

## **Atenuación de la asimetría y de la curtosis de las puntuaciones observadas mediante transformaciones de variables: Incidencia sobre la estructura factorial**

María Noel Rodríguez Ayán\* (1) y Miguel Ángel Ruiz Díaz (2)

(1) Universidad de la República (Uruguay)

(2) Universidad Autónoma de Madrid (España).

En este trabajo se evalúa la incidencia de la atenuación, mediante transformaciones de variables, del sesgo y de la curtosis de las puntuaciones observadas, sobre la estructura factorial, estimada mediante análisis factorial exploratorio y confirmatorio. Los datos proceden de una escala de opinión estudiantil para la evaluación de profesores universitarios, de 16 ítems medidos en escala Likert. Las distribuciones observadas no se aproximan a la normalidad, por lo que se aplican distintos procedimientos para la corrección del sesgo y de la curtosis. Los resultados sugieren que tanto los estadísticos globales de bondad de ajuste como las saturaciones factoriales de los modelos son más sensibles al método de estimación (para una misma transformación) que a la transformación (para un mismo método de estimación). Como conclusión, cuando la muestra tiene un tamaño moderado y el modelo está especificado correctamente la estimación de máxima verosimilitud proporciona los mejores resultados, aún en condiciones de distanciamiento del supuesto de normalidad multivariante, siempre que el coeficiente de Mardia no supere el valor 70. Una limitación del trabajo es que no se ha valorado el efecto de la complejidad de la estructura factorial y/o el grado de comunalidad teórica de las variables.

La literatura sobre métodos de estimación estadística hace especial énfasis en la bondad de la distribución normal y los métodos de estimación más populares necesitan asumir la existencia de normalidad en la distribución de los datos muestrales para demostrar las propiedades de las estimaciones y se insiste en la necesidad del cumplimiento del supuesto para que la estimación ofrezca todas las garantías. Sin embargo, los datos empíricos procedentes de investigaciones en los campos de la Psicología, la Educación y en las ciencias sociales en general rara vez cumplen este supuesto (Micceri, 1989). Uno de los recursos más utilizados para asegurar

---

\* María Noel Rodríguez Ayán. Facultad de Química, CC 1157. Gral. Flores 2124, CP 11800, Montevideo (Uruguay). Tel/Fax: (5982) – 929-0770. E-mail: [mayan@fq.edu.uy](mailto:mayan@fq.edu.uy) [mnrayan@yahoo.com](mailto:mnrayan@yahoo.com)

la normalidad de la distribución es la transformación monótona de los valores a una métrica derivada capaz de paliar la falta de simetría (Hall, 1992).

En este estudio se trabaja con la escala empleada por Rodríguez Ayán y Amaya (2005) para evaluar el desempeño de los profesores por parte de los alumnos. La escala consta de 16 variables, cuyas distribuciones no siguen las pautas de normalidad sino que presentan un claro sesgo negativo, como frecuentemente ocurre en la investigación sobre satisfacción (Peterson y Wilson, 1992). Por lo tanto se aplican distintos procedimientos para la corrección del sesgo y de la curtosis, como recurso para obtener distribuciones transformadas con mejor ajuste a la distribución normal. El objetivo último es estudiar el efecto de estas transformaciones sobre la estimación de la estructura factorial de los datos mediante análisis factorial exploratorio y confirmatorio.

Existen diversos procedimientos de transformación de variables dirigidas a obtener una distribución normal (o al menos distribuciones carentes de sesgo) siendo las transformaciones más frecuentes la raíz cuadrada, el logaritmo, la inversa y la potencia (Hair, Anderson, Tatham y Black, 1999; Osborne, 2002). Harris y DeMets (1972) proponen transformaciones en dos etapas, adoptando como criterio de la eficacia de la transformación la obtención de índices de asimetría y curtosis simultáneamente próximos a cero. Reed y Wu (1974) proponen además el criterio del “valor absoluto”, según el cual la mejor transformación es aquella que arroja el menor valor del índice  $L = 2 \left| \text{asimetría} \right| + \left| \text{curtosis} \right|$  (de los coeficientes no tipificados).

Las transformaciones recomendadas con mayor frecuencia son la raíz cuadrada, el logaritmo o la inversa (Hair y otros, 1999; Osborne, 2002; Pett, 1997). Sin embargo, estas transformaciones operan comprimiendo el lado derecho de la distribución en mayor proporción que el izquierdo, por lo que son recomendables para distribuciones con sesgo positivo. En el caso de distribuciones con asimetría negativa debe multiplicarse la variable por el valor  $-1$  previo a su transformación (y en el caso de la raíz cuadrada y del logaritmo deberá sumársele una constante, de modo que los valores a transformar resulten positivos).

Con respecto a la transformación mediante la raíz cuadrada, Osborne (2002) sugiere que, para las variables continuas con valores ya sea inferiores o superiores a la unidad, previamente se traslade la variable a transformar de modo que su valor mínimo sea 1, dado que la función raíz cuadrada tiene derivada mayor que 1 en el intervalo  $(0,1)$  y menor que 1 en el intervalo  $(1, +\infty)$ . El autor pone especial énfasis en la incidencia del valor

mínimo de la distribución en la eficacia de la transformación. Con respecto a la transformación logarítmica, Cleveland (1984) y Osborne (2002) sugieren considerar un repertorio de bases (2, 10 y  $e$  como mínimo), de modo que sea posible evaluar la eficacia de la transformación según la base y los datos a transformar.

Otro procedimiento empleado para atenuar el sesgo en observaciones ordinales es el Análisis de Componentes Principales Categórico (CatPCA) (De Leeuw y Van Rijkevorsel, 1980; Sierra, Falces, Ruiz y Alier, 2003). Las variables originales categóricas y con igual distancia entre sus categorías se escalan de forma óptima, obteniéndose variables transformadas numéricas, con distancias desiguales que se adecuan a la frecuencia relativa de cada categoría, a partir de las cuales se realiza un análisis de componentes principales.

Lo expuesto anteriormente pone en evidencia que no existe acuerdo entre los autores sobre qué transformaciones emplear. Además, los antecedentes se refieren a la transformación de variables continuas y no hacen referencia explícita a las variables con métrica ordinal. En el presente trabajo se aplican distintas transformaciones a variables ordinales y se analiza la estructura factorial de las puntuaciones originales y de las transformadas mediante análisis factorial exploratorio y confirmatorio. El objetivo es determinar el efecto de tales transformaciones sobre la estimación de las saturaciones factoriales y sobre los índices globales de bondad de ajuste, y comparar los resultados con las conclusiones derivadas de estudios anteriores obtenidos con variables continuas.

## MÉTODO

**Sujetos.** Participaron 436 estudiantes (310 mujeres y 126 varones) de primer año de la Facultad de Química de la Universidad de la República, matriculados en la asignatura Química General 1, 2004, lo cual representa un 72,6% de la población estudiantil de primer año. La recogida de la información se realizó por clases enteras, en todas las clases de esta asignatura. Se suministró el cuestionario a los estudiantes presentes en clase, ofreciéndoles garantías de confidencialidad durante todo el proceso, desde la recolección de opiniones hasta la difusión de los resultados generales. La participación estudiantil fue voluntaria y anónima. Se asume que la muestra es representativa de la población de estudiantes universitarios de primer año. Además, se asume que la muestra recoge suficientemente los sesgos de respuesta característicos de las respuestas a escalas autoinformadas (especialmente frecuentes cuando se trata de

valoraciones de satisfacción). Dichos sesgos de respuesta consisten en la tendencia que presentan los sujetos al responder ítems sin emplear todo el rango de puntuaciones disponible (Vance, Winne y Right, 1983) y se traducen en la asimetría de la distribución observada de las puntuaciones.

**Instrumento.** Cuestionario de opinión estudiantil para la evaluación de los docentes de la Facultad de Química, Universidad de la República, Uruguay (Rodríguez Ayán y Amaya, 2005). El instrumento contiene 16 ítems (B1-B16) elaborados de manera unidimensional, referidos al concepto general “evaluación docente”. Los ítems están medidos en una escala Likert de 5 puntos (ver Apéndice), en la que se refleja el grado de acuerdo con el contenido del ítem. Todas las preguntas están redactadas en sentido positivo, de modo que una mayor puntuación significa un mayor grado de satisfacción de los sujetos con la labor del docente.

## ANÁLISIS DE DATOS

### Análisis descriptivos y transformación de variables

Como paso inicial, se realizaron diversos análisis descriptivos para evaluar el cumplimiento del supuesto de normalidad multivariante de las 16 variables. Los criterios recogidos para evaluar la eficacia de las transformaciones fueron: el coeficiente multivariante de Mardia (1970, 1974), el valor promedio de los estadísticos univariantes de asimetría y curtosis, el número de variables con valores absolutos de asimetría y curtosis univariantes dentro del intervalo  $[0,2]$  y los valores mínimo y máximo del criterio del valor absoluto de Reed y Wu (1974), aplicado a datos estandarizados ( $L$ ).

Las transformaciones aplicadas sobre las variables originales se muestran en la Tabla 1.

### Análisis factorial exploratorio (AFE)

Se siguieron las pautas generales sugeridas por Fabrigar, MacCallum, Wegener y Strahan (1999), por lo que se emplearon distintos métodos de extracción, de rotación y de selección del número de factores a extraer (Ruiz y San Martín, 1992; Fabrigar y otros, 1999). Los métodos de extracción fueron Componentes principales (PCA), Ejes principales (PAF), Mínimos cuadrados generalizados (GLS) y Máxima verosimilitud (ML). Para seleccionar el número de factores se siguieron las reglas: K1 de Kaiser-Guttman (Guttman, 1953; Kaiser, 1960), extrayendo las dimensiones con autovalores superiores a 1, el gráfico de sedimentación de Cattell

(Cattell, 1966, Cattell y Vogelmann, 1977), el método MAP (Minimum Average Partial, Velicer, 1976, Ruiz y San Martín, 1993). Para las soluciones de dos o más factores se realizaron una rotación ortogonal Varimax y una oblicua Oblimin con delta igual a cero.

**Tabla 1. Transformaciones empleadas**

Raíz cuadrada (RAZ)	$Y_i = \sqrt{(6 - X_i)}$
Logaritmo neperiano (LN)	$Y_i = Ln(6 - X_i)$
Inversa (INV)	$Y_i = 1/(7 - X_i)$
Cuadrado (CUA)	$Y_i = X_i^2$
Asignación de rangos a casos con normalización de Blom (BLO)	
CatPCA mediante el procedimiento de línea SP ordinal (polinomio de grado 2 con 2 nodos) del paquete SPSS 11.0 (CAT)	

Se emplearon la prueba de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO; Dziuban y Shirkey, 1974) y la prueba de esfericidad de Bartlett (Dziuban y Shirkey, 1974) para comprobar la pertinencia del análisis dimensional de los datos, ya que podría darse el caso de que las transformaciones atenuaran las correlaciones originales entre las variables. Para comparar las saturaciones factoriales se calculó el índice  $V$  propuesto por MacCallum, Widaman, Zhang y Hong (1999), según la ecuación:

$$V = \left[ \frac{\text{Traza} [(\mathbf{B} - \bar{\mathbf{B}})'(\mathbf{B} - \bar{\mathbf{B}})]^{1/2}}{pr} \right]$$

donde  $\mathbf{B}$  es la matriz factorial para una determinada condición,  $\bar{\mathbf{B}}$  es la matriz factorial promedio,  $p$  es el número de variables y  $r$  es el número de factores.

Dicho índice mide la distancia entre una determinada solución factorial y la solución factorial promedio, por lo que a medida que una solución se torna más inestable los valores de  $V$  se incrementan.

Para cuantificar la incidencia del método de extracción y de la transformación en los índices  $V$  se realizó un ANOVA de dos factores. Puesto que se dispone de un único valor del índice  $V$  para cada condición transformación\*método (en total 28 observaciones y 28 condiciones) solamente se pueden analizar los efectos principales, sin incluir términos de

interacción. Si bien el número de casos es pequeño, los resultados de ANOVA constituyen una referencia.

Los métodos estadísticos fueron complementados además por criterios sustantivos, interpretando el significado de los factores obtenidos.

### **Análisis factorial confirmatorio (AFC)**

Los métodos de estimación empleados en el AFC fueron ML, GLS, y mínimos cuadrados con ponderación diagonal (DWLS). Éste último minimiza la función de discrepancia:

$$F_{SLS} = \frac{1}{2} tr \left\{ \mathbf{D}^{-1} [\mathbf{S} - \mathbf{\Sigma}(\boldsymbol{\theta})] \right\}^2$$

donde  $\mathbf{S}$  es la matriz de varianzas-covarianzas observada,  $\mathbf{\Sigma}(\boldsymbol{\theta})$  es la matriz de varianzas-covarianzas reproducida a partir de los parámetros del modelo y  $\mathbf{D}$  es una matriz diagonal que contiene las varianzas de  $\mathbf{S}$ . Para emplear este método de estimación no se requiere de supuestos respecto a la forma de la distribución. La ventaja que presenta sobre las estimaciones mediante mínimos cuadrados no ponderados (ULS) es que los resultados son invariantes respecto a la escala de medida de las variables.

El estudio de la incidencia de la transformación y del método de estimación se hizo de manera tanto global como analítica (Tomás y Oliver, 1998). Desde una perspectiva global se estudiaron los siguientes estadísticos:  $\chi^2/gl$ , RMSEA, índices de bondad de ajuste de Jöreskog y Sörbom (1986): GFI, AGFI y PGFI e índices que toman como base de comparación el modelo de independencia: normado NFI de Bentler y Bonnet (1980), relativo RFI de Bollen (1986), no normado NNFI (Bentler y Bonnet, 1980) y comparativo CSI (Bentler, 1990). Desde una perspectiva analítica se compararon las saturaciones factoriales y el porcentaje de varianza explicada, para cada ítem. También se estiman los coeficientes de reproductibilidad, definidos como el cociente entre las saturaciones que se comparan (Tomás y Oliver, 1998).

## **RESULTADOS**

### **Transformación de variables**

Todas las distribuciones de las variables presentan sesgo negativo y curtosis positiva acentuados. En la Tabla 2 se muestran los coeficientes de Mardia ( $M$ ), los valores medios de asimetría ( $A_{med}$ ) y de curtosis ( $C_{med}$ ) y los valores mínimos y máximos del criterio del valor absoluto  $L$ .

**Tabla 2. Características de las distribuciones originales y transformadas**

		M	$ A_{med} $	$ C_{med} $	$N_1$	$N_2$	$L_{min}$	$L_{max}$
BRU	$X$	53,10	10,01	8,85	0	1	6,36	55,24
RAZ	$\sqrt{(6-X)}$	22,83	5,60	1,22	1	12	2,86	32,44
LN	$Ln(6-X)$	11,83	2,84	3,75	7	0	3,70	18,67
INV	$1/(7-X)$	10,18	2,12	4,75	10	0	5,08	13,17
CUA	$X^2$	16,87	4,55	2,38	2	10	2,90	26,72
BLO	Blom	18,54	5,03	1,15	0	15	3,61	14,72
CAT	CatPCA	70,77	11,41	13,35	0	0	11,53	62,32

*Nota.* M = coeficiente de Mardia;  $|A_{med}|$  = valor medio de asimetría;  $|C_{med}|$  = valor medio de curtosis;  $N_1$  = número de variables con  $|A_{med}| < 2$ ;  $N_2$  = número de variables con  $|C_{med}| < 2$ ;  $L_{min}$  = valor mínimo del criterio del valor absoluto;  $L_{max}$  = valor máximo del criterio del valor absoluto; BRU = puntuaciones originales; RAZ = raíz cuadrada; LN = logaritmo neperiano; INV = inversa; CUA = cuadrática, BLO = transformación de Blom; CAT = análisis de componentes principales categórico.

La transformación inversa es la que produce mayor número de variables con sesgo atenuado, seguida de la logarítmica. La transformación de Blom, la raíz cuadrada y la cuadrática arrojan los mejores resultados de curtosis. Ninguna transformación parece eficaz en la corrección simultánea de ambas características. La transformación CatPCA no reduce ninguna de las dos características sino que las aumenta. En cuanto a  $L$ , la transformación CatPCA produce valores superiores a los de las variables originales. Las transformaciones logarítmica, inversa y de Blom arrojan resultados similares. Ningún procedimiento produce más de dos variables con valores de  $L$  satisfactorios. Considerando la distribución conjunta, todos los coeficientes de Mardia presentan valores críticos que caen fuera del intervalo  $[-1,96; 1,96]$ .

### AFE

Los valores de KMO oscilan entre 0,958 y 0,961 y el estadístico de Bartlett resulta significativo más allá del nivel 0,001 en todos los casos, indicando que no se pierde la adecuación para el análisis factorial con ninguna de las transformaciones.

La prueba de sedimentación de Cattell sugiere la extracción de 2 factores en todos los casos, resultado consistente con la aplicación de la regla K1 a los autovalores de la matriz de correlaciones (Tabla 3) mientras que el procedimiento MAP sugiere la existencia de un único factor, también para todos los casos.

**Tabla 3. Autovalores por transformación**

Autovalor	Transformación						
	BRU	RAZ	LN	INV	CUA	BLO	CAT
1	8,612	8,438	8,214	8,056	8,363	8,392	8,612
2	1,490	1,432	1,407	1,399	1,413	1,417	1,531
3	,744	,735	,743	,754	,733	,738	,761
4	,666	,673	,687	,698	,678	,679	,663
5	,568	,599	,626	,639	,612	,616	,559
6	,545	,555	,563	,569	,560	,557	,528
7	,496	,508	,522	,532	,515	,509	,494
8	,441	,469	,497	,514	,482	,479	,421
9	,421	,438	,454	,464	,446	,446	,403
10	,349	,375	,398	,412	,384	,375	,349
11	,321	,340	,373	,392	,348	,341	,314
12	,309	,330	,349	,360	,337	,339	,311
13	,299	,323	,332	,338	,329	,324	,298
14	,283	,295	,311	,322	,301	,298	,293
15	,234	,258	,281	,295	,263	,257	,242
16	,221	,231	,244	8,056	,235	,233	,221

*Nota.* BRU = puntuaciones originales; RAZ = raíz cuadrada; LN = logaritmo neperiano; INV = inversa; CUA = cuadrática; BLO = transformación de Blom; CAT = análisis de componentes principales categórico

### *Modelos unifactoriales*

En la Tabla 4 se muestran las saturaciones de las variables según el método de extracción, para las distribuciones obtenidas mediante las transformaciones inversa y CatPCA, que son las que presentan menor y mayor valores del coeficiente de Mardia, respectivamente. Se distinguen tres clases de ítems: B1 y B2, con saturaciones más bien bajas (0,32-0,47); B5, con saturaciones moderadas (0,55-0,61) y el resto, con saturaciones más elevadas, (0,58-0,86). Esto sugiere que los ítems B1 y B2 se podrían agrupar en torno a otro factor.

En la Figura 1 se muestra cómo varían los índices  $V$  según la transformación y el método de extracción y en la Tabla 5 se presentan los estadísticos descriptivos según las situaciones definidas por cada factor separadamente.

Los valores del estadístico de contraste de ANOVA no fueron significativos para ninguna de las condiciones, ni para el método ( $F_{3;18} = 2,093$ ;  $p=0,137$ ), ni para la transformación ( $F_{6;18} = 1,680$ ;  $p = 0,183$ ), revelando que ni el método ni la transformación estarían afectando significativamente los valores de las saturaciones factoriales.



**Tabla 4. AFE. Saturaciones factoriales por método de extracción (modelos unifactoriales) para las transformaciones inversa y CatPCA**

Ítem	Transformación							
	Inversa				Análisis de Componentes Principales Categórico			
	Método de extracción							
	PCA	ML	PAF	GLS	PCA	ML	PAF	GLS
B1	,37	,32	,33	,33	,45	,39	,41	,41
B2	,38	,32	,34	,34	,47	,41	,44	,43
B3	,80	,78	,78	,79	,81	,80	,80	,81
B4	,79	,78	,78	,79	,82	,81	,80	,81
B5	,60	,55	,56	,56	,61	,56	,58	,57
B6	,79	,77	,77	,77	,82	,81	,81	,82
B7	,83	,83	,83	,84	,84	,85	,83	,85
B8	,69	,66	,66	,66	,69	,66	,66	,66
B9	,81	,80	,79	,80	,83	,83	,82	,83
B10	,66	,62	,62	,62	,68	,64	,65	,65
B11	,81	,79	,79	,79	,84	,82	,83	,83
B12	,76	,74	,74	,74	,79	,77	,77	,77
B13	,67	,64	,64	,65	,67	,65	,65	,66
B14	,78	,77	,77	,77	,81	,80	,80	,80
B15	,62	,58	,59	,59	,67	,63	,64	,63
B16	,79	,79	,78	,79	,77	,78	,76	,78

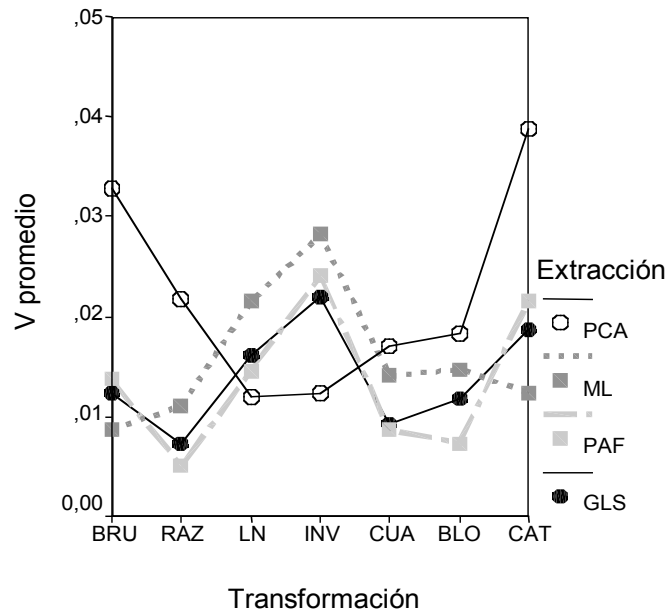
*Nota.* PCA = análisis de componentes principales; ML = máxima verosimilitud; PAF = ejes principales; GLS = mínimos cuadrados generalizados.

### *Modelos bifactoriales*

En la Tabla 6 se muestran las saturaciones de los ítems en la dimensión principal y en la Figura 2 y en la Tabla 7 los índices *V*. Las saturaciones en la dimensión secundaria fueron bajas para todos los ítems (entre -0,24 y 0,24), excepto para el ítem B5 (0,38-0,39).

Ambos factores están correlacionados, variando los coeficientes de correlación entre 0,36 y 0,47, con un valor medio de 0,44. El factor 2 queda claramente definido por los ítems B1 y B2, los cuales no saturan en el factor 1. El ítem B5 presenta saturaciones en el factor 2 entre 0,35 y 0,6, un poco más elevadas que sus cargas factoriales en el factor 1, las cuales oscilan entre 0,38 y 0,39. Los restantes ítems no saturan en el factor 2. El primer factor está vinculado a características del docente que imparte el curso, abarcando aspectos tanto actitudinales como procedimentales. El segundo

factor se corresponde más bien con el dominio estudiantil: gusto por la asignatura (B1) y percepción de conocimiento-desconocimiento de los objetivos de la misma (B2). El ítem B5 (adecuación de las actividades propuestas a los objetivos del curso) estaría explicado por ambos factores.



**Figura 1. AFE. Índices V (modelo unifactorial).**

La varianza explicada por la solución de dos factores oscila, según el método de transformación empleado, entre: 59,09% y 63,39% (PCA), 53,35% y 58,36% (ML), 53,3% y 58,34 % (PAF) y 53,69% y 58,85% (GLS). Prácticamente no hay diferencia entre los métodos ML, PAF y GLS, para los cuales los porcentajes de varianza explicada son un poco más bajos que para PCA. Este resultado era esperable dado que la matriz analizada por el método PCA dispone del total de la varianza de cada variable mientras que los restantes métodos analizan una matriz de correlaciones reducida en la que sólo se aporta una estimación la varianza común de cada variable.

El ANOVA de los resultados de los modelos bifactoriales demostró la existencia de un efecto significativo tanto del método de extracción ( $F_{3,18} = 21,858$ ;  $p < 0,0001$ ) como de la transformación ( $F_{6,18} = 10,318$ ;  $p < 0,0001$ ). El tamaño del efecto, estimado como el cociente entre la suma de cuadrados de cada efecto y la suma de cuadrados de los dos efectos más el error, revela que el método de extracción explicaría el 45,1% de la varianza total y

mientras que la transformación explicaría el 42,6 %, totalizando un 87,7% de varianza explicada por ambas fuentes de variabilidad. Los valores de eta cuadrado parcial fueron respectivamente 0,785 y 0,775.

**Tabla 5. AFE. Estadísticos descriptivos de los índices V por método de extracción y transformación (modelos unifactoriales)**

Condición	Máximo	Mínimo	Media	Desviación típica
Fuente de varianza: método de extracción				
PCA	,0387	,0120	,0218	,0102
ML	,0282	,0087	,0158	,0068
PAF	,0241	,0050	,0135	,0072
GLS	,0220	,0073	,0139	,0052
Fuente de varianza: transformación				
BRU	,0328	,0087	,0169	,0108
RAZ	,0217	,0050	,0113	,0074
LN	,0215	,0120	,0160	,0040
INV	,0282	,0123	,0216	,0067
CUAD	,0171	,0086	,0123	,0040
BLO	,0182	,0073	,0130	,0046
CAT	,0387	,0124	,0228	,0113

*Nota.* PCA= análisis de componentes principales; ML= máxima verosimilitud; PAF= ejes principales; GLS = mínimos cuadrados generalizados; BRU= puntuaciones originales; RAZ= raíz cuadrada; LN = logaritmo neperiano; INV= inversa; CUA= cuadrática; BLO= transformación de Blom; CAT= análisis de componentes principales categórico

Las comparaciones por pares muestran que existen diferencias significativas ( $p < 0,0001$ ) entre los índices para PCA respecto a ML, GLS y PAF, pero no existe ninguna diferencia entre estos tres últimos. Respecto al efecto de la transformación, los índices para la distribución original se distinguen solamente de los índices de la transformación raíz ( $p < 0,01$ ). En cuanto a las distribuciones transformadas, los índices de la transformación

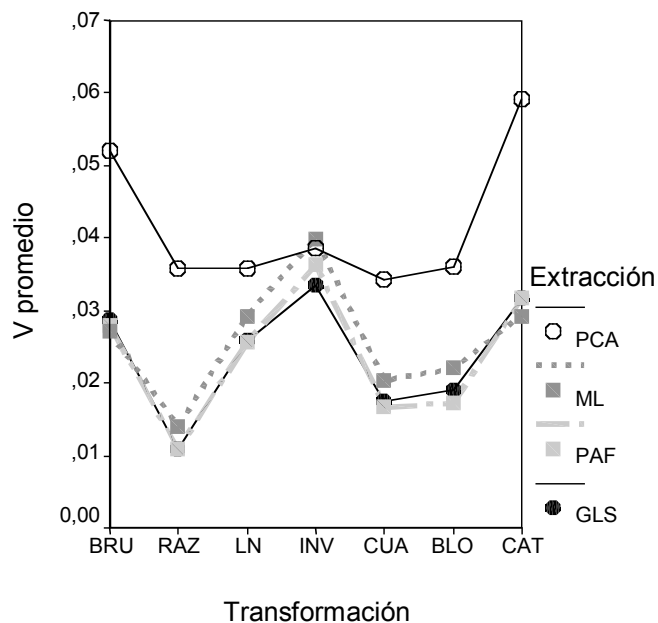
inversa y CatPCA se distinguen de los índices para las transformaciones de Blom ( $p < 0,05$ ), cuadrática ( $p < 0,01$ ) y raíz ( $p < 0,001$ ).

**Tabla 6. AFE. Saturaciones factoriales por método de extracción (modelos bifactoriales-rotación Oblimin) para las transformaciones inversa y CatPCA**

Ítem	Dimensión principal	Transformación							
		Inversa				Análisis de Componentes Principales Categóricos			
		Método de extracción							
		PCA	ML	PAF	GLS	PCA	ML	PAF	GLS
B1	<i>Factor 2</i>	,82	,58	,60	,61	,84	,69	,70	,69
B2		,86	,82	,80	,80	,87	,85	,83	,86
B3	<i>Factor 1</i>	,74	,73	,72	,73	,79	,78	,77	,79
B4		,79	,79	,77	,79	,78	,78	,76	,78
B5		,38	,39	,39	,38	,28	,31	,31	,31
B6		,77	,75	,75	,75	,80	,79	,79	,79
B7		,88	,89	,89	,89	,91	,93	,92	,93
B8		,69	,65	,65	,65	,65	,63	,62	,63
B9		,84	,82	,82	,82	,84	,83	,83	,83
B10		,64	,59	,60	,59	,61	,57	,58	,57
B11		,80	,78	,78	,78	,80	,79	,79	,79
B12		,70	,68	,68	,68	,71	,69	,69	,70
B13		,74	,68	,69	,69	,76	,69	,70	,70
B14		,79	,77	,77	,77	,82	,79	,80	,79
B15		,59	,56	,56	,56	,50	,50	,50	,50
B16		,80	,83	,83	,84	,92	,90	,90	,90

*Nota.* PCA = análisis de componentes principales; ML= máxima verosimilitud; PAF= ejes principales; GLS = mínimos cuadrados generalizados.

No obstante, aún cuando los efectos son significativos desde un punto de vista estadístico, dado que los valores más altos de los índices son apenas del orden de 0,06, se concluye que las saturaciones factoriales no varían de manera relevante ni con el método de extracción ni con la transformación.



**Figura 2. AFE: Índices V (modelo bifactorial)**

### AFC

En la Tabla 8 se comparan los modelos anidados, tomando como referencia las distribuciones inversa y CatPCA, que son las que presentan valores del coeficiente de Mardia más bajo y más alto respectivamente. Tanto los modelos uni como bifactoriales parecen tener un buen ajuste a los datos, aunque la evidencia estadística es más favorable para el modelo bifactorial (NFI y NNFI son más elevados). El valor de ji-cuadrado de la diferencia resulta significativo más allá de 0,0001, a favor del modelo bifactorial.

De acuerdo a las pautas sugeridas por Schermelleh-Engel, Moosbrugger y Müller (2003) se toman como valores de referencia para un ajuste aceptable los siguientes: máximo 3 para  $\chi^2/\text{gl}$ , entre 0,05 y 0,08 para RMSEA, mínimo 0,90 para NFI, RFI, NNFI, CFI y GFI y mínimo 0,85 para AGFI. En el caso de las estimaciones DWLS el criterio de máximo 3 para  $\chi^2/\text{gl}$  no es pertinente puesto que el mínimo de la función  $F$  multiplicado por  $(N-1)$  no se distribuye según  $\chi^2$ .

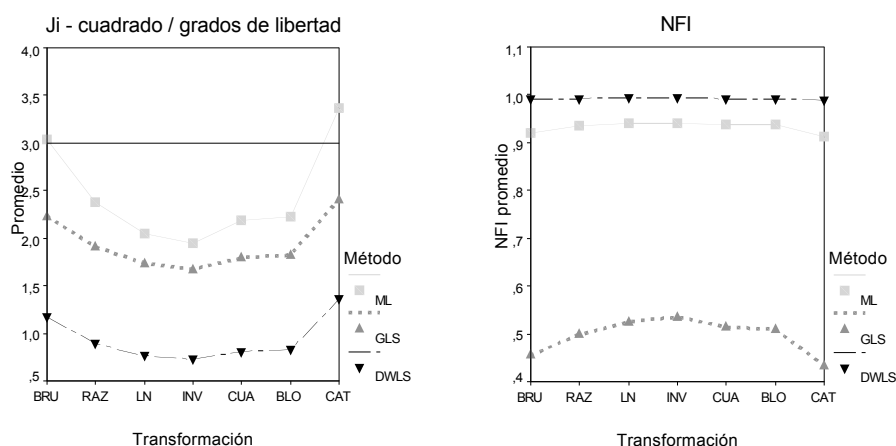
**Tabla 7. AFE. Estadísticos descriptivos de los índices V por método de extracción y transformación (modelos bifactoriales)**

Condición	Máximo	Mínimo	Media	Desviación típica
Fuente de varianza: método de extracción				
PCA	,0590	,0343	,0416	,0098
ML	,0399	,0140	,0260	,0082
PAF	,0362	,0108	,0237	,0091
GLS	,0336	,0109	,0239	,0083
Fuente de varianza: transformación				
BRU	,0521	,0271	,0339	,0121
RAZ	,0358	,0108	,0179	,0120
LN	,0357	,0256	,0291	,0047
INV	,0399	,0336	,0370	,0028
CUA	,0343	,0167	,0222	,0082
BLO	,0360	,0172	,0235	,0086
CAT	,0590	,0293	,0379	,0141

*Nota.* PCA = análisis de componentes principales; ML= máxima verosimilitud; PAF = ejes principales; GLS = mínimos cuadrados generalizados; BRU = puntuaciones originales; RAZ = raíz cuadrada; LN = logaritmo neperiano; INV = inversa; CUA = cuadrática; BLO = transformación de Blom; CAT = análisis de componentes principales categórico

En general la variación de los estadísticos de ajuste global estimados mediante distintos métodos es más pronunciada que la variación debida a la transformación. También se observa que las estimaciones ML de las puntuaciones originales y de la transformación CatPCA son las que presentan valores más desfavorables. Para los índices NFI, RFI, NNFI y CFI las estimaciones GLS son inferiores a 0,6 (modelos unifactoriales) e inferiores a 0,75 (modelos bifactoriales). Con el método DWLS se obtienen valores superiores a 0,98 y mediante ML varían entre 0,87-0,95 (modelos unifactoriales) y entre 0,90-0,97 (modelos bifactoriales). El índice GFI varía entre 0,91-0,94 para GLS y entre 0,85-0,94 para ML, siendo superiores a 0,98 para DWLS. El valor de AGFI es siempre superior a 0,85, excepto para las puntuaciones originales y para la transformación CatPCA (modelo

unifactorial), cuya estimación ML es del orden de 0,80. La razón  $\chi^2/\text{gl}$  es menor que 3 para GLS y menor que 4,5 para ML y el valor de RMSEA es inferior a 0,1 para todas las situaciones. En la Figura 3 se muestra a modo de ejemplo la variación de  $\chi^2/\text{gl}$  y NFI para los modelos bifactoriales.



**Figura 3. AFC: Estadísticos de ajuste global  $\chi^2/\text{gl}$  y NFI según transformación y método de estimación (modelos bifactoriales).**

**Tabla 8. AFC. Comparación de modelos anidados para las transformaciones inversa y CatPCA**

Modelo	Transformación							
	Inversa				Análisis de Componentes Principales Categórico			
	$\chi^2$	gl <sup>c</sup>	NFI	NNFI	$\chi^2$	gl	NFI	NNFI
1 factor	273,313	104	,92	,94	458,657	104	,88	,89
2 factores	200,395	103	,94	,97	346,861	103	,91	,93
Diferencia	72,918 *	1	-,02	-,03	111,796 *	1	-,03	-,04

\*  $p < 0,001$

En la Tabla 9 se muestran las saturaciones medias de los ítems según el método de estimación y la transformación considerada, para el modelo bifactorial. Los ítems B1 y B2 presentan saturaciones moderadas o altas en el Factor 2 y un porcentaje de varianza explicada que varía entre 42% y 80%.

En la Tabla 10 se muestran los valores máximos y mínimos de los coeficientes de reproductibilidad tomando en cuenta dos referencias: la transformación inversa para evaluar la incidencia de la transformación y el método de estimación ML para evaluar la incidencia del método.

**Tabla 9. AFC. Saturaciones medias de cada ítem por método de estimación y transformación**

Ítem	I					II					III
	Método de estimación					Transformación					
	ML	GLS	DWLS	BRU	RAZ	LN	INV	CUA	BLO	CAT	
B1	,71	,63	,71	,70	,68	,67	,67	,68	,67	,71	,68
B2	,73	,68	,73	,73	,71	,70	,69	,70	,70	,76	,71
B3	,80	,83	,80	,82	,81	,80	,79	,81	,81	,81	,81
B4	,79	,82	,79	,81	,80	,79	,79	,80	,80	,81	,80
B5	,55	,60	,56	,57	,57	,57	,57	,57	,56	,59	,57
B6	,80	,82	,80	,82	,81	,79	,78	,80	,80	,82	,80
B7	,85	,87	,84	,86	,85	,84	,84	,85	,86	,85	,85
B8	,66	,67	,66	,67	,67	,66	,66	,66	,66	,67	,66
B9	,81	,82	,81	,82	,82	,81	,80	,81	,82	,83	,81
B10	,63	,65	,64	,65	,64	,63	,62	,64	,64	,66	,64
B11	,81	,82	,81	,83	,82	,80	,80	,81	,81	,83	,81
B12	,76	,77	,76	,77	,77	,75	,74	,77	,77	,77	,76
B13	,66	,70	,65	,68	,67	,66	,65	,67	,67	,67	,67
B14	,79	,8	,79	,81	,79	,78	,77	,79	,79	,80	,79
B15	,60	,64	,61	,64	,62	,60	,59	,61	,60	,65	,62
B16	,79	,82	,78	,80	,80	,79	,79	,80	,80	,79	,80

*Nota.* I = fuente de varianza: transformación; II = fuente de varianza: método de estimación; III = fuente de varianza: transformación y método de estimación; ML= máxima verosimilitud; GLS = mínimos cuadrados generalizados; DWLS = mínimos cuadrados con ponderación diagonal; BRU = puntuaciones originales; RAZ = raíz cuadrada; LN = logaritmo neperiano; INV = inversa; CUA = cuadrática; BLO = transformación de Blom; CAT = análisis de componentes principales categórico.



Las variaciones debidas a la transformación son muy bajas para los métodos ML, GLS y DWLS. Las variaciones debidas al método se ponen de manifiesto sobre todo para las distribuciones BLO y CAT, siendo los coeficientes muy próximos a 1 para las distribuciones INV y LN.

Cuando la fuente de varianza de las saturaciones es la transformación, los coeficientes están próximos a la unidad para ML, GLS y DWLS. Cuando la varianza se debe al método de estimación, para la transformación INV casi no hay variación y la oscilación más elevada corresponde a la transformación CAT. En general, los rangos de variación debida al método son más amplios que los de variación debida a la transformación, análogamente al comportamiento de los índices de ajuste global.

**Tabla 10. AFC. Coeficientes de reproductibilidad por método de estimación (para la transformación inversa) y por transformación (para la estimación ML)**

	Método de estimación (transformación inversa)			Transformación (estimación según máxima verosimilitud)						
	ML	GLS	DWLS	BRU	RAZ	LN	INV	CUA	BLO	CAT
Mínimo	0,99	0,98	0,98	0,93	0,90	0,94	0,96	0,89	0,59	0,83
Máximo	1,13	1,11	1,12	1,01	1,12	1,16	1,01	1,03	1,14	1,11

*Nota.* ML= máxima verosimilitud; GLS = mínimos cuadrados generalizados; DWLS = mínimos cuadrados con ponderación diagonal; BRU = puntuaciones originales; RAZ = raíz cuadrada; LN = logaritmo neperiano; INV = Inversa; CUA = cuadrática; BLO = transformación de Blom; CAT = análisis de componentes principales categórico.

## DISCUSIÓN

Las transformaciones logarítmica e inversa son las que mejor atenúan el sesgo y producen valores más bajos del coeficiente de Mardia, aunque los valores indican que persiste el distanciamiento de la normalidad multivariante. Las transformaciones de Blom, cuadrática y raíz cuadrada corrigen la curtosis positiva y contribuyen a disminuir el coeficiente de Mardia. La transformación por escalamiento óptimo CatPCA estaría acrecentando los defectos de la distribución original. Con estos resultados no se puede concluir que alguna de las distribuciones transformadas se aproxime razonablemente a la normal multivariante.

Los resultados del AFE indican adecuación muestral para el análisis factorial y sugieren estructuras de uno o de dos factores. Para los modelos unifactoriales el índice  $V$  muestra que las saturaciones no se ven particularmente afectadas ni por el método de extracción ni por la distribución multivariante con la que se trabaje. En el caso de los modelos bifactoriales dicho índice también es bajo en todas las condiciones, aunque se advierte un mayor efecto del método de extracción que de la transformación en la variabilidad de las saturaciones.

En cuanto a los análisis factoriales confirmatorios, los resultados sugieren que tanto los estadísticos globales como las saturaciones factoriales son más sensibles al método de estimación (para una misma transformación) que a la transformación (para un mismo método). Estos efectos son similares para los dos tipos de modelos analizados, uni y bifactoriales.

En términos generales, las transformaciones estudiadas no presentan un comportamiento diferencial, ni desde una perspectiva global ni analítica, cuando se emplea un mismo método en la estimación de los parámetros de los modelos. En cambio el método parece tener una mayor incidencia en los resultados. Estos hallazgos están en concordancia con Tomás y Oliver (1998), quienes estudiaron el efecto del formato de respuesta (Likert y continuo) y del método de estimación (ML y ADF) en resultados de análisis factorial confirmatorio. Sus conclusiones son que el mayor efecto es el ocasionado por cambios en los métodos de estimación para ambos tipos de respuesta, lo cual puede generar evaluaciones diferentes en cuanto al ajuste de los datos al modelo. Algo similar ocurre con los resultados del presente trabajo. Las estimaciones obtenidas por DWLS o ML pueden considerarse de ajuste satisfactorio o bueno en tanto que los modelos estimados según GLS aparecen como mejorables.

Las estimaciones mediante ML son las que muestran mayor sensibilidad a la transformación, como era de esperar dada la fundamentación de este método en la distribución normal. Con este método los modelos obtenidos para las distribuciones original y transformada mediante CatPCA presentan estadísticos de ajuste más bajos que las demás, indicando un peor ajuste. Este resultado no es sorprendente, puesto que el método ML asume normalidad multivariante y ambas distribuciones son las que presentan mayor desviación de la normalidad (reflejada en unos coeficientes de Mardia más elevados). Para la distribución original el mal comportamiento de la estimación es consistente con la necesidad de corregir la ausencia de normalidad. La transformación por escalamiento da lugar a una distribución de valores que manteniendo la frecuencia de cada valor-

categoría no distancia los valores de forma homogénea o proporcional, aumentando además la distancia relativa de las categorías más atípicas lo que acentúa la influencia de los valores extremos, en lugar de atenuarla.

Sin embargo, hay que tener presente que ninguna de las distribuciones estudiadas cumple satisfactoriamente con las pautas de normalidad. Por lo tanto, la aparentemente débil incidencia de la transformación en las estimaciones ML para todas las distribuciones excepto la original y CatPCA no debe interpretarse como una invarianza de las estimaciones con la forma de la distribución. Más bien se trata de estabilidad de los resultados ML de distribuciones no normales con coeficientes de Mardia comprendidos entre 10 y 23. En general los índices de ajuste ML resultan más bajos que para DWLS.

Los resultados de estimación GLS muestran un ajuste pobre a los datos, en particular a partir de los valores de NFI, RFI, NNFI y CFI. Este resultado también está en concordancia con la literatura revisada, según la cual aún en condiciones de no normalidad el método ML es preferible al GLS cuando la muestra no es grande (Schermelleh-Engel y otros, 2003). Las saturaciones factoriales de GLS son coincidentes con las obtenidas por otros métodos.

Los resultados mediante DWLS son los más consistentes. Este método no asume normalidad multivariante y sus estimaciones son invariantes respecto a la escala de medida y los resultados de este estudio son consistentes con ello. Todos los valores de estadísticos globales muestran un buen ajuste a los datos.

De lo anterior surge que si la muestra tiene un tamaño moderado y el modelo está especificado correctamente, el método ML proporciona buenos resultados aún en condiciones de distanciamiento del supuesto de normalidad multivariante, sujeto a que el coeficiente de Mardia no adopte valores demasiado elevados (del orden de 50, que corresponde a la distribución original). Si bien los resultados de DWLS parecen mejores en cuanto a que los estadísticos de ajuste son muy próximos a la unidad, ML tiene la ventaja sobre DWLS de que permite el contraste de hipótesis de las estimaciones.

Del análisis de estos resultados concluimos que en aquellas situaciones en que los coeficientes de Mardia no superen el máximo valor obtenido en este trabajo – 70 – el distanciamiento de la normalidad no es un elemento crítico respecto a los resultados del análisis factorial, ni exploratorio ni confirmatorio. En ese sentido, no parece necesario transformar las puntuaciones empíricas con miras a atenuar asimetría y curtosis. En el caso del AFE, resulta indistinto el método de extracción

empleado, dada la convergencia de los resultados obtenidos (índices  $V < 0,06$ ). Para el AFC se recomienda emplear el método de estimación ML, que permite el contraste de hipótesis, pues dentro de dicho margen de distanciamiento de normalidad arroja resultados satisfactorios, siempre que el modelo esté correctamente especificado.

Por último, cabe mencionar como limitación del presente trabajo el hecho de que no se haya valorado el efecto de la complejidad de la estructura factorial y/o el grado de comunalidad teórica de las variables. Por el contrario, se han utilizado siempre los mismos datos empíricos como anclaje de las comparaciones.

## ABSTRACT

**The reduction of skewness and kurtosis of observed variables by data transformation: Effect on factor structure.** The present paper examines the effect of skewness and kurtosis reduction through data transformation on the factor structure obtained by exploratory and confirmatory factor analyses. Data are from a 16-item scale that measures students' opinions about university teaching, each item measured on a 5-point Likert format. Observed distributions do not comply with the assumption of normality, so different variable transformations were performed to reduce the skewness and kurtosis of the data. Our results suggest that goodness-of-fit indices and factor loadings are more sensitive to the estimation method employed (for a given transformation) than to the transformation procedure (for a given estimation method). For moderate sample sizes and correctly specified models maximum likelihood estimation method is the one that performs the best, even when assumption of multivariate normality is violated, provided the Mardia coefficient falls in the range up to 70. Neither the complexity of factor structure nor the theoretical commonality among variables were taken into account, thus limiting the present results.

## REFERENCIAS

- Bentler, P.M. y Bonett, D.G. (1980). Significance tests and goodness of fit in the analysis of covariance structures. *Psychological Bulletin*, 88, 588–606.
- Bentler, P.M. (1990). Comparative fit indexes in structural models. *Psychological Bulletin*, 107, 238–246
- Bollen, K.A. (1986). Sample size and Bentler and Bonett's nonnormed fit index. *Psychometrika*, 51, 375–377.
- Bollen, K.A. (1989). *Structural equations with latent variables*. New York: Wiley.
- Cattell, R.B. (1966). The Scree test for the number of factors. *Multivariate Behavioral Research*, 1, 245-276.

- Cattell, R.B. y Vogelmann, S.A. (1977). A comprehensive trial of the scree test and KG criteria for determining the number of factors. *Multivariate Behavioral Research*, 12, 289-325.
- Cleveland, W.S. (1984). Graphical methods for data presentation: Full scale breaks, dot charts and multibased logging. *The American Statistician*, 38(4), 270-280.
- De Leeuw, J. y Van Ruckevorsel, J. (1980). HOMALS and PRINCALS-Some Generalizations of Principal Component Analysis. In: *Data analysis and informatics*, E. Diday et al., eds. Amsterdam: North-Holland.
- Dziuban, C. D. y Shirkey E.C. (1974). When is a correlation matrix appropriate for factor analysis? *Psychological Bulletin*, 81: 358-361.
- Fabrigar, L., MacCallum, R., Wegener, D.T. y Strahan, E.J. (1999). Evaluating the use of Exploratory Factor Analysis in Psychological Research. *Psychological Methods*, 4(3), 272-299.
- Guttman, L. (1953). Image theory for the structure of quantitative variates. *Psychometrika*, 18, 277-296.
- Hair, J., Anderson, R., Tatham, R. y Black, W. (1999). *Análisis Multivariante*. España: Prentice Hall. 4ª edición.
- Hall, P. (1992). On the removal of skewness by transformation. *Journal of the Royal Statistical Society, B*, 54, 221-228.
- Harris, E.K. y DeMets. D.L. (1972). Estimation of normal ranges and cumulative proportions by transforming observed distributions to gaussian form. *Clin. Chem.*, 18(2), 605-612.
- Hoogland, J.J. y Boosma, A. (1998). Robustness studies in covariance structure modeling: An overview and a meta-analysis. *Sociological Methods & Research*, 26, 329-367.
- Jöreskog, K.G. y Sörbom, D. (1986). *Lisrel VI: Analysis of Linear Structural Relationships by Maximum Likelihood and Least Square Methods*. Mooresville, IN: Scientific Software, Inc.
- Kaiser, H.F. (1960). The application of electronic computers to factor analysis. *Educational and Psychological Measurement*, 20, 141-151.
- MacCallum, R.C., Widaman, K.F., Zhang, S. y Hong, S. (1999). Sample Size in Factor Analysis. *Psychological Methods*, 4(1), 84-99.
- Mardia, K.V. (1970). Measures of multivariate skewness and kurtosis with applications. *Biometrika*, 57, 519-530.
- Mardia, K.V. (1974). Applications of some measures of multivariate skewness and kurtosis in testing normality and robustness studies. *Sankhya*, Series B, 36, 115-128.
- Micceri, T. (1989). The unicorn, the normal curve, and other improbable creatures. *Psychological Bulletin*, 105, 156-166.
- Osborne, J.W. (2002). Notes on the use of data transformations. *Practical Assessment, Research and Evaluation*, 8(6). Consultada en febrero 5 2005. Disponible en <http://pareonline.net/getvn.asp?v=8&n=6>.
- Peterson, R. A. y Wilson, W.R. (1992). Measuring Customer Satisfaction: Fact and Artifact. *Journal of the Academy of Marketing Science* 20, 61-71.
- Pett, M. (1997). *Nonparametric statistics for health care research*. London: SAGE publications.
- Reed, A.H. y Wu, G.T. (1974). Estimation of a transformation method for estimation of normal Range. *Clin. Chem.* 20(5), 576-581.
- Rodríguez Ayán, M.N. y Amaya, A. (2005). Propiedades psicométricas de un cuestionario de opinión estudiantil para la evaluación del desempeño de docentes universitarios. *Investigaciones en Psicología*, 10(3), 103-115.

- Ruiz, M.A. y San Martín, R. (1992). Una simulación sobre el comportamiento de la regla K1 del número de factores. *Psicothema*, 4(2), 543-550.
- Ruiz, M.A. y San Martín, R. (1993). Una implementación del procedimiento MAP para la determinación del número de factores. *Psicothema*, 5(1), 177-182.
- Schermelleh-Engel, K., Moosbrugger, H y Müller, H. (2003). Evaluating the Fit of Structural Equation Models: Tests of Significance and Descriptive Goodness of Fit Measures. *Methods of Psychological Research Online*, 8(2), 23-74. Consultado en mayo 20, 2004. Disponible en <http://www.mpro-online.de>
- Sierra Diez, B., Falces Delgado, C., Ruiz Díaz, M.A. y Alier, E. (2003). Estructura de la calidad percibida en servicios de hostelería con clientelas cautivas. *ESIC MARKET*, septiembre-diciembre, 21-44.
- Tomás, J.M. y Oliver, A. (1998). Efectos de formato de respuesta y método de estimación en análisis factorial confirmatorio. *Psicothema*, 19(1), 197-208.
- Vance, R.I., Winne, P.S. y Wright, E.S. (1983). A longitudinal examination of rater and ratee effects in performance ratings. *Personnel Psychology*, 36, 609-620.
- Velicer, W.F. (1976). Determining the number of components from the matrix of partial correlations. *Psychometrika*, 41, 321-327.

## APÉNDICE

### CUESTIONARIO DE OPINIÓN ESTUDIANTIL

*Seguimiento del Plan de Estudios 2000*

*Evaluación docente: encuesta optativa de opinión estudiantil*

**Nombre de la asignatura:**

**A: Datos del estudiante:** 1.- Calificación en el primer parcial: ..... puntos

Marque con una X lo que corresponda:

2.- Generación		3.- Las asignaturas que actualmente está cursando corresponden a los semestres:		4.- Carrera(s) en las que está inscripto:		5.- Asistencia al teórico de esta asignatura:	
<input type="checkbox"/>	04	<input type="checkbox"/>	1°	<input type="checkbox"/>	QF	<input type="checkbox"/>	regular
<input type="checkbox"/>	03	<input type="checkbox"/>	3°	<input type="checkbox"/>	BC	<input type="checkbox"/>	ocasional
<input type="checkbox"/>	02	<input type="checkbox"/>	5°	<input type="checkbox"/>	IQ	<input type="checkbox"/>	nunca
<input type="checkbox"/>	01	<input type="checkbox"/>	7°	<input type="checkbox"/>	IA		
<input type="checkbox"/>	00	<input type="checkbox"/>	9°	<input type="checkbox"/>	Q		
<input type="checkbox"/>	anterior			<input type="checkbox"/>	Fac. Ciencias		

**B: Relevamiento de opiniones:** indique su grado de acuerdo con los ítems según la escala:

Totalmente en desacuerdo    En desacuerdo    Indeciso    De acuerdo    Totalmente de acuerdo  
 TD                                  D                                  I                                  A                                  TA

\*\*\*\*\*

Con respecto a usted:	TD	D	I	A	TA
1.- ¿Le gusta la asignatura?					
2.- ¿Tiene claros los objetivos de esta asignatura?					

Docente 1. Nombre .....	TD	D	I	A	TA
3.- La dinámica de las clases le resulta atractiva					
4.- hay buena comunicación entre este docente y los estudiantes					
5.- las actividades propuestas (prácticas, problemas, clases dictadas, etc.) son adecuadas para el cumplimiento de los objetivos de la asignatura					

El docente:

6.- fomenta el interés por la asignatura					
7.- facilita su aprendizaje					
8.- utiliza adecuadamente los recursos didácticos auxiliares (pizarrón, cañón, retroproyector, etc.).					
9.- se preocupa por el aprendizaje, tratando de encontrar las dificultades de los estudiantes					
10.- da la impresión de tener planificadas las clases					
11.- muestra buena disposición para dar explicaciones alternativas, a fin de aclarar conceptos o evitar confusiones					
12.- contribuye a mejorar su capacidad para resolver situaciones nuevas					
13.- organiza adecuadamente el tiempo de clase					
14.- es claro en sus exposiciones					
15.- tiene una actitud de respeto hacia los estudiantes					

16.- ¿Cómo calificaría Ud. a este docente? Por favor marque la casilla correspondiente.

Muy malo     Malo     Regular     Bueno     Muy bueno