferior 0, mientras que las variables 2 y 4 fueron dicotomizadas en $z_c = -0.85$ (20% inferior 0 y 80% superior 1). En términos de un test clásico de aptitud diríamos que 1,3 y 5 eran muy difíciles y que 2 y 4 eran muy fáciles.

En suma, podemos decir que el estudio consiste en un diseño de tres variables independientes: 1) tamaño del grupo normativo (200, 400 y 600); 2) patrones factoriales (saturaciones bajas, altas y mixtas) y 3) sesgo en las variables dicotomizadas (moderado y fuerte). Las condiciones experimentales son, por tanto, $3 \times 3 \times 2 = 18$.

Análisis:

Los datos dicotomizados se analizaron como sigue:

ULS (MINRES): La matriz de correlaciones producto momento (ϕ) fue analizada mediante el paquete SAS (Proc: Factor, Option: ULS)

ML.: La matriz de correlaciones tetracóricas se obtuvo mediante el programa PRELIS. Fue analizada mediante la opción ML (por defecto) del programa LISREL VII.

DWLS : La matriz de correlaciones tetracóricas y la matriz inversa de covarianzas asintóticas de los estimadores se obtuvieron mediante PRELIS. Fueron analizadas bajo la opción DWLS del LISREL VII.

AF No Lineal: La matriz de productos directos cruzados se obtuvo mediante el programa PRODMOM. Fue analizada con el programa NOHARM.

Como indicadores (variables dependientes) del diseño se utilizaron los siguientes:

Las matrices de correlaciones ϕ y tetracóricas obtenidas en cada condición se compararon con la correspondiente matriz original de correlación mediante la raíz media cuadrática de las diferencias en los elementos no diagonales.

Los patrones factoriales obtenidos bajo cada condición se compararon con el correspondiente patrón original mediante un índice de congruencia (el índice de Burt) y un índice de discrepancia. La expresión correspondiente a ambos índices se presenta a continuación.

$$Cong = \frac{\sum \hat{a}_j a_j}{\sqrt{(\sum \hat{a}_j^2 \sum a_j^2)}} ; Dis = \sum \frac{(\hat{a}_j^2 - a_j^2)^2}{a_j^2}$$

Donde \hat{a}_j es la saturación correspondiente a la variable «j» en la solución original y a_j es la saturación correspondiente a la misma variable en la solución recuperada.

El ajuste del modelo a los datos se verificó mediante la raíz media cuadrática residual entre los elementos observados y los reproducidos por el modelo. El ajuste obtenido con NOHARM no fue incluido ya que, en

este caso los residuales son productos cruzados directos y no correlaciones.

Por último cabe decir que, al disponer tan sólo de una observación por celda el análisis de los datos del diseño es puramente descriptivo

Resultados

Dado que en el trabajo se maneja una cantidad de información notable y que, por razones de espacio, se ha intentado ofrecerlos en una sola tabla, los resultados se encuentran muy condensados. Para facilitar su interpretación, se describe cómo está organizada una celda cualquiera de dicha tabla:

Rp=0.056	c: 0.90	Rt=0.049
ULS	d: 0.30	(1)

El valor que sigue a Rp es la raíz media cuadrática de las diferencias entre la matriz original de correlación y la matriz de coeficientes phi. El valor que sigue a Rt es el mismo índice comparando la matriz original con la matriz de correlaciones tetracóricas.

ULS nos indicaría que los datos corresponden al ajuste de mínimos cuadrados; detrás de c: iría el valor del coeficiente de congruencia entre el patrón original y el patrón obtenido por el método de mínimos cuadrados; detrás de d: iría el valor del índice de discrepancia para esta misma comparación. Por último, el número entre paréntesis indica la magnitud de la raíz media cuadrática de los valores residuales de acuerdo a la categorización: (1): < 0.05; (2) 0.05-0.1; (3): 0.1-0.15 y (4):>0.15.

Estos datos se dan para los 4 métodos a comparar, siendo las abreviaciones: ULS: mínimos cuadrados ordinarios; ML: máxima verosimilitud; DWLS: mínimos cuadrados diagonalmente ponderados; NH: ajuste polinomial NoHarm.

Debe advertirse por último que el ajuste DWLS no puede obtenerse con el tamaño

muestral N=200 debido a que es insuficiente para estimar la matriz de covarianzas asintóticas.

La tabla de datos se presenta a continuación:

A la vista de la tabla pueden hacerse, de entrada, una serie de comentarios de tipo general. En primer lugar y, a nivel de matrices de correlación, cabe observar que la discrepancia media siempre es mayor en el caso del coeficiente phi que en el caso de la correlación tetracórica. Este resultado es de esperar ya que la atenuación producida por la dicotomización de las variables siempre afecta más al primero de estos coeficientes. Sin embargo no puede concluirse que la matriz de tetracóricas sea más similar a la original; para esto haría falta un indicador de congruencia además del de discrepancia. Otro hecho general que se observa es que cuanto más altos son los valores del patrón y, por tanto, más altas son las correlaciones de la matriz, mayores tienden a ser también las discrepancias.

Respecto a la solución factorial, cabe ver previamente que, en ningún caso los residuales entre la matriz observada y la reproducida por el modelo tienen una gran magnitud; de hecho el valor más alto de la RMR fue de 0.07. Desde un enfoque puramente descriptivo se tendería a pensar siempre (correctamente en este caso) que basta un sólo factor para reproducir los datos con razonable precisión. Sin embargo, dada la simplicidad del modelo y el pequeño número de variables, este hecho tampoco resulta sorprendente.

Una segunda constatación inmediata es que, en circunstancias adversas, ningún método permite una recuperación correcta de la solución original. Esto se pone de manifiesto particularmente en el cuadrante superior izquierdo de la tabla. En el caso conjunto de bajas saturaciones, pequeño tamaño muestral y sesgo fuerte, las soluciones obtenidas no se parecen ni remotamente a las originales. De hecho cabría pensar que los factores citados tienen un efecto interactivo ya que las disimilitudes extremas entre indicadores tan

RECUPERACION DE LA SOLUCION FACTORIAL A PARTIR DE VARIABLES DICOTOMIZADAS

	Patrón Bajo			Patrón Mixto			Patrón Alto		
	Sesgo moderado	Sesgo fuerte	Sesgo moderado	Sesgo fuerte	Sesgo moderado	Sesgo fuerte	Sesgo moderado	Sesgo fuerte	
N=200	$R_c = 0.1247$	$R_c = 0.1114$	$R_c = 0.1029$	$R_c = 0.0797$	$R_c = 0.1757$	$R_c = 0.038$	$R_c = 0.2745$	$R_c = 0.1270$	
	ULS CFR = 0.007	ULS CFR = 0.2325	ULS CFR = 0.9837	ULS CFR = 0.9837	ULS CFR = 0.9769	ULS CFR = 0.9972	ULS CFR = 0.9979	ULS CFR = 0.9979	
	ID = 0.754	ID = 30.6800	ID = 0.2150	ID = 0.2150	ID = 0.5640	ID = 0.3030	ID = 0.740	ID = 0.740	
	ML CFR = 0.1144	ML CFR = 0.2174	ML CFR = 0.9878	ML CFR = 0.9878	ML CFR = 0.9694	ML CFR = 0.9972	ML CFR = 0.9984	ML CFR = 0.9984	
	ID = 6.3500	ID = 50.0130	ID = 0.1210	ID = 0.1210	ID = 0.2950	ID = 0.0630	ID = 0.0350	ID = 0.0350	
	NH CFR = 0.0011	NH CFR = 0.2900	NH CFR = 0.9821	NH CFR = 0.9821	NH CFR = 0.9841	NH CFR = 0.9971	NH CFR = 0.9983	NH CFR = 0.9983	
ID = 1.9170	ID = 77.6400	ID = 0.1570	ID = 0.1570	ID = 0.1650	ID = 0.0660	ID = 0.0360	ID = 0.0360		
$R_c = 0.0598$	$R_c = 0.0495$	$R_c = 0.0564$	$R_c = 0.0510$	$R_c = 0.1676$	$R_c = 0.0800$	$R_c = 0.1893$	$R_c = 0.2770$	$R_c = 0.0686$	
ULS CFR = 0.9021	ULS CFR = 0.9264	ULS CFR = 0.9894	ULS CFR = 0.9894	ULS CFR = 0.9457	ULS CFR = 0.9962	ULS CFR = 0.9962	ULS CFR = 0.9981	ULS CFR = 0.9981	
ID = 0.3060	ID = 0.4310	ID = 0.1830	ID = 0.1830	ID = 0.6750	ID = 0.3290	ID = 0.7200	ID = 0.7200	ID = 0.7200	
ML CFR = 0.8949	ML CFR = 0.9270	ML CFR = 0.9871	ML CFR = 0.9871	ML CFR = 0.9530	ML CFR = 0.9964	ML CFR = 0.9964	ML CFR = 0.9945	ML CFR = 0.9945	
ID = 0.9980	ID = 2.3630	ID = 0.1610	ID = 0.1610	ID = 0.6950	ID = 0.0670	ID = 0.1100	ID = 0.1100	ID = 0.1100	
DW CFR = 0.9039	DW CFR = 0.9229	DW CFR = 0.9904	DW CFR = 0.9904	DW CFR = 0.9542	DW CFR = 0.9967	DW CFR = 0.9965	DW CFR = 0.9965	DW CFR = 0.9965	
ID = 0.8310	ID = 2.4520	ID = 0.1210	ID = 0.1210	ID = 0.6790	ID = 0.0620	ID = 0.0760	ID = 0.0760	ID = 0.0760	
NH CFR = 0.9034	NH CFR = 0.8792	NH CFR = 0.9906	NH CFR = 0.9906	NH CFR = 0.9475	NH CFR = 0.9967	NH CFR = 0.9982	NH CFR = 0.9982	NH CFR = 0.9982	
ID = 0.8380	ID = 10.2610	ID = 0.1220	ID = 0.1220	ID = 0.7080	ID = 0.0610	ID = 0.0450	ID = 0.0450	ID = 0.0450	
$R_c = 0.0558$	$R_c = 0.0455$	$R_c = 0.0804$	$R_c = 0.0564$	$R_c = 0.1827$	$R_c = 0.0680$	$R_c = 0.1847$	$R_c = 0.2884$	$R_c = 0.0643$	
ULS CFR = 0.9482	ULS CFR = 0.9132	ULS CFR = 0.9717	ULS CFR = 0.9717	ULS CFR = 0.9773	ULS CFR = 0.9995	ULS CFR = 0.9995	ULS CFR = 0.9961	ULS CFR = 0.9961	
ID = 0.2640	ID = 0.3120	ID = 0.3400	ID = 0.3400	ID = 0.7240	ID = 0.3340	ID = 0.7930	ID = 0.7930	ID = 0.7930	
ML CFR = 0.9502	ML CFR = 0.9377	ML CFR = 0.9721	ML CFR = 0.9721	ML CFR = 0.9703	ML CFR = 0.9993	ML CFR = 0.9984	ML CFR = 0.9984	ML CFR = 0.9984	
ID = 0.4900	ID = 0.4340	ID = 0.3540	ID = 0.3540	ID = 0.3500	ID = 0.0160	ID = 0.0330	ID = 0.0330	ID = 0.0330	
DW CFR = 0.9484	DW CFR = 0.9356	DW CFR = 0.9720	DW CFR = 0.9720	DW CFR = 0.9737	DW CFR = 0.9993	DW CFR = 0.9997	DW CFR = 0.9997	DW CFR = 0.9997	
ID = 0.5080	ID = 2.4540	ID = 0.3510	ID = 0.3510	ID = 0.3100	ID = 0.0140	ID = 0.0080	ID = 0.0080	ID = 0.0080	
NH CFR = 0.9484	NH CFR = 0.9342	NH CFR = 0.9719	NH CFR = 0.9719	NH CFR = 0.9755	NH CFR = 0.9994	NH CFR = 0.9975	NH CFR = 0.9975	NH CFR = 0.9975	
ID = 0.5830	ID = 0.5810	ID = 0.3530	ID = 0.3530	ID = 0.2950	ID = 0.0180	ID = 0.0630	ID = 0.0630	ID = 0.0630	
N=400									
N=600									

sólo se disparan en este cuadrante. Recíprocamente, en el otro extremo y, como era de esperar, con patrones elevados, buen tamaño muestral y poco sesgo, la recuperación es casi perfecta. En estas circunstancias, además, todos los métodos se comportan bien.

La comparación de métodos debe hacerse evaluando su comportamiento en situaciones intermedias. En forma general se aprecia que el método de mínimos cuadrados proporciona sistemáticamente patrones bastante congruentes con los originales pero con valores atenuados. Los otros tres métodos dan resultados bastante similares entre sí: los valores de congruencia son semejantes a los obtenidos con mínimos cuadrados pero las discrepancias son menores. Es de destacar particularmente la coincidencia en las soluciones DWLS y NOHARM que en la mayor parte de los casos son iguales en los dos primeros decimales. Globalmente además cabría plantear que estos dos parecen ser los que mejor permiten recuperar la solución original.

Existen algunos resultados que no se aprecian directamente en la tabla, pero que pueden ser interesantes de comentar. Así, cabe decir que en las estimaciones ML y DWLS mediante LISREL se produjeron algunos casos Heywood (comunalidades mayores de 1). Estas anomalías se producían en caso de tamaños muestrales pequeños y de patrones bajos o desiguales. Por último, tan sólo en un caso (patrón mixto, N=200), la matriz de correlaciones tetracóricas resultó no Gramiana.

Discusión

A pesar de sus evidentes limitaciones, los resultados del trabajo consideramos que pueden incitar a una serie de reflexiones de cara al investigador que utiliza el A.F. en estudios aplicados con variables dicotómicas.

En primer lugar, como cabe esperar, cualquier método funcionará mejor con muestras grandes, distribuciones simétricas y saturaciones altas. A pesar de que los datos no per-

mitan un análisis inferencial cabría pensar que los dos factores con más relevancia son el tamaño de la muestra y la magnitud de las saturaciones y que, respecto al primero, se produce una notable mejora al pasar de 200 casos a 400.

Estos factores están (en general) bajo control del investigador y, por tanto, éste deberá preocuparse en buscar variables que sean buenos indicadores del factor que pretende medir y en utilizar un grupo normativo suficientemente grande.

Respecto a los métodos a utilizar, ninguno de los evaluados parece ser mucho mejor que los demás, pero en conjunto y con las precauciones que aconseja un estudio tan reducido, los datos parecen dar ventaja a NOHARM. Las estimaciones de este método son prácticamente iguales a las de DWLS y muy semejantes a ML pero evita los problemas de las matrices no Gramianas y de los casos Heywood. Por otra parte, el análisis MINRES sobre la matriz de coeficientes phi, el método más simple y comprensible y, a la vez, el más asequible en cuanto a disponibilidad en paquetes estadísticos parece funcionar razonablemente bien cuando las circunstancias no son excesivamente desfavorables.

Por último y, como conclusión general, de los resultados parece desprenderse que la utilización de reactivos dicotómicos siempre plantea problemas, aun cuando tales problemas pueden ser minimizados en buena parte controlando los factores que parecen tener mayores efectos distortivos. Sin embargo parece apropiado que se contemple el uso de otros formatos de respuesta alternativos al binario. Desde un punto de vista práctico parece razonable aconsejar al constructor de una escala que, siempre que sea posible, evite el uso del formato binario sustituyéndolo por un formato multipunto. Cara a la investigación metodológica, necesaria dada la gran cantidad de escalas que siguen utilizando el formato binario, parece también adecuado investigar acerca de métodos alternativos al modelo AF tradicional.

Referencias

- Balderjhan, I. (1986). The robustness of LISREL U.L.S. estimations against small sample size in confirmatory factor analysis models. En Gaul, W y Schader, M. (eds) *Classification as a tool of research*. Amsterdam. Elsevier.
- Bollen, K. A. (1989). *Structural equations with latent variables*. New York: Wiley.
- Boomsma, A. (1987). The robustness of maximum likelihood estimation in structural equation models. In Cuttance, P. & Ecob, R: *Structural modeling by example*. Cambridge: Cambridge University press.
- Browne, M. W. (1984). Asymptotically distribution-free methods for the analysis of covariance structures. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 37, 62-83.
- Burt, C. (1950). The factorial analysis of qualitative data. *British Journal of Psychology*, 3, 166-185.
- Carroll, J. B. (1961). The nature of the data or how to chose a correlation coefficient. *Psychometrika*. 26, 4: 347-371
- Christoffersson, A. (1975). Factor analysis of dichotomized variables. *Psychometrika*, 40, 5-32.
- Fraser, C. (1988). NOHARM. Armidale. Univ. of New England
- Harman, H. (1980). *Análisis factorial moderno*. Madrid: Salts.
- Jöreskog, K. G. y Sörbom, D. (1989). *Lisrel 7 User's reference guide*. Mooresville. Scientific Software.
- Kim, J. y Mueller, Ch.W. (1978). *Factor analysis*. Newbury Park: Sage.
- Lord, F. M. (1980). *Applications of item response theory to practical testing problems*. Hillsdale: L.E.A.
- Martin, W. S. (1978). Effects of scaling on the correlation coefficient. Additional considerations. *Journal of marketing research* 15, 304-308
- McDonald, R. P. (1967). Non-linear factor analysis. *Psychometric Monograph* n.º 15.
- Muthen, B. (1984). A general structural equation model with dichotomous, ordered, categorical and continuous latent variable indicators. *Psychometrika*, 49, 115-132
- Muthen, B. (1987). *LISCOMP: Analysis of linear structural equations with a comprehensive measurement model*. Mooresville. Scientific Software.
- Nunnally, J. (1987). *Teoría psicométrica*. México: Trillas.
- Olsson, U. (1979). On the robustness of factor analysis against crude classification of the observations. *Multivariate Behavioral Research*. 14, 485-500.
- Olsson, U., Drasgow, F. & Dorans, N. J. (1982). The polyserial correlation coefficient. *Psychometrika*, 4, 337-347.
- Parry, Ch. D. y McArdle, J. J. (1991). An applied comparison of methods for least squares factor analysis of dichotomous variables. *Applied Psychological Measurement* 15 (1), 35-46

Aceptado el 30 de noviembre de 1993