Universitat de Barcelona. Institut de Desenvolupament Professional. ICE

REIRE Revista d'Innovació i Recerca en Educació

ISSN: 2013-2255

Institut de Desenvolupament Professional
UNIVERSITAT DE BARCELONA
www.ub.edu/ice/reire.htm

<Artículo metodológico>

Cómo realizar e interpretar un análisis factorial exploratorio utilizando SPSS

Mercedes López-Aguado[1], Lourdes Gutiérrez-Provecho[2]

Enviado: 30/11/2018. Aceptado: 30/12/2018. Publicado en prensa: 15/03/2019. Publicado: 01/07/2019

//Resumen

En investigación educativa es frecuente que se recoja información sobre muchas variables en una muestra de individuos y se pretenda estudiarlas conjuntamente. En estos casos se debe utilizar una técnica analítica multivariante. Existen dos grandes tipologías de análisis multivariante: los métodos de la dependencia (cuando el objetivo es explicar una o varias variables —VD— en función de otras —VI—) y los métodos de la interdependencia (cuando el objetivo es analizar las relaciones que se establecen entre todas las variables al mismo nivel). El análisis factorial exploratorio es un tipo de análisis multivariante de la interdependencia. Tiene como objetivo el descubrimiento de un número más pequeño de dimensiones latentes (factores) no observables, que, perdiendo el mínimo de información, expliquen las relaciones que se establecen entre las variables observadas suficientemente y de la manera más sencilla posible. En este artículo se describe cómo realizar un análisis factorial con SPSS y cómo se interpretan los resultados que nos ofrece esta herramienta.

//Palabras clave

Análisis estadístico; Análisis multivariante; Análisis factorial exploratorio.

//Datos de las autoras

[1] Universidad de León, España. Autora para la correspondencia: mmlopa@unileon.es

[2] Universidad de León, España.

//Referencia recomendada

López-Aguado, M., y Gutiérrez-Provecho, L. (2019). Cómo realizar e interpretar un análisis factorial exploratorio utilizando SPSS. *REIRE Revista d'Innovació i Recerca en Educació, 12*(2), 1–14. http://doi.org/10.1344/reire2019.12.227057

//Títol

Com dur a terme i interpretar una anàlisi factorial exploratòria utilitzant SPSS

//Resum

En investigació educativa és freqüent que es reculli informació sobre moltes variables en una mostra d'individus i es pretengui estudiar-les conjuntament. En aquests casos s'ha d'utilitzar una tècnica analítica *multivariant*. Hi ha dues grans tipologies d'anàlisi multivariant; els mètodes de la dependència (quan l'objectiu és explicar una o diverses variables –VD– en funció d'altres –VI–) i els mètodes de la interdependència (quan l'objectiu és analitzar les relacions que s'estableixen entre totes les variables al mateix nivell). L'anàlisi factorial exploratòria és un tipus d'anàlisi multivariant de la interdependència. Té com a objectiu descobrir un nombre més petit de dimensions latents (factors) no observables, que, perdent el mínim d'informació, expliquin les relacions que s'estableixen entre les variables observades, suficientment i de la manera més senzilla possible. En aquest article es descriu com dur a terme una anàlisi factorial amb SPSS i com interpretar els resultats que ens ofereix aquesta eina.

//Paraules clau

Anàlisi estadística; Anàlisi multivariant; Anàlisi factorial exploratòria.

//Title

How to perform and interpret an exploratory factor analysis using SPSS Statistics

//Abstract

In educational research, it's common to use multivariate analysis to study the information collected on a large number of variables in a single sample of individuals. There are two main types of multivariate analysis: that which uses methods of dependency, dividing the analysed variables into two groups and determining whether the set of independent variables affects all dependent variables and how; and analysis using methods of interdependency, whose objective is to analyse the relationships between all the variables at the same level. Exploratory factor analysis is an example of this second type and one of its objectives is to provide simple but adequate analyses of the relationships between a large number of variables by explaining these in terms of a smaller number of unobserved latent variables or "factors", losing as little as possible of the predictive power of the data. This article describes how to perform a factor analysis with SPSS Statistics and interpret its results.

//Keywords

Statistical analysis; Multivariate analysis; Exploratory factor analysis.

1. Introducción

En investigación educativa es práctica común la recogida de información para diferentes sujetos de un número amplio de variables. Usualmente, los investigadores están interesados en conocer la forma en que estas variables se relacionan entre sí de manera compleja, para lo que necesitan utilizar técnicas que permitan analizar simultáneamente grupos de variables, estas técnicas se conocen como técnicas de análisis multivariante. Existen dos grandes formas de extraer información de un conjunto de variables o, dicho de otro modo, dos grandes tipos de análisis multivariante.

Los análisis multivariantes de la dependencia tratan de establecer relaciones en las que una o varias variables independientes explican una (o más) variables dependientes. En este tipo de análisis se establece una jerarquía en la que las variables juegan diferentes papeles como variables explicadas (VD) o explicativas (VI). Por el contrario, los análisis multivariantes de la interdependencia tienen como objetivo analizar las relaciones que se establecen entre un conjunto de variables en las que todas tienen una importancia equivalente y están al mismo nivel sin que se establezcan roles o jerarquías entre ellas.

La mayoría de las técnicas de análisis multivariante de la interdependencia tienen como objetivo reducir la información redundante o excesiva que puede estar asociada a la recogida de información con muchas variables. Estas técnicas, conocidas como métodos multivariantes de reducción de la dimensión, operan bajo la lógica de la reducción, tratando de descubrir un número menor de factores subyacentes, no observables, que representen al conjunto de variables original con la menor pérdida de información posible. En función del tipo de variable se utiliza una u otra (tabla 1).

Tabla 1. Métodos multivariantes de reducción de la dimensión en función del tipo de variable

Escala de medida de las variables	Técnica
Cuantitativas	Análisis de componentes principales Análisis Factorial
Cualitativas	Análisis de correspondencias Escalamiento óptimo
Cualitativas Ordinales	Escalamiento multidimensional

Existen dos técnicas para reducir las dimensiones cuando las variables son cuantitativas: el análisis de componentes principales y el análisis factorial, que, según Pérez (2008) se diferencian fundamentalmente en el objetivo que persiguen. Con el análisis de componentes principales se consiguen factores que resultan de la combinación de las variables observables y cuyo cálculo se basa en aspectos matemáticos sin tener en cuenta su interpretabilidad teórica o aplicada, por lo que puede suceder que los factores emergentes sean matemáticamente perfectos, pero conceptualmente inútiles. El análisis factorial persigue descubrir variables latentes no observables, cuya existencia se presupone, que permanecen ocultas a la espera de ser halladas, y que tienen lógica en el marco de una teoría o en la forma de entender las relaciones entre las variables.

Por último, conviene diferenciar entre los dos tipos de análisis factorial. El análisis factorial exploratorio tiene como objetivo descubrir la estructura subyacente de un conjunto de datos cuantitativos definiendo un pequeño número de dimensiones latentes comunes que expliquen la mayor parte de la varianza observada en un conjunto más amplio de variables. Por otro lado, en el análisis factorial confirmatorio los factores son conocidos a priori, generalmente descritos en la teoría, y el objetivo es comprobar si dicha estructura teórica previa se ajusta a los datos a través de contrastes de hipótesis.

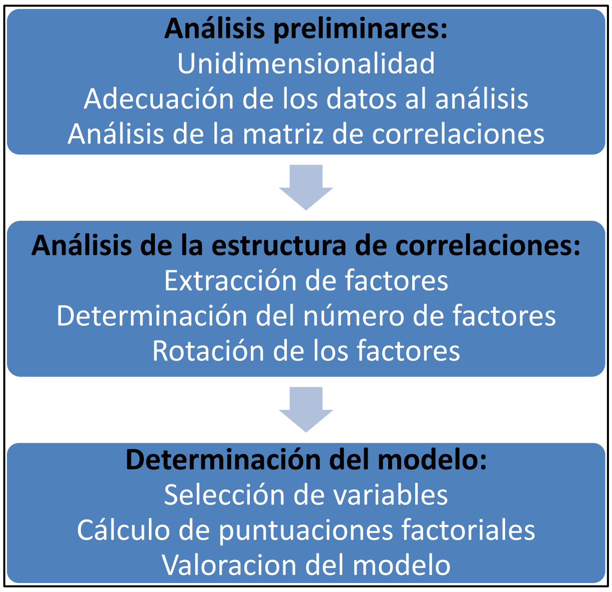
Resumiendo, el análisis factorial exploratorio es un tipo de análisis multivariante de la interdependencia para la reducción de la dimensión que busca descubrir factores latentes en un conjunto de variables cuantitativas.

Proceso para la realización de un análisis factorial

Como en cualquier otro proceso de investigación, hay una serie de decisiones que han de tomarse en el diseño de la investigación. La selección de la muestra y las variables son especialmente relevantes para la validez de los resultados del análisis factorial.

Respecto al tamaño de la muestra es conveniente que sea el mayor posible ya que el análisis factorial se basa en el cálculo de correlaciones y éstas, a su vez, están determinadas por el tamaño muestral. No obstante, a pesar de la indudable importancia del tamaño, resultan de mayor impacto las decisiones con relación a la composición de la muestra y a los procesos de selección muestral que aseguren, en la medida de lo posible, la representatividad respecto a la población. Además del problema de la no representatividad, el uso de muestras demasiado homogéneas o sesgadas en una determinada variable producirá resultados afectados por atenuación debida a la restricción de rango. Si la muestra utilizada tiene un tamaño pequeño o es escasamente representativa los resultados deben interpretarse con precaución.

Figura 1. Fases del proceso del análisis factorial exploratorio



Respecto a las variables, éstas deben ser cuantitativas. Para realizar la reducción con variables ordinales o cualitativas existen otras técnicas más apropiadas (ver tabla1). Por otro lado, tan importante como la escala en que están medidas las variables es la forma de selección de estas. Si el objetivo es encontrar variables latentes, la selección de las variables a registrar debe estar determinada por los conocimientos teóricos del ámbito de estudio. Seleccionarlas sin esta orientación *teórica*, puede llevar a estructuras factoriales artificiales y con poca o nula aplicación teórica o aplicada. Por último, si las variables están registradas en diferentes unidades de medida, es necesario estandarizar los datos antes de realizar el análisis factorial.

El proceso para realizar un análisis factorial consta de una serie de fases que se representan en la figura 1. Se ha optado por no describir el sustrato matemático del análisis que puede consultarse en cualquier manual al uso (por ejemplo, en Cea, 2004).

Para ejemplificar el proceso, se irán incluyendo capturas de pantalla y salidas del SPSS (IBM, SPPS statictics, versión 24) en relación con una supuesta investigación en la que se ha recogido información, entre otras, sobre un conjunto de variables relacionadas en la literatura sobre el tema con dos factores latentes: motivación y orientación hacia el aprendizaje. Concretamente, sobre las variables (datos no reales): Aprendizaje autónomo, Conocimientos previos, Dedicación, Enfoque de aprendizaje, Habilidades de estudio, Implicación, Interés, Participación, Pensamiento crítico y Planificación y gestión del tiempo.

Se incluyen imágenes de los cuadros de diálogo del SPSS con indicación de las acciones más relevantes a seleccionar para su posterior interpretación.

En primer lugar, hay que abrir la base de datos que contiene las variables sobre las que se quiere realizar el análisis factorial. A continuación, se selecciona en el menú principal Analizar → Reducción de dimensiones → Factor. Las especificaciones para el análisis se realizan conforme con las figuras 2 a la 7.

Figura 2. Selección descriptivos

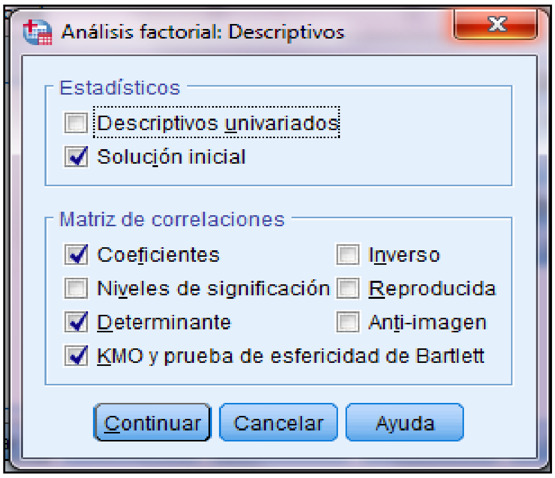


Figura 3. Métodos de extracción

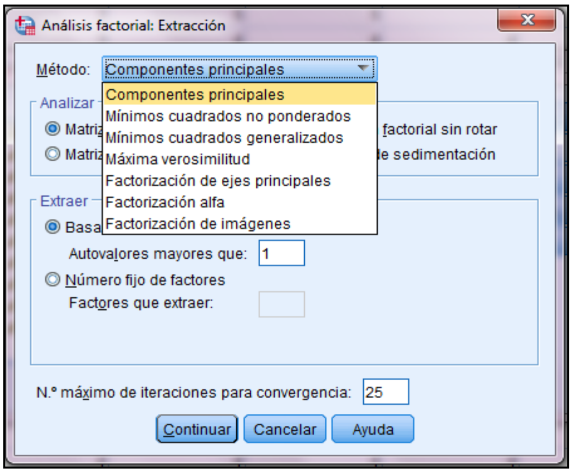


Figura 4. Selección método extracción

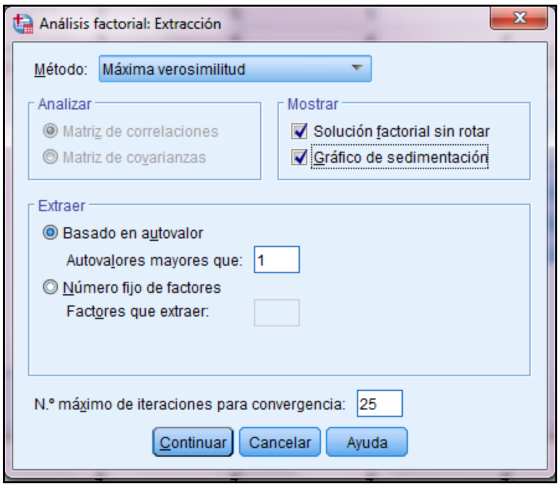


Figura 5. Selección rotación

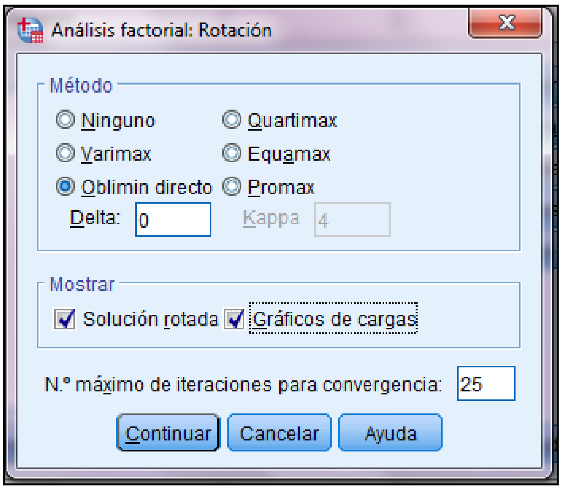


Figura 6. Opciones

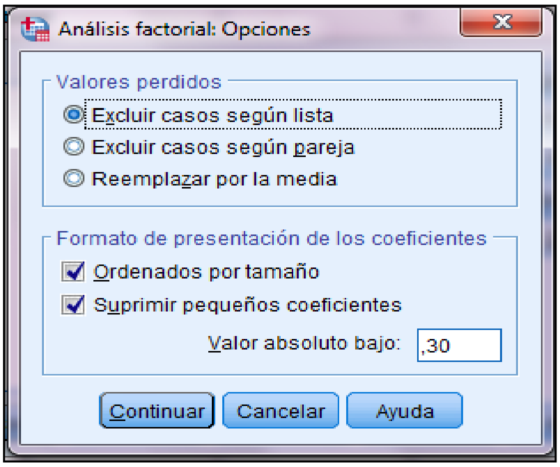
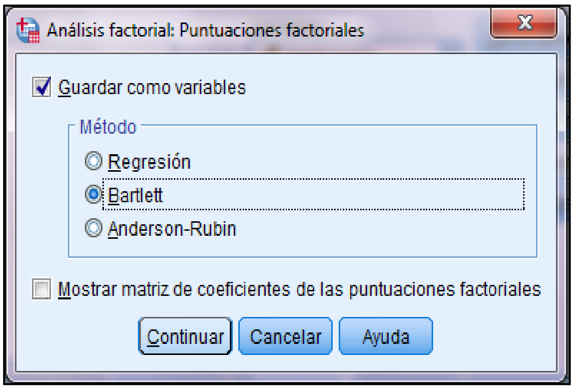


Figura 7. Puntuaciones factoriales



Análisis preliminares

Antes de comenzar a analizar la estructura factorial es necesario realizar una serie de pruebas para comprobar que la estructura de los datos es adecuada para ser analizada factorialmente. Los indicadores de estas pruebas se denominan medidas de adecuación muestral, ya que evalúan si los datos son apropiados para el análisis factorial. Estas pruebas son el test de esfericidad de Bartlett y la prueba de adecuación de Kaiser-Meyer Olkin (KMO), para realizarlas se deben seleccionar en el cuadro de diálogo emergente descriptivos, tal y como se observa en la figura 2.

El test de esfericidad de Bartlett pone a prueba la hipótesis nula de que las variables analizadas no están correlacionadas en la muestra o, dicho de otro modo, que la matriz de correlación es la identidad (las intercorrelaciones entre las variables son cero). Éste estadístico se distribuye asintóticamente según una distribución χ^2 con p(p-1)/2 grados de libertad. Valores altos del estadístico, asociados a valores pequeños de significatividad, permitirán rechazar la hipótesis nula y concluir que las variables de la muestra están suficientemente correlacionadas entre sí para realizar el análisis factorial. Cabe destacar, que, aunque esta prueba no permitiera rechazar la hipótesis nula, podrían calcularse los factores, aunque éstos serían completamente espurios y no responderían a correlaciones presentes entre las variables (Harman, 1980).

Para comprobar el grado de relación conjunta entre las variables hay que realizar la prueba de adecuación de Kaiser-Meyer Olkin (KMO) que permite valorar el grado en que cada una de las variables es predecible a partir de las demás. Este estadístico se distribuye en valores entre 0 y 1, y cuanto mayor es el valor, más relacionadas estarán las variables entre sí. Kaiser (1970) recomienda considerar la matriz apropiada para realizar la factorización cuando el valor de este indicador sea mayor o igual que 0,80.

Tabla 2. Matriz de correlaciones y determinante

	IMP	DED	PAR	INT	CP	AP	HE	EF	PC	PYG
IMP	1,000	0,904	0,478	0,518	0,373	0,377	0,291	0,282	0,271	0,237
DED	0,904	1,000	0,524	0,570	0,366	0,410	0,314	0,270	0,267	0,254
PAR	0,494	0,544	1,000	0,942	0,305	0,345	0,393	0,366	0,377	0,387
INT	0,518	0,570	0,860	1,000	0,354	0,360	0,383	0,345	0,369	0,383
CP	0,373	0,366	0,317	0,354	1,000	0,639	0,626	0,610	0,653	0,608
AP	0,377	0,410	0,312	0,360	0,639	1,000	0,562	0,640	0,641	0,594
HE	0,291	0,314	0,368	0,383	0,626	0,562	1,000	0,770	0,595	0,592
EF	0,282	0,270	0,343	0,345	0,610	0,640	0,770	1,000	0,690	0,661
PC	0,271	0,267	0,374	0,369	0,653	0,641	0,595	0,690	1,000	0,823
PYG	0,237	0,254	0,371	0,383	0,608	0,594	0,592	0,661	0,823	1,000

a. Determinante = ,000

IMP-Implicación
DED-Dedicación
PAR-Participación
INT-Interés
CP-Conocimientos previos
AP-Aprendizaje autónomo
HE-Habilidades de estudio
EF-Enfoque de aprendizaje
PC-Pensamiento crítico
PYG-Planificación y gestión del tiempo

Fuente: Salida resultados SPSS.

La tabla 2 presenta la matriz de correlaciones y su determinante y la 3 las pruebas de esfericidad y KMO. Como se observa, el determinante de la matriz de correlaciones arroja un valor cero, lo que indica que el grado de intercorrelación de las variables es muy alto. Este valor es confirmado por la significatividad asociada al test de esfericidad de Bartlett, que es 0,000, por lo que se puede rechazar la hipótesis nula de incorrelación entre variables. También el KMO arroja un valor superior a 0,80, por lo que, según este indicador, la matriz de datos resulta apropiada para realizar sobre ella la factorización.

Tabla 3. Prueba de adecuación de Kaiser-Meyer-Olkin y esfericidad de Bartlett

Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo		,813
Prueba de esfericidad de Bartlett	Aprox. Chi-cuadrado	2414,969
	gl	45
	Sig.	,000

Fuente: Salida resultados SPSS.

También sería conveniente realizar el Test del Factor Único de Harman para comprobar si la matriz está afectada por el sesgo de varianza común, en cuyo caso todas las variables analizadas se agruparían en un único factor (Harman, 1980). Hay diferentes maneras de comprobar si la estructura de los datos es unidimensional. Podsakoff, MacKenzie, Lee y

Podsakoff (2003) recomiendan realizar un Análisis Factorial Confirmatorio con un único factor, aunque también resulta posible comprobarlo utilizando los principios de la Teoría de la Respuesta al Ítem y analizando los datos con el Winsteps u otro programa de análisis basado en la TRI. Por último, también es posible realizar esta comprobación forzando el análisis factorial a un único factor y comparando los porcentajes de varianza explicada por ambos modelos. Si este porcentaje de varianza es similar en ambos, es posible que la matriz de resultados esté afectada por el sesgo de la varianza común. En caso de ser así, es recomendable realizar algún análisis adicional de los propuestos anteriormente, ya que si la matriz de datos es unidimensional no tiene sentido seguir con el análisis factorial de esta.

Análisis de la estructura de correlaciones

b1. Extracción de factores

Como se ha descrito anteriormente, el objetivo del análisis factorial es identificar los factores latentes que simplifican las relaciones que se establecen en un conjunto de variables observadas. Existen diferentes métodos para calcularlos cuyas características principales se describen en la tabla 4.

Tabla 4. Descripción de los métodos de extracción de factores

Componentes principales	Establece combinaciones lineales no correlacionadas de las variables observadas. El primer componente tiene la varianza máxima y las sucesivas explican progresivamente proporciones menores de la varianza y no están correlacionadas unas con otras. A pesar de que suele ser el método configurado por defecto en los programas informáticos y de que tiene la ventaja de que siempre proporciona una solución, es un método para reducir el número de variables y es más apropiado para el análisis de componentes principales que para estimar el modelo factorial.
Mínimos cuadrados no ponderados	Minimiza la suma de los cuadrados de las diferencias entre las matrices de correlación observada y reproducida desde el modelo. Proporciona mejores estimaciones que el método anterior porque está basado en el análisis factorial, sin embargo, puede tener problemas de convergencia, especialmente si la muestra es pequeña.
Mínimos cuadrados generalizados	Se basa en minimizar la suma de los cuadrados de las diferencias entre las matrices de correlación observada y reproducida. Las correlaciones se ponderan por el inverso de su exclusividad, de manera que las variables que tengan un valor alto de exclusividad reciban una ponderación menor que aquéllas que tengan un valor bajo. Su principal ventaja es que permite aplicar contrastes de hipótesis para determinar el número de factores.
Máxima verosimilitud	Proporciona las estimaciones de los parámetros que con mayor probabilidad ha producido la matriz de correlaciones observada, si la muestra procede de una distribución normal multivariada. Tiene dos ventajas importantes sobre el resto de modelos. Los estimadores no dependen de la escala de medida de las variables y permite contrastar el ajuste del modelo a los datos con un indicador asociado a una distribución χ^2, lo que la convierte en una de las mejores opciones. Su principal inconveniente es que requiere de normalidad multivariante de los datos, aunque algunos autores señalan que este método es robusto al incumplimiento de este requisito si las variables presentan una distribución univariable normal.

(Continúa en la siguiente página)

Factorización de ejes principales	Método basado en el modelo de Mínimos Cuadrados. Las estimaciones iniciales de las comunalidades parten de la matriz de correlaciones originales y los coeficientes de correlación múltiple insertados en la diagonal. Las cargas factoriales resultantes se utilizan para estimar de nuevo las comunalidades que reemplazan a las estimaciones previas de comunalidad en la diagonal. Las iteraciones continúan hasta que el cambio en las comunalidades, de una iteración a la siguiente, satisfaga el criterio de convergencia para la extracción. También está basado en el análisis factorial siendo, por lo tanto, una de las mejores opciones para el análisis, especialmente, cuando no se cumple el supuesto de normalidad. Su principal inconveniente es que puede producir problemas de convergencia, especialmente si la muestra es pequeña.

Como se desprende de la tabla anterior, los métodos más adecuados para la extracción de factores son el de máxima verosimilitud y los basados en los mínimos cuadrados ordinarios, especialmente, el de factorización de ejes principales. Para una mayor profundización en las diferencias entre estos modelos y en la discusión sobre su uso es muy recomendable el documento de Lloret-Segura, Ferreres-Traver, Hernández-Baeza y Tomás-Marco (2014).

Para el ejemplo propuesto se ha seleccionado el método de máxima verosimilitud y el criterio de autovalor > 1 (figura 3). Los resultados se exponen a continuación.

Tabla 5. Varianza total explicada y prueba de bondad de ajuste

Factor	Autovalores iniciales			Sumas de extracción de cargas al cuadrado		
	Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado
1	5,341	53,410	53,410	3,706	37,063	37,063
2	1,849	18,493	71,903	2,801	28,014	65,077
3	,890	8,903	80,806			
….						
10	,088	,880	100,000			

Método de extracción: máxima probabilidad.

Chi-cuadrado	gl	Sig.
374,803	26	,000

Fuente: Salida resultados SPSS.

Como se observa en la tabla 5, aunque no han sido determinados de antemano, el análisis detecta los dos factores latentes que habían sido señalados por la literatura y que explican el 71,90% de la varianza común. También se describe la bondad de ajuste de esta estructura de dos factores calculada a través de una prueba de hipótesis con una distribución χ^2. La significatividad asociada es 0, lo que permite verificar el ajuste de los datos al modelo.

b2. Rotación de factores

Aunque en algunos casos la matriz de cargas factoriales de la solución canónica (sin rotar) puede ser interpretada directamente, lo habitual es que no sea así y sea necesario transformarla para obtener soluciones más interpretables. Los procedimientos de rotación tratan de obtener factores más interpretables mediante la transformación de la solución inicial. Tienen como objetivo la búsqueda de soluciones factoriales en las que cada factor tenga correlaciones altas con un grupo de variables y baja con el resto.

Existen dos tipos de procedimiento para rotar los factores: la rotación ortogonal y la rotación oblicua. La rotación ortogonal extrae factores no correlacionados entre sí y la oblicua se basa en el supuesto de intercorrelación entre los factores. Algunas de las ventajas de la rotación ortogonal señaladas en la literatura hacen referencia a su mayor simplicidad y su facilidad de interpretación, así como mayor su estabilidad en los estudios de replicación. Los argumentos para el uso de las soluciones oblicuas se basan en que la mayoría de los factores que se estudian en ciencias sociales están interrelacionados entre sí, de forma que imponer externamente un criterio de no correlación entre los factores resulta artificial y no responde a la realidad, por lo que considerar esta relación utilizando rotaciones oblicuas incrementa el realismo de la solución factorial.

Tabla 6. Descripción de los métodos de rotación de factores

Rotaciones ortogonales: Factores perpendiculares, no correlacionados	
Varimax	Minimiza el número de variables que tienen cargas altas en cada factor. Simplifica la interpretación de los factores.
Quartimax	Minimiza el número de factores necesarios para explicar cada variable. Simplifica la interpretación de las variables observadas.
Equamax	Combina el método varimax, que simplifica los factores, y el método quartimax, que simplifica las variables. Se minimiza tanto el número de variables que saturan alto en un factor, como el número de factores necesarios para explicar una variable.
Rotaciones oblicuas: Factores no necesariamente perpendiculares, correlacionados	
Oblimin	Es el método más utilizado para el cálculo de las rotaciones oblicuas. Calcula el grado de oblicuidad de los factores en función del parámetro delta, que permite ponderar la maximización de la matriz por filas o por columnas. En función del objetivo a perseguir se puede modificar este parámetro, que en los programas estadísticos al uso suele ser por defecto 1. Para profundizar en las implicaciones de los diferentes valores de este parámetro consultar las recomendaciones de Lee y Jennrich (1979).
Promax	Calcula los factores a partir de una matriz construida analíticamente partiendo de una solución ortogonal hasta crear una solución factorial lo más cercana posible a la estructura ideal.

La decisión sobre cuál de estos métodos debe usarse depende de los datos y de la teoría, ya que la bondad de ajuste del modelo no depende del método de rotación elegido. Si los factores que se espera encontrar previsiblemente están relacionados entre sí, resultará más adecuado utilizar métodos de rotación oblicua, mientras que si se cree que los factores son independientes (no relacionados) deberá optarse por métodos de rotación ortogonal. Si no se conoce la relación que pueda establecerse entre los factores, la mejor estrategia es partir de una solución oblicua y en función de la magnitud de las relaciones entre los factores optar por mantener esta orientación (si hay correlación) o elegir una solución ortogonal (si las correlaciones son nulas o pequeñas). Una vez determinado el tipo de rotación hay que decidir con qué método se realizará. Los tipos y sus principales características se describen en la tabla 6.

Para los datos del ejemplo, dado que se espera que los factores latentes (motivación y orientación hacia el aprendizaje) estén correlacionados entre sí, se selecciona un método de rotación oblicua, Oblimín, con valor delta = 0, ya que, según Lee y Jennrich (1979) suele producir buena convergencia y soluciones factoriales simples e interpretables.

La tabla 7 presenta la matriz de patrón que informa de la contribución única de cada variable al factor. La solución factorial rotada oblicuamente informa de la existencia de dos factores latentes que agrupan todas las variables, superando las cargas factoriales los criterios para la inclusión de 0,30 o 0,40 señalados en la literatura (Bandalos y Finney, 2010). Un primer factor agrupa las variables dedicación, implicación, interés y participación, que podría responder a un hipotético factor latente motivación, y otro relacionado con las variables pensamiento crítico, planificación y gestión del tiempo, enfoque de aprendizaje, habilidades de estudio, conocimientos previos y aprendizaje autónomo que podría responder a un factor latente orientación hacia el aprendizaje.

Tabla 7. Matriz de patrón

	Factor	
	1	2
Dedicación	1,027	
Implicación	,955	
Interés	,497	
Participación	,449	
Pensamiento crítico		,912
Planificación y gestión del tiempo		,889
Enfoque de aprendizaje		,843
Habilidades de estudio		,744
Conocimientos previos		,707
Aprendizaje autónomo		,672

Método de extracción: máxima verosimilitud. Método de rotación: Oblimin con normalización Kaiser.
a. La rotación ha convergido en 4 iteraciones.

Fuente: Salida resultados SPSS.

La tabla 8 presenta la matriz de correlaciones factorial. Como se observa, ambos factores están correlacionados entre sí, lo que también confirma la correcta selección del método de rotación empleado.

Tabla 8. Matriz de correlaciones factorial

Factor	1	2
1	1,000	,467
2	,467	1,000

Método de extracción: máxima verosimilitud.
Método de rotación: Oblimin con normalización Kaiser.

Fuente: Salida resultados SPSS.

Determinación del modelo

c1. Selección de variables y cálculo de puntuaciones factoriales

Los datos del ejemplo permiten afirmar que, en este caso, se ha alcanzado el objetivo del análisis factorial ya que han emergido dos factores latentes que agrupan de manera clara las diez variables originales. Para poder realizar análisis posteriores con estos nuevos factores es necesario calcular las puntuaciones que los sujetos alcanzan en cada uno de ellos. En la tabla 9 se describen los diferentes métodos que ofrece SPSS para el cálculo de las puntuaciones factoriales. La elección del método de cálculo debe seleccionarse en función de los objetivos y del tipo de rotación realizada.

Tabla 9. Descripción de los métodos para el cálculo de las puntuaciones factoriales

Método de Regresión	Las puntuaciones que se producen tienen una media de 0 y una varianza igual al cuadrado de la correlación múltiple entre las puntuaciones factoriales estimadas y los valores factoriales verdaderos. Proporciona puntuaciones para los factores que consiguen la máxima correlación con las puntuaciones teóricas. Su principal inconveniente es que no es insesgado ni unívoco y si se utiliza combinado con métodos ortogonales puede dar lugar a puntuaciones correlacionadas entre sí.
Método de Barlett	Las puntuaciones resultantes tienen una media de 0. Se minimiza la suma de cuadrados de los factores exclusivos sobre el rango de las variables. Proporciona puntuaciones correlacionadas con las puntuaciones teóricas, insesgadas y unívocas. Su elección combinada con métodos ortogonales puede dar lugar a puntuaciones correlacionadas entre sí.
Método de Anderson-Rubin	Es una modificación del método de Bartlett, que asegura la ortogonalidad de los factores estimados. Las puntuaciones resultantes tienen una media 0, una desviación estándar de 1 y no correlacionan entre sí. Proporciona puntuaciones ortogonales correlacionadas con las puntuaciones teóricas. No es insesgado ni unívoco.

En el caso del ejemplo se ha seleccionado el método de Barlett al ser más aconsejable dado la oblicuidad de los factores. El SPPS generará dos nuevas variables que situará a continuación de la última variable de la matriz y que se corresponden con las puntuaciones que se han asignado a cada individuo en cada uno de los factores extraídos y que pueden ser utilizadas para cualquier análisis o comprobación posterior.

2. Conclusiones

El análisis factorial exploratorio es una técnica de análisis de datos extensamente utilizada en la investigación en Educación y otras Ciencias Sociales, especialmente en estudios cuyo objetivo es analizar y validar un test u otro tipo de pruebas que evalúan constructos dimensionales. Sin embargo, son varios los autores que han puesto de manifiesto el uso incorrecto de esta técnica. Uno de los análisis más actuales es el de Izquierdo, Olea y Abad (2014), quienes analizaron 117 estudios (publicados entre 2011 y 2012 en tres revistas españolas de impacto) que utilizaban la técnica del análisis factorial encontrando importantes tasas de decisiones erróneas o incorrectamente justificadas relacionadas, especialmente, con dos aspectos.

Respecto a la extracción de factores, se detecta un porcentaje muy elevado de elección de la técnica de componentes principales cuando, como se ha descrito anteriormente, no se trata del procedimiento más apropiado para realizar el análisis factorial a no ser que el objetivo sea determinar el componente principal de una muestra de variables unidimensional a priori, objetivo completamente diferente de la determinación de factores subyacentes a una muestra de variables.

Respecto a la rotación de factores, es similar el porcentaje de los estudios que utilizan métodos ortogonales y oblicuos. Si bien es cierto que este porcentaje es mejor respecto a tendencias señaladas en otros estudios anteriores, sigue apareciendo en la literatura un uso muy elevado de procedimientos ortogonales (casi en su totalidad con el método Varimax) no justificados por los autores. Dado que en el ámbito de la Educación y otras Ciencias Sociales la mayoría de las variables están relacionadas entre sí, la mejor estrategia es partir de un método de rotación oblicuo y decidir el uso de un método ortogonal cuando el índice de correlación entre los factores sea muy pequeño o nulo.

En conclusión, es necesario realizar un análisis detenido de las decisiones a tomar para realizar un análisis factorial exploratorio en función de la teoría de partida, los objetivos del estudio y el tipo de variables y las relaciones que se establecen entre ellas. Del mismo modo, resulta de especial interés describir cada una de estas decisiones y las razones que las determinan, de forma que quede debidamente justificado el análisis realizado y, por lo tanto, la validez de los resultados.

<Referencias bibliográficas>

Bandalos, D. L., y Finney, S. J. (2010). Factor Analysis: Exploratory and Confirmatory. En G. R. Hancock y R. O. Mueller (eds.), *Reviewer's guide to quantitative methods*. Nueva York: Routledge.

Cea, M. A. (2004). *Análisis multivariable. Teoría y práctica en la investigación social*. Madrid: Síntesis.

Harman, H. H. (1980). *Análisis factorial moderno*. Madrid: Saltés.

Izquierdo, I., Olea, J., y Abad, F. J. (2014). Exploratory factor analysis in validation studies: Uses and recommendations. *Psicothema, 26*(3), 395–400. https://www.redalyc.org/pdf/727/72731656015.pdf

Kaiser, H. F. (1970). A second generation little jiffy. *Psychometrika, 35*(4), 401–415. https://doi.org/10.1007/BF02291817

Lee, S. Y., y Jennrich, R. I. (1979). A study of algorithms for covariance structure analysis with specific comparisons using factor analysis. *Psychometrika*, *44*(1), 99–113. https://doi.org/10.1007/BF02293789

Lloret-Segura, S., Ferreres-Traver, A., Hernández-Baeza, A., y Tomás-Marco, I. (2014). El análisis factorial exploratorio de los ítems: una guía práctica, revisada y actualizada. *Anales de Psicología, 30*(3), 1151–1169. http://dx.doi.org/10.6018/analesps.30.3.199361

Pérez, C. (2008). *Técnicas de análisis multivariante de datos. Aplicaciones con SPSS*. Madrid: Pearson, Prentice Hall.

Podsakoff, P. M., MacKenzie, S. B., Lee, J. Y., y Podsakoff, N. P. (2003). Common method biases in behavioral research: a critical review of the literature and recommended remedies. *Journal of Applied Psychology*, *88*(5), 879–903. http://doi.org/10.1037/0021-9010.88.5.879

<Archivo complementario>

Matriz de datos para seguir el ejemplo: http://revistes.ub.edu/index.php/REIRE/rt/suppFiles/27057/0