

Evaluación del Análisis Factorial Confirmatorio con escalas de tipo Likert.

Assessing Confirmatory Factor Analysis with Likert type scales.

Luis GONZÁLEZ FERNÁNDEZ* y Luis M. ARCINIEGA RUIZ DE ESPARZA**

Universidad de Salamanca, España*

Instituto Tecnológico Autónomo de México (ITAM), México**

Abstract

Most of the instruments used in social psychology for assessing latent constructs such as personality traits or attitudes, employ Likert-type scales to collect responses from individuals. These scales have a number of categories to be ranked by individuals. These scales are ordinal in nature, but usually are treated as continuous variables. Under this arbitrary assumption, many researchers utilize maximum likelihood (ML) as the method of estimation when computing confirmatory factor analyses (CFA's). In order to generate consistent results, ML demands multivariate normality in the data, a condition hard to comply when using ordinal scales. However, there are estimation procedures, such as weighted least squares (WLS) which is less sensitive to violations in the assumptions of normality. The goal of this paper is to compare the use of both estimation procedures when computing CFA's for assessing the construct structure of a recently conceptualized personality trait, named *dispositional resistance to change*. Results suggest that CFA's using ML as the method of estimation, tend to over estimate some goodness-of-fit indices.

Key words: Confirmatory Factor Analysis, Likert scales, maximum likelihood, weighted least squares, resistance to change.

1. Introducción

La evaluación de constructos en ciencias sociales, como actitudes o rasgos de personalidad, se lleva a cabo habitualmente mediante el uso de cuestionarios que utilizan escalas de Likert como formato de respuesta para los ítems. La estructura de estos cuestionarios está formada por un conjunto de afirmaciones, como por ejemplo: “Mis opiniones son muy consistentes a lo largo del tiempo”, frente a las cuales el sujeto debe elegir una opción dentro de una serie ordenada de categorías situadas entre dos polos opuestos, normalmente “En fuerte desacuerdo” y “En fuerte acuerdo”. Este formato básico puede presentar variaciones en relación con el número de categorías pudiendo anclarse sólo algunas o todas las categorías de la serie.

Los datos obtenidos a través de cuestionarios que emplean escalas de tipo Likert en el formato de respuesta de sus ítems son analizados con frecuencia como datos procedentes de escalas continuas con distribuciones normales multivariadas, aunque en sentido estricto son datos ordinales (Muthén y Kaplan, 1985; Lubke y Kaplan, 2004). Como señalan Tomás y Oliver (1998) esto se debe en parte a que por medio de este tipo de escala se trata de aprehender constructos que supuestamente son de naturaleza continua. La elección de una de las categorías -1,2,3,...- de una escala de Likert por parte de un sujeto nos indica que posee en mayor medida el rasgo o característica que se mide que si hubiese elegido una categoría inferior, pero no informa del grado de esa diferencia. Las categorías de una variable ordinal -1,2,3,...- no tienen propiedades métricas y no deberían tratarse como continuas. Las expresiones numéricas que usualmente se emplean para representar las categorías de las variables ordinales no constituyen una variable continua dado que no tienen origen, ni unidad de medida y, por lo tanto, como afirma Jöreskog (2005), las medias, varianzas y covarianzas obtenida con variables ordinales no tienen significado.

La lógica que subyace en el modelo factorial con datos ordinales obtenidos a través de escalas de Likert asume que los valores de variable observable ordinal z están determinados por una variable continua subyacente z^* . Esta variable continua z^* representa la característica o rasgo que se intenta aprehender por medio de las respuestas obtenidas con las categorías ordenadas de la variable ordinal z y se asume que tiene un rango que oscila entre $-\infty$ a $+\infty$. De tal modo que la medida observable puede ser vista como una versión categorizada de la variación de la respuesta en la variable subyacente. Esta variable subyacente es la que asigna la métrica a la variable ordinal. Si z tiene m categorías, etiquetadas como $1,2,3,\dots,m$, la relación entre z y z^* y los valores de la variable ordinal vendrían determinados por:

$$z = i \Leftrightarrow \tau_{i-1} < z^* < \tau_i, \quad i = 1,2,3,\dots,m$$

donde

$$-\infty = \tau_0 < \tau_1 < \tau_2 \dots < \tau_{m-1} < \tau_m = +\infty$$

son los parámetros que representan los valores de los umbrales. Con m categorías, habría $m-1$ umbrales $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{m-1}$.

A pesar de existir modelos y métodos para el análisis de la estructura factorial y fiabilidad tanto para datos continuos como para datos ordinales, la práctica habitual es analizar los datos obtenidos por medio de escalas de tipo Likert como procedentes de variables de naturaleza continua, aplicando modelos y métodos desarrollados para este tipo de datos. Nos encontramos, de este modo, que el método de estimación más empleado en el análisis factorial confirmatorio (AFC) con datos obtenidos por medios de categorías ordenadas es la máxima verosimilitud (ML).

El objetivo del AFC es obtener las estimaciones de los parámetros estructurales del modelo de medida, como cargas factoriales o varianzas y covarianzas de los factores, que se generan a partir

de la matriz de varianzas-covarianzas hipotetizada (Σ) que se ajusta en la mayor medida posible a la matriz muestral de varianzas-covarianzas (S).

$$S = \Sigma$$

Para minimizar estas diferencias se utiliza la función ML

$$F_{ML}(S, \Sigma) = 0$$

$$F_{ML}(S, \Sigma) = \ln|S\Sigma^{-1}| + tr(S\Sigma^{-1}) - p$$

Esta función asume la distribución normal multivariada de los datos observados, asunción que es violada en el caso de los datos obtenidos por medio de escalas de Likert. Las consecuencias potenciales de tratar variables de categorías ordenadas como continuas en el análisis factorial confirmatorio son múltiples y van, desde producir estimaciones incorrectas de los parámetros del modelo y de los índices estadísticos para su ajuste, hasta generar pseudofactores (Brown, 2006). No obstante, existen alternativas al uso del método de ML como procedimiento de estimación en los modelos factoriales con variables ordinales entre los que destaca la técnica basada en los mínimos cuadrados ponderados (wighted least-square WLS).

$$F_{WLS}(S, \Sigma) = [S - \sigma(\theta)]' \Sigma^{-1} [S - \sigma(\theta)]$$

Este estudio está diseñado con el principal objetivo de comparar los resultados obtenidos al analizar la estructura factorial de un instrumento, el cuestionario de resistencia al cambio, que utiliza escalas con formato de Likert por medio de dos métodos de estimación, ML y WLS , y con datos no procedentes de simulación.

2. Resistencia al cambio

El cambio es, sin duda, una de las características que mejor definen la sociedad actual. Todas las estructuras sociales se encuentran inmersas, en mayor o menor medida, en procesos de cambio que afectan tanto a la tecnología, como a la política, economía o cultura. Una de las respuestas más frecuentes frente al cambio es la resistencia. Nos estamos refiriendo a un tipo concreto de comportamiento que los individuos desarrollan frente a los cambios caracterizado por la tendencia a resistirse, a evitar, a no introducir, a devaluar o a considerar los cambios como negativos, tanto los voluntarios como los impuestos externamente. Este comportamiento está determinado principalmente por las actitudes generadas frente al fenómeno del cambio. Sobre esta actitud influyen, tanto variables y procesos procedentes del entorno, como variables individuales y rasgos de personalidad. Entre los rasgos de personalidad más analizados en relación con las respuestas frente al cambio se encuentran el lugar de control, la autoestima, la autoeficacia generalizada, la tolerancia a la ambigüedad, necesidad de logro o la apertura a la experiencia.

Aunque estos rasgos de personalidad están relacionados con la resistencia al cambio, señala Oreg (2006), no han sido conceptualizados con el propósito de evaluar la tendencia a resistirse frente al cambio. Como responsable de esta tendencia, Oreg (2003) propone un constructo específico que denomina *predisposición a resistirse al cambio* (PRC). Este rasgo estable de personalidad sería el responsable de la tendencia del individuo a oponerse, evitar o devaluar los cambios con independencia del contexto y del tipo de cambio.

El constructo predisposición a resistirse al cambio presenta una naturaleza multidimensional integrada por cuatro dimensiones -búsqueda de rutinas, reacción emocional, focalización a corto plazo y rigidez cognitiva- que reflejan los aspectos cognitivos, afectivos y conductuales de la resistencia al cambio (Oreg, 2003). La dimensión búsqueda de rutinas está relacionada con la preferencia del sujeto por bajos niveles de estimulación y una débil necesidad de novedades. Un cambio podría implicar un aumento del nivel de estimulación por lo que el individuo

tiene a resistirse al abandono de los hábitos y a buscar rutinas en su comportamiento. La segunda dimensión, la reacción emocional, está relacionada con la respuesta afectiva del sujeto y refleja el estrés y malestar que experimenta frente al cambio. Esta reacción emocional se caracteriza por la falta de resistencia psicológica, el cambio aparece como un fuerte estresor, y por la sensación de pérdida potencial de control sobre su vida que supondría el cambio. Por otro lado y como consecuencia de una baja capacidad de ajuste y de la percepción de pérdida de control, el sujeto con predisposición a resistirse al cambio se focaliza en el corto plazo y tiende a resaltar los inconvenientes y dificultades del cambio como nuevos aprendizajes, ajuste, etc., ocultando, de algún modo, los potenciales beneficios que podría tener a medio o largo plazo. Por último, la rigidez cognitiva constituye la cuarta dimensión y supone un acercamiento al cambio con mentalidad cerrada, más severidad y menor capacidad de ajuste a las nuevas situaciones.

Para evaluar la predisposición a resistirse al cambio Oreg (2003) desarrolla la escala *Resistance to Change* (RTC). Esta escala está integrada por 17 ítems consistentes en afirmaciones que el sujeto debe valorar sobre una escala de tipo Likert con rango 1- 6 (En fuerte desacuerdo – En fuerte acuerdo) en la que se han anclado todos los puntos de la escala. Cada dimensión del constructo está representada por 4 ítems, salvo la dimensión búsqueda de rutinas que se evalúa a través de 5 ítems. La escala ha sido validada en una gran variedad de contextos mostrando una alta estabilidad estructural y fiabilidad (Arcinega y González, 2009; Oreg, 2003).

3. Método

Muestra

La muestra utilizada en este estudio está formada por las respuestas de 553 estudiantes de últimos cursos de Administración y Dirección de Empresas procedentes de cuatro Universidades distintas de España y México. La media de edad de la muestra es de 21,3 años (sd=1.88), siendo el 55,1% mujeres y el 44,9% hombres.

Instrumento

La evaluación de la resistencia al cambio se realizó por medio de la adaptación al español de la escala RTC de Oreg (2003). Para la adaptación se llevó a cabo un procedimiento de *translation-back-translation* de acuerdo con el método propuesto por Brislin (1986).

Análisis

Para evaluar el comportamiento de los métodos de estimación ML y WLS frente a datos obtenidos por medio de escalas de Likert se formularon cuatro modelos sobre la estructura factorial de la escala de resistencia al cambio. El primer modelo plantea una estructura de un solo factor en el que los 17 ítems estarían determinados por un único constructo. Un segundo modelo, que corresponde con la hipótesis de Oreg (2003, 2006), plantea que la estructura de la escala estaría formada por cuatro dimensiones relacionadas: búsqueda de rutinas, reacción emocional, focalización a corto plazo y rigidez cognitiva. El tercer modelo hipotetiza una estructura de tres factores oblicuos: búsqueda de rutinas, rigidez cognitiva y un tercer factor resultante formado por los ítems de las dimensiones afectivas reacción emocional y focalización a corto plazo. Por último, el cuarto modelo estaría formado por cuatro factores de primer orden -búsqueda de rutinas, reacción emocional, focalización a corto plazo y rigidez cognitiva- y un factor de orden superior: resistencia al cambio. La evaluación de los modelos se llevó a cabo por medio de programa LISREL 8.8 (Joreskog & Sorbom, 2006) empleando como índices de ajuste el chi-cuadrado, la estimación robusta del chi-cuadrado propuesta por Satorra & Bentler (1994), el RMSEA, el NNFI y el CFI.

4. Resultados y Discusión

En la tabla 1 se presentan los índices de ajuste de los modelos hipotetizados sobre la estructura factorial de la escala RTC obtenidos con el método de estimación WLS. Tal y como puede apreciarse el modelo de cuatro factores oblicuos y el de cuatro factores de primer orden y uno de orden superior son los que presentan un ajuste adecuado. En ambos modelos el índice CFI es superior a 0,9 y la diferencia entre ellos puede considerarse como no relevante ($\Delta CFI=0,004$). La obtención de un CFI con un valor superior a 0,9 se considera como indicador de un buen ajuste en el modelo evaluado. Sin embargo, los valores obtenidos para índices RMSEA y NNFI son más pobres, evidenciando un peor ajuste de los modelos. Valores inferiores a 0,05 en el índice RMSEA e inferiores a 0,9 en el índice NNFI evidencian una falta de ajuste en los modelos evaluados.

Tabla 1.- Ajuste de los modelos hipotetizados para la escala RTC estimados por medio WLS.

Modelo	χ^2	gl	RMSEA	NNFI	CFI
1 factor	790,758	119	0,102	0,758	0,789
4 factores oblicuos	388,194	113	0,067	0,896	0,913
3 factores oblicuos	426,636	116	0,071	0,885	0,902
4 factores más 1 factor segundo orden	404,661	115	0,068	0,892	0,909

Note. χ^2 = chi-cuadrado; gl = grados de libertad; RMSEA = Root Mean Square Error of Approximation; NNFI = Non Normed Fit Index; CFI = Comparative Fit Index.

Antes de analizar los modelos hipotetizados con el método de estimación de ML se llevó a cabo un examen de la distribución de las respuestas a los ítems de la escala dado que este método presupone una distribución normal multivariada. Se utilizó el test PK de Mardia que puso en evidencia la violación del supuesto de distribución normal multivariada ($\chi^2= 975,448$, $p=0,00$). Por ello, además del chi-cuadrado se calculó también el estimador robusto del chi-cuadrado propuesto por Satorra y Bentler (1994). Tal y como puede apreciarse en la tabla 2, los índices de ajuste obtenido mediante ML presentan el mismo patrón que los obtenidos por medio de WLS. Los modelos que presentan un ajuste más adecuado son el modelo cuatro factores oblicuos y el modelo de cuatro factores de primer orden y un factor de segundo orden. El examen de los índices de ajuste pone de relieve que, en general, la estimación con ML genera un valor superior. Este es el caso del índice NNFI, los valores obtenidos con ML son superiores a los obtenidos por medio de WLS. Así por ejemplo, el modelo de cuatro factores presenta un NNFI estimado con ML de 0,947, que podemos calificar como de muy aceptable; sin embargo, este mismo índice obtenido por medio de WLS su valor es de 0,896 sensiblemente inferior. El mismo efecto se encuentra también en los índices CFI y RMSEA. Por otro lado, mientras los índices CFI y RMSEA se muestran relativamente estables con ambos los métodos de estimación ofreciendo valores muy semejantes, el índice NNFI se comporta de modo muy diferente frente a ambos métodos. Los valores obtenidos con ML son más elevados a los obtenidos con WLS.

Tabla 2.- Ajuste de los modelos hipotetizados para la escala RTC estimados por medio ML.

Modelo	χ^2	χ^2_{S-B}	gl	RMSEA	NNFI	CFI
1 factor	1318,913	1069,625	119	0,122	0,727	0,762
4 factores oblicuos	347,461	287,855	113	0,054	0,947	0,956
3 factores oblicuos	403,612	353,043	116	0,062	0,930	0,941
4 factores más 1 factor segundo orden	351,814	289,990	115	0,053	0,948	0,956

Note. χ^2 = chi-cuadrado; gl = grados de libertad; RMSEA = Root Mean Square Error of Approximation; NNFI = Non Normed Fit Index; CFI = Comparative Fit Index.

Finalmente hemos examinado los parámetros estructurales obtenidos con los dos métodos de estimación (véase la tabla 3). Las diferencias son mínimas y no siguen un esquema determinado. Por ejemplo, si comparamos las cargas factoriales estandarizadas obtenidas en el modelo de cuatro factores oblicuos, tanto con el método WLS, como con el método ML, las diferencias medias son bajas de sólo 0,035 y no responden a un patrón sistemático. En 8 ítems los índices obtenidos con WLS fueron superiores a los obtenidos con ML y, en los 9 restantes la mejora se obtuvo con la estimación mediante ML.

En definitiva, el análisis de la estructura factorial de instrumentos con escalas de Likert por

Tabla 3.- Parámetros lambda estandarizados del modelo de cuatro factores oblicuos obtenidos con los métodos WLS y ML.

Factor	RS		ER		STF		CR		Diferencia
	WLS	ML	WLS	ML	WLS	ML	WLS	ML	
rtc1	0,484	0,454							-0,030
rtc2	0,629	0,796							0,167
rtc3	0,615	0,679							0,064
rtc4	-0,588	-0,388							0,200
rtc5	0,635	0,458							-0,177
rtc6			0,731	0,743					0,012
rtc7			0,871	0,879					0,008
rtc8			0,935	0,882					-0,053
rtc9			0,920	0,803					-0,117
rtc10					0,772	0,748			-0,024
rtc11					0,704	0,683			-0,021
rtc12					0,688	0,641			-0,047
rtc13					0,448	0,520			0,072
rtc14							-0,743	-0,773	-0,030
rtc15							0,904	1,103	0,199
rtc16							0,662	0,983	0,321
rtc17							0,849	0,900	0,051

medio de modelos factoriales y métodos de estimación diseñados para variables continuas, como ML, puede generar una sobre estimación en algunos los índices de ajuste, frente a estimaciones con métodos desarrollados para variables ordinales como WLS. No obstante, estas diferencias no parecen afectar a los valores de los parámetros estructurales obtenidos.

5. Referencias bibliográficas

Arcinega, L.M. y González, L. (2009). Validation of the Spanish-language version of the resistance to change scale. *Personality and Individual Differences*, 46, 178–182

- Brislin, R. W. (1986). The wording and translation of research instruments. In W. J. Lonner & J. W. Berry (Eds.), *Field methods in cross-cultural research* (pp. 137-164). Newbury Park, CA.: Sage.
- Brown, T.A. (2006). *Confirmatory factor analysis for applied research*. Guilford Press.: New York, NY.
- Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (2006). LISREL 8.50 [Computer software]. Chicago: Scientific Software International.
- Jöreskog, K.G. (2005). Structural equation modeling with ordinal variables using LISREL. Scientific Software International, Inc. (SSI), in *Karls's Corner*: <http://www.ssicentral.com/lisrel/corner.htm>
- Lubke, G.H. & Kaplan, D, (2004) Applying Multigroup Confirmatory Factor Models for Continuous Outcomes to Likert Scale Data Complicates Meaningful Group Comparisons. *Structural Equation Modeling*, 4, 514-534.
- Muthen, B. O., & Kaplan, D, (1985). A comparison of some methodologies for the factor analysis of non-normal Likert variables. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 38, 171-189.
- Oreg, S. (2003). Resistance to change: Developing an individual differences measure. *Journal of Applied Psychology*, 88(4), 680-693.
- Oreg, S. (2006). Personality, context, and resistance to organizational change. *European Journal of Work and Organizational Psychology*, 15(1), 73-101.
- Satorra, A. & Bentler, P.M. (1994). Corrections to test statistics and standard errors in covariance structure analysis. In A. von Eye & C.C. Clogg (Ed.), *Latent variable analysis: Applications for development research* (pp. 399-419). Thousand Oaks, CA: Sage.
- Tomás, J.M. y Oliver, A. (1998). Efectos del formato de respuesta y método de estimación en el análisis factorial confirmatorio. *Psicothema*, 10, 1, 197-208.