VALORACIÓN DE EMPRESAS COTIZADAS EN BOLSA: UNA REVISIÓN METODOLÓGICA DE LOS MODELOS FACTORIALES

Francisco Guijarro Martínez
Ismael Moya Clemente

ABSTRACT
En el presente trabajo se propone una metodología alternativa a los modelos factoriales clásicos de valoración de empresas. Se muestra cómo la agrupación en factores de las diferentes variables explicativas no debe hacerse en función de la correlación o variabilidad común entre ellas, sino teniendo en cuenta la correlación entre la variabilidad de la capitalización bursátil no explicada por cada una de ellas por separado. A través de la aplicación práctica de esta nueva metodología sobre datos de la Bolsa de Madrid (2000-2003) se constata la obtención de modelos más parsimoniosos y con menor multicolinealidad.
Keywords: Valoración de empresas, modelos factoriales, multicolinealidad, análisis de los residuos

1. INTRODUCCIÓN

El presente trabajo pretende profundizar en la investigación de los denominados modelos econométricos de valoración de empresas, y más concretamente en aquellos que hacen uso de la técnica estadística de análisis factorial para la selección de variables explicativas de la capitalización bursátil. A la hora de seleccionar modelos de valoración es habitual tener que confrontar dos criterios contrapuestos, como son el de obtener modelos con alta capacidad explicativa, y el de lograr que estos sean parsimoniosos, esto es, con el menor número posible de variables explicativas. En el trabajo se analizan desde una perspectiva crítica los modelos aportados por diferentes autores, y a la luz de los resultados se propone una metodología que supere los inconvenientes detectados.

Los modelos de valoración factoriales han sido ampliamente utilizados en la literatura financiera (Rushinek y Rushinek 1985, Steele 1995, Corielli y Marcellino, 2005), y más concretamente en el campo de la valoración de empresas, donde su aplicación se vincula en la práctica a los modelos de valoración econométricos. Morton (1977) emplea en su trabajo sobre valoración urbana la técnica del análisis factorial para agrupar las variables explicativas del precio de la vivienda según su grado de correlación. El objetivo de su trabajo es obtener una ecuación de valoración donde las variables explicativas estén poco correlacionadas entre sí, para evitar problemas de multicolinealidad. Con los modelos factoriales, además de superar este inconveniente sobre la redundancia en la información, también se persigue obtener modelos parsimoniosos (Caballer 1994, Moya 1995), en el sentido de que el objetivo de lograr modelos altamente explicativos coexista con un objetivo paralelo, y en la mayoría de las ocasiones en conflicto con el primero, de incluir el menor número de variables explicativas posible. Esta limitación en el número de variables es, en el contexto valorativo, de gran importancia práctica, pues permite al valorador poder realizar su trabajo teniendo que cuantificar un número lo más reducido posible de variables.

Con el análisis factorial, se persigue agrupar las variables según su nivel de correlación, de forma que las variables agrupadas dentro de un factor estén lo más correlacionadas posibles entre sí, y lo más débilmente correlacionadas con el resto de variables de otros factores. Debido a la diferente escala de medida de las variables explicativas, en el análisis factorial se emplea la matriz de correlaciones frente a la otra posibilidad de utilizar la matriz de covarianzas.

Puesto que el objetivo final es obtener una función de valoración, de cada factor se escoge una variable, que es introducida en un modelo de regresión *stepwise* de forma iterativa atendiendo al nivel de significación del test F. De las 49 variables explicativas originalmente consideradas en el estudio de Morton, se extrajeron 18 factores, si bien sólo 12 de las 18 variables representativas de estos factores se incluyeron en el modelo de valoración definitivo.

Esta propuesta metodológica fue aplicada en el ámbito español en los trabajos de Caballer (1994), Moya (1995) y Caballer y Moya (1997a, 1997b), bajo la denominación de valoración analógico-bursátil, con el objeto de establecer una función de valoración para empresas no cotizadas en bolsa a partir de las empresas sí cotizadas. Como diferencia respecto del trabajo de Morton, estos autores proponen considerar como variable representante de cada factor aquella que presente mayor correlación, en valor absoluto, con la variable endógena. Posteriormente Miralles y Miralles (2002) emplean la misma metodología sobre las empresas cotizadas en el mercado de Lisboa. La principal diferencia respecto de los trabajos de Caballer, Morton y Moya, es que no restringen el número de variables seleccionadas por factor, que en los citados trabajos está limitado a una como máximo. La utilización de una única variable por factor queda justificada por el objetivo de obtener modelos con mínima multicolinealidad, si bien ninguno de estos autores proponen parámetros para su medición. El empleo de modelos de regresión *stepwise*, en sus dos versiones *forward* y *backward*, ya era recogida en el trabajo de Morton. En relación a los resultados, una diferencia entre los trabajos de Caballer y Moya y el de Miralles y Miralles está en el número de factores obtenidos: cinco en el caso español, frente a un máximo de nueve en el caso portugués.

El resto del trabajo se estructura del siguiente modo: en el epígrafe 2 se presenta de forma somera la técnica estadística de análisis factorial, así como las principales debilidades de su aplicación en los modelos factoriales de valoración clásicos. El epígrafe concluye con la propuesta de una nueva metodología que supera estos inconvenientes. En el epígrafe 3 se ilustra la nueva metodología sobre una base de datos real, y se comparan los resultados con los obtenidos a través de los modelos reflejados en la literatura. Finalmente, el trabajo termina con un epígrafe de conclusiones.

2. METODOLOGÍA

El modelo de análisis factorial supone una descomposición de las p variables originales observadas sobre una muestra de n individuos en la forma [1]:

$$\mathbf{X} = \mathbf{1}\boldsymbol{\mu}' + \mathbf{F}\boldsymbol{\Lambda}' + \boldsymbol{\Psi} \qquad [1]$$

donde $\mathbf{X}$ es la matriz de datos original de dimensión $n \times p$ con distribución normal de media $\boldsymbol{\mu}$ y matriz de covarianzas $\mathbf{V}$, $\mathbf{1}$ es un vector de unos con dimensión $n \times 1$, $\boldsymbol{\mu}$ es el vector de medias de las p variables, $\mathbf{F}$ es la matriz que contiene los m factores de los n individuos de la muestra, por tanto matriz de dimensión $n \times m$, $\boldsymbol{\Lambda}$ es la matriz de carga $m \times p$, y $\boldsymbol{\Psi}$ es la matriz $n \times p$ que recoge las perturbaciones, que se suponen normales con media 0 y matriz de covarianzas diagonal. A partir de [1] se comprueba que la matriz de carga $\boldsymbol{\Lambda}$ expresa la covarianza entre los factores latentes y las variables. Respecto de estas últimas, su matriz de covarianzas puede descomponerse siguiendo [2]:

$$\mathbf{V} = E\left[(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})'\right] = \boldsymbol{\Lambda} E\left[\mathbf{f}\mathbf{f}'\right]\boldsymbol{\Lambda}' + E\left[\mathbf{u}\mathbf{u}'\right] \qquad [2]$$

y teniendo en cuenta que los factores están incorrelados, la esperanza de su covarianza $\mathbf{ff}'$ será la matriz identidad, con lo que la covarianza de las variables quedará descompuesta en dos partes independientes [3]:

$$\mathbf{V} = \mathbf{\Lambda\Lambda}' + \mathbf{\Psi} \quad [3]$$

La covarianza de la matriz de carga $\mathbf{\Lambda\Lambda}'$ representa la variabilidad común entre las variables originales, en terminología factorial comunalidad, que depende de las covarianzas entre las variables y los factores. La segunda parte del sumando, $\mathbf{\Psi}$, recoge la parte de variabilidad específica de cada variable, y por tanto independiente del resto (matriz diagonal). De esta forma se observa una clara analogía entre el análisis factorial y la clásica descomposición de la varianza (ANOVA).

2.1 Debilidades del análisis factorial clásico

Supongamos que se pretende explicar el precio $\mathbf{y}$ mediante un conjunto de p variables exógenas, de las que seleccionamos para su análisis en detalle las variables explicativas $\mathbf{x}_i$ y $\mathbf{x}_j$. La probabilidad de que, tras aplicar el análisis factorial sobre el conjunto de variables explicativas, las variables $\mathbf{x}_i$ y $\mathbf{x}_j$ se agrupen en un mismo factor es proporcional al coeficiente de correlación entre ambas. La probabilidad será tanto mayor cuanto más elevado sea este coeficiente, en valor absoluto. En cualquier caso, debe señalarse que en la agrupación no ha intervenido la variable endógena, ni su grado de relación con las variables explicativas (véanse los trabajos citados de Caballer, Miralles y Miralles, Morton, Moya). Podemos distinguir dos situaciones según el grado de relación entre las variables $\mathbf{x}_i$ y $\mathbf{x}_j$: una correlación lo suficientemente significativa como para que se agrupen en un mismo factor; correlación no significativa, con lo que se agruparán en factores diferentes. Analizando cada una de estas situaciones por separado:

- Situación 1: correlación altamente significativa entre las variables $\mathbf{x}_i$ y $\mathbf{x}_j$.

  Es la representada en las figuras 1.1 y 1.2, donde asumimos que ambas variables se agrupan en un mismo factor dado que la variabilidad común -intersección de la variabilidad de ambas- es muy elevada. La diferencia entre las figuras está en la capacidad explicativa conjunta de $\mathbf{x}_i$ y $\mathbf{x}_j$ sobre $\mathbf{y}$.

  En la figura 1.1 la variabilidad de la parte no explicada de la variable $\mathbf{y}$ (tono claro) es comparativamente muy superior a la parte explicada simultáneamente por ambas variables (tono oscuro) o por cada una de ellas por separado (tono intermedio). Esto es, aún compartiendo factor, no es previsible que vayan a formar parte de la función de valoración. Obsérvese que una forma alternativa de analizar esta situación es a través de la parte no explicada por cada una de las variables $\mathbf{x}_i$ y $\mathbf{x}_j$: puesto que ambas variables no están correlacionadas con $\mathbf{y}$, la parte no explicada por $\mathbf{x}_i$ está muy correlacionada con la parte no explicada por $\mathbf{x}_j$.

En la figura 1.2 las variables $\mathbf{x}_i$ y $\mathbf{x}_j$ siguen estando igualmente correlacionadas, por lo que comparten factor, pero a diferencia de la figura 1.1, ambas explican una parte significativa de la variabilidad de $\mathbf{y}$. Siguiendo los trabajos de Caballer y Moya, sólo una de las variables debería incluirse en el modelo de valoración. Sin embargo, si analizamos la variabilidad explicada por cada variable, observamos que son considerablemente distintas. Esto es, que aún estando correlacionadas entre sí, cada una de ellas explica una parte sustancialmente diferente de la variabilidad de $\mathbf{y}$: tienen *capacidad explicativa incremental*, por lo que presumiblemente ambas podrían formar parte de la función de valoración. Esta situación no es captada por los modelos factoriales en la literatura. Alternativamente, el análisis de la relación entre la parte no explicada por cada variable sí pone en evidencia esa capacidad explicativa incremental. El hecho de que la correlación entre la parte no explicada por $\mathbf{x}_i$ y la parte no explicada por $\mathbf{x}_j$ sea baja, indicaría que ambas variables deberían pertenecer a factores diferentes, y también ambas podrían formar parte de la función de valoración.

- Situación 2: baja correlación significativa entre las variables $\mathbf{x}_i$ y $\mathbf{x}_j$.

En el caso de las figura 1.3 y 1.4, la variabilidad común entre las variables $\mathbf{x}_i$ y $\mathbf{x}_j$ es escasa, con lo que presumiblemente se agruparían en distintos factores. Siguiendo el esquema de los modelos factoriales de la literatura, ambas variables podrían formar parte de la función de valoración.

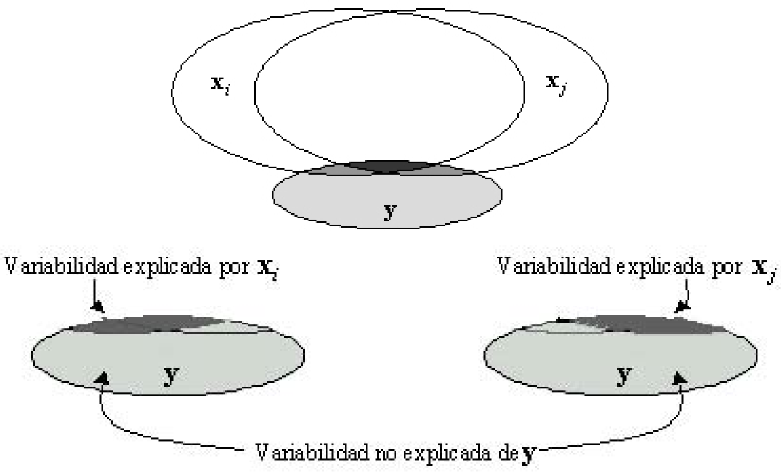
Analizando en detalle la figura 1.3, observamos que ambas variables explican casi perfectamente la variabilidad de $\mathbf{y}$, y que además cada una de ellas por sí sola explica una parte significativamente distinta de la explicada por la otra. De nuevo, ambas variables tienen capacidad explicativa incremental, corroborando su posible inclusión en la función de valoración. A esta misma conclusión se llega si se analiza la variabilidad no explicada por cada una de ellas. La correlación entre ambas partes, que en la figura viene dada por la intersección de los tonos claros, es lo suficientemente pequeña como para permitir que ambas variables se incluyan en la función de valoración.

En la figura 1.4 las variables $\mathbf{x}_i$ y $\mathbf{x}_j$ siguen estando débilmente correlacionadas, de igual forma en que lo estaban en la figura 1.3, por lo que volverían a formar parte de factores distintos. Sin embargo, es fácil constatar a través de la figura la escasa capacidad explicativa incremental de cada una de las variables, con lo que en realidad resulta plausible que sólo una de ellas formara parte de la función de valoración. Alternativamente, si analizamos la variabilidad de $\mathbf{y}$ no explicada por cada una de ellas, la correlación entre las mismas -de nuevo las zonas en tono claro- es mucho mayor que la detectada en la figura 1.3; con lo que si hubiéramos realizado un análisis factorial tomando por cada variable la parte que no explica de $\mathbf{y}$, en el resultado muy probablemente $\mathbf{x}_i$ y $\mathbf{x}_j$ hubieran compartido factor.

En definitiva, y tras haber analizado diferentes posibilidades sobre la correlación entre las variables exógenas, y su capacidad explicativa sobre $\mathbf{y}$, podemos concluir que la aplicación de los modelos factoriales sobre la matriz de correlaciones de la variables explicativas no siempre ofrecerá un resultado satisfactorio. En unos casos porque agrupará en un mismo factor variables que podrían formar conjuntamente parte de la función de valoración; en otros porque agrupará en distintos factores variables que no podrán formar parte conjuntamente de la función de valoración.

Como criterio alternativo al clásico, podemos afirmar que la agrupación en factores de las diferentes variables explicativas no debe hacerse en función de la correlación o variabilidad común entre ellas, sino teniendo en cuenta la correlación entre la variabilidad de $\mathbf{y}$ no explicada por cada una de ellas por separado (tono claro en las figuras).

Figura 1.1. $\mathbf{x}_i$ y $\mathbf{x}_j$, significativamente correlacionadas, con baja capacidad explicativa de $\mathbf{y}$

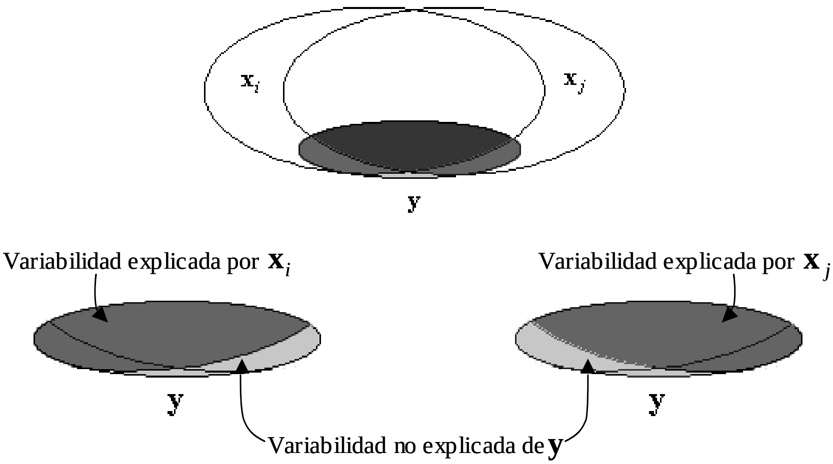


(Tono oscuro) Variabilidad de $\mathbf{y}$ explicada en común por $\mathbf{x}_i$ y $\mathbf{x}_j$.

(Tono intermedio) Variabilidad de $\mathbf{y}$ explicada por $\mathbf{x}_i$ o por $\mathbf{x}_j$.

(Tono claro) Variabilidad de $\mathbf{y}$ no explicada ni por $\mathbf{x}_i$ ni $\mathbf{x}_j$.

Figura 1.2. $\mathbf{x}_i$ y $\mathbf{x}_j$, significativamente correlacionadas, con alta capacidad explicativa de $\mathbf{y}$

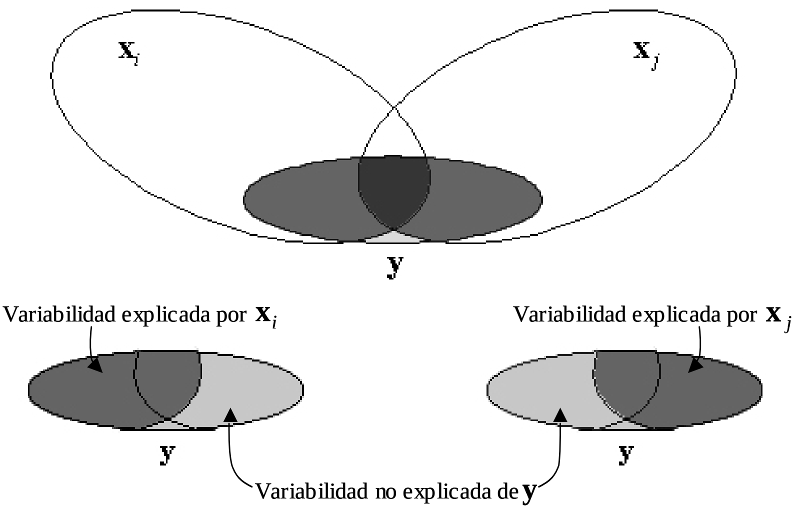


(Tono oscuro) Variabilidad de $\mathbf{y}$ explicada en común por $\mathbf{x}_i$ y $\mathbf{x}_j$.

(Tono intermedio) Variabilidad de $\mathbf{y}$ explicada por $\mathbf{x}_i$ o por $\mathbf{x}_j$.

(Tono claro) Variabilidad de $\mathbf{y}$ no explicada ni por $\mathbf{x}_i$ ni $\mathbf{x}_j$.

Figura 1.3. $\mathbf{x}_i$ y $\mathbf{x}_j$, poco correlacionados, con alta capacidad explicativa de $\mathbf{y}$

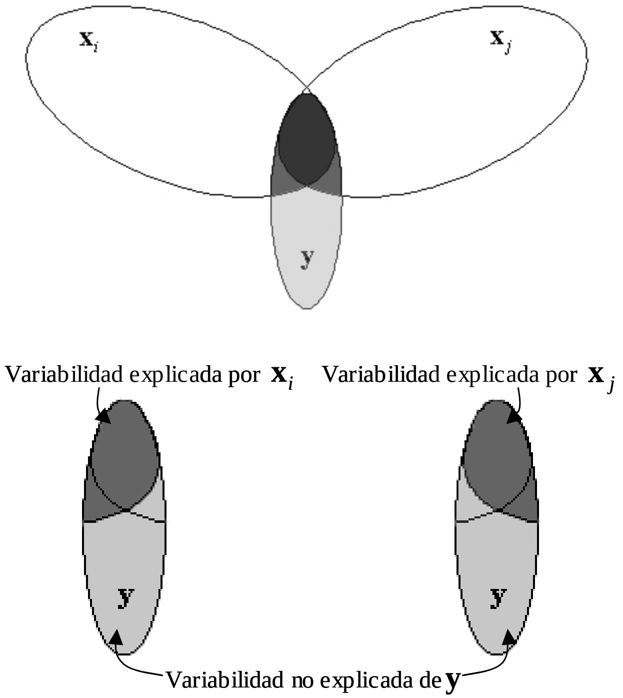


(Tono oscuro) Variabilidad de $\mathbf{y}$ explicada en común por $\mathbf{x}_i$ y $\mathbf{x}_j$.

(Tono intermedio) Variabilidad de $\mathbf{y}$ explicada por $\mathbf{x}_i$ o por $\mathbf{x}_j$.

(Tono claro) Variabilidad de $\mathbf{y}$ no explicada ni por $\mathbf{x}_i$ ni $\mathbf{x}_j$.

Figura 1.4. $\mathbf{x}_i$ y $\mathbf{x}_j$, poco correlacionados, con menor capacidad explicativa de $\mathbf{y}$



(Tono oscuro) Variabilidad de $\mathbf{y}$ explicada en común por $\mathbf{x}_i$ y $\mathbf{x}_j$.

(Tono intermedio) Variabilidad de $\mathbf{y}$ explicada por $\mathbf{x}_i$ o por $\mathbf{x}_j$.

(Tono claro) Variabilidad de $\mathbf{y}$ no explicada ni por $\mathbf{x}_i$ ni $\mathbf{x}_j$.

2.2 Una nueva propuesta metodológica

La propuesta metodológica que realizamos en este trabajo hace uso del análisis clásico de descomposición de la varianza. Dada la matriz de variables explicativas $\mathbf{X}$ y el vector que recoge la variable endógena $\mathbf{y}$, podemos realizar la siguiente descomposición [4]:

$$\mathbf{y} - \overline{\mathbf{y}} = \left(\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}_i\right) + \left(\hat{\mathbf{y}}_i - \overline{\mathbf{y}}\right) \qquad [4]$$

donde el vector $\overline{\mathbf{y}}$ de dimensión $n \times 1$ contiene en todos sus elementos la media de la variable endógena $\mathbf{y}$, mientras que el vector $\hat{\mathbf{y}}_i$ recoge la estimación obtenida por regresión lineal al emplear como única variable explicativa la *i*-ésima componente de la matriz $\mathbf{X}$. Esto es, $\hat{\mathbf{y}}_i = \mathbf{x}_i\left(\mathbf{x}_i^{'}\mathbf{x}_i\right)^{-1}\mathbf{x}_i^{'}\mathbf{y}$.

Utilizando la terminología propia del análisis de la varianza, la componente $\left(\hat{\mathbf{y}}_i - \overline{\mathbf{y}}\right)$ es conocida como la variabilidad de $\mathbf{y}$ explicada por la variable $\mathbf{x}_i$, mientras que $\left(\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}_i\right)$ recoge la parte no explicada o residual. De forma simétrica a como se construye la matriz de variables explicativas $\mathbf{X}$, podemos obtener una matriz de idéntica dimensión $\tilde{\mathbf{X}}$ pero donde por columnas se recoja la componente no explicada por cada variable $\mathbf{x}_i$ [5]. En definitiva, cada componente original $\mathbf{x}_i$ es sustituida por el residuo obtenido en la regresión entre la variable endógena $\mathbf{y}$, y la exógena $\mathbf{x}_i$.

$$\tilde{\mathbf{x}}_i = \mathbf{y} - \mathbf{x}_i \left(\mathbf{x}_i^{'} \mathbf{x}_i\right)^{-1} \mathbf{x}_i^{'} \mathbf{y} \qquad [5]$$

Así pues, tanto más próxima será la varianza de $\tilde{\mathbf{x}}_i$ a cero conforme mayor sea el nivel de correlación entre las variables $\mathbf{x}_i$ e $\mathbf{y}$. Es previsible que cuando ambas variables estén poco correlacionadas, la estimación del vector $\mathbf{x}_i \left(\mathbf{x}_i^{'} \mathbf{x}_i\right)^{-1} \mathbf{x}_i^{'} \mathbf{y}$ será muy próxima a $\overline{\mathbf{y}}$, y por lo tanto la varianza de $\tilde{\mathbf{x}}_i$ tienda a la varianza de $\mathbf{y}$.

En este trabajo, proponemos que sea la matriz $\tilde{\mathbf{X}}$ la empleada en el análisis factorial, y no la original $\mathbf{X}$ habitualmente utilizada en la literatura, de forma que el análisis agrupará en distintos factores aquellas variables que expliquen partes significativamente diferentes de la variable endógena $\mathbf{y}$. Esto supone una diferencia significativa respecto de los trabajos de investigación citados, donde el valor bursátil no era considerado en la etapa del análisis factorial, sino únicamente en la última fase de determinación de la función de valoración. En nuestro propuesta, la variable $\mathbf{y}$ es empleada para la obtención de cada una de las columnas de la matriz $\tilde{\mathbf{X}}$, por lo que forma parte del análisis desde el primer momento.

Así mismo, es recomendable emplear la matriz de covarianzas de $\tilde{\mathbf{X}}$, en lugar de la habitual de correlaciones. Por la forma en que se ha construido la matriz $\tilde{\mathbf{X}}$, todas sus columnas $\tilde{\mathbf{x}}_i$ vienen expresadas en la misma unidad, la de la variable endógena $\mathbf{y}$. La diferente varianza de cada $\tilde{\mathbf{x}}_i$ sí es relevante, puesto que es inversamente proporcional a la capacidad explicativa de variable sobre la variable endógena.

3. BASE DE DATOS Y RESULTADOS

Para contrastar empíricamente la metodología propuesta y compararla con los resultados obtenidos mediante otras aproximaciones, se ha recopilado información económico-financiera y bursátil de las empresas no financieras cotizadas en la Bolsa de Madrid, para cada uno de los años del periodo 2000-2003. Las variables analizadas aparecen en la tabla 1, de las que se han excluido los ratios más habituales por presentar correlación próxima a cero con la variable capitalización bursátil.

Tabla 1. Información de empresas no financieras cotizadas en la Bolsa de Madrid

Cuentas de Balance	**Cuentas de Resultado**
Inmovilizado	Importe neto de cifra de ventas
Inmovilizado inmaterial	Resultado bruto
Inmovilizado material	Resultado explotación
Activo circulante	Resultado financiero
Existencias	Resultado actividades ordinarias
Deudores	Resultados actividades extraordinarias
Tesorería	Resultado del ejercicio
Total activo	Gastos de mercaderías y materias primas
Fondos propios	Gastos de personal
Capital suscrito	Gastos por dotaciones para la amortización
Pasivo fijo	Gastos financieros y asimilados
Acreedores largo plazo	Cash flow
Pasivo líquido	
Deudas financieras	
Acreedores comerciales	
Otra información	
Número de empleados	Capitalización bursátil

En la aplicación de modelos econométricos en el ámbito de la valoración de empresas, es habitual tratar con observaciones muy heterogéneas en tamaño, por lo que para evitar problemas de heterocedasticidad, sobre las variables originales se ha aplicado la transformación logarítmica [i]:

$$\mathbf{x}_i^{'} = (\mathbf{x}_i > 0) \times \ln(\mathbf{x}_i) - (\mathbf{x}_i < 0) \times \ln(-\mathbf{x}_i) \qquad [i]$$

donde $(\mathbf{x}_i > 0)$ y $(\mathbf{x}_i < 0)$ son pruebas lógicas que permiten calcular el logaritmo de la variable $\mathbf{x}_i$ en el caso de tomar valores negativos.

Con esta información, se han llevado a cabo tantas regresiones como variables explicativas del precio, obteniéndose así las estimaciones mínimo-cuadráticas de la variable endógena, $\hat{\mathbf{y}}_i$. Seguidamente se ha realizado el análisis factorial tomando los residuos de las anteriores regresiones, $(\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}_i)$, empleando la matriz de covarianzas en lugar de la matriz de correlaciones, y practicando una rotación Varimax sobre los factores iniciales. Los resultados han sido agrupados por años en la tabla 2, donde también se recoge la varianza explicada por cada factor y el índice KMO. A efectos de comparación, se han incluido en la tabla 3 los factores obtenidos para cada uno de los años analizados siguiendo la metodología planteada por Caballer y Moya (1997). En ambos casos, las variables han sido ordenadas respetando el orden obtenido para el año 2003, y los coeficientes con un valor absoluto inferior a 0,4 han sido obviados.

Respecto del análisis practicado sobre la matriz $\tilde{\mathbf{X}}$ (tabla 2), podemos observar cómo, a excepción del año 200 donde se obtienen 3 factores, en el resto de años las variables se agrupan en dos únicos factores. Con ello se consigue el objetivo de obtener modelos parsimoniosos, puesto que el número de factores restringe el número de variables de la función de valoración. Para los años del periodo 2000-2003, la composición de los dos factores se mantiene prácticamente invariable, lo que corrobora la robustez del análisis. Así mismo, resulta muy llamativo cómo algunas variables obtienen coeficientes por encima de 0,4 en ambos factores, lo que podría indicar que se trata de variables débilmente identificadas con su factor. Así, para el año 2003, únicamente las variables Total activo, Acreedores L.P., Gastos financieros y asimilados y Capital suscrito quedan totalmente identificadas con el primer factor, mientras que diferentes cuentas de resultado (Resultado actividades ordinarias, Resultado de explotación, Resultado del ejercicio, Cash flow y Resultado extraordinario) quedan identificadas de forma clara con el segundo factor.

Finalmente, debe destacarse la adecuación de los resultados obtenidos, tal y como confirma el hecho de que el índice KMO se sitúe por encima de 0,9 en todos los casos.

Al aplicar el análisis factorial sobre la matriz $\mathbf{X}$ (tabla 3), los valores obtenidos para el índice KMO se sitúan siempre por debajo de los registrados en la tabla 2. Además, el número de factores obtenidos para cada uno de los años es en todos los casos mayor que los alcanzados por la metodología propuesta. A favor de la metodología tradicional está el hecho de que las variables sí parecen estar mejor definidas en relación al factor en que se agrupan: son escasas las variables que aparecen con coeficiente mayor que 0,4 en más de un factor.

Tabla 2. Resultados del análisis factorial sobre la matriz $\tilde{\mathbf{X}}$. Coeficientes de los factores rotados

Año	2003		2002		2001		2000		
Variables	**Factor 1**	**Factor 2**	**Factor 1**	**Factor 2**	**Factor 1**	**Factor 2**	**Factor 1**	**Factor 2**	**Factor 3**
Total activo	0,917		0,925		0,905			0,697	0,592
Acreedores L.P.	0,875		0,824		0,799			0,821	
Gastos financieros y asim.	0,858		0,847		0,909			0,818	
Inmovilizado	0,854	0,412	0,816	0,408	0,849			0,725	0,490
Pasivo fijo	0,841	0,429	0,795	0,486	0,819			0,752	0,419
Pasivo líquido	0,814	0,476	0,827	0,475	0,810	0,515	0,582	0,535	0,562
Activo circulante	0,806	0,419	0,825	0,417	0,820	0,411		0,517	0,632
Inmov. material	0,797	0,439	0,748	0,499	0,763	0,491	0,408	0,744	
Capital suscrito	0,765		0,733		0,805			0,765	0,431
Gastos amort. inmov.	0,762	0,453	0,750	0,465	0,766	0,479	0,479	0,592	0,519
Deudas financieras	0,754	0,417	0,728	0,485	0,813	0,412	0,432	0,827	
Deudores	0,737	0,556	0,768	0,550	0,756	0,580	0,536	0,492	0,632
Acreedores comerciales	0,726	0,536	0,762	0,525	0,764	0,485	0,591	0,465	0,550
Gastos mercaderías	0,687	0,489	0,751	0,542	0,638	0,509	0,444	0,536	0,519
Resultado bruto	0,673	0,622	0,639	0,735	0,644	0,736	0,62	0,422	0,620
Existencias	0,652	0,606	0,670	0,592	0,677	0,553	0,641	0,542	
Inmovi. inmat.	0,614	0,518	0,629	0,518	0,673	0,457			0,698
Resultado actividades ord.		0,933		0,882		0,904	0,881		
Resultado explotación		0,911		0,887		0,937	0,887		
Resultado ejercicio		0,902		0,911		0,929	0,896		
Cash flow		0,871		0,899		0,904	0,854		
Resultado extraordinario		0,853	0,403	0,887	0,490	0,816	0,786		
Fondos propios	0,406	0,748		0,902	0,630			0,515	0,517
Resultado financiero	0,539	0,739	0,514	0,756	0,607	0,628	0,693	0,627	
Gastos personal	0,576	0,660	0,630	0,651	0,678	0,598	0,568		0,695
Número empleados	0,550	0,649	0,624	0,639	0,662	0,604	0,548		0,676
Tesorería	0,561	0,579	0,578	0,466	0,637	0,415			0,792
Varianza explicada por el factor	45,1%	36,1%	45,6%	38,2%	48,3%	33,1%	30,8%	30,5%	23,9%
KMO	0,916		0,925		0,913		0,915		

Tabla 3. Resultados del análisis factorial sobre la matriz original $\mathbf{X}$. Coeficientes de los factores rotados

Año	2003			2002				2001			2000			
Variables	**Factor 1**	**Factor 2**	**Factor 3**	**Factor 1**	**Factor 2**	**Factor 3**	**Factor 4**	**Factor 1**	**Factor 2**	**Factor 3**	**Factor 1**	**Factor 2**	**Factor 3**	**Factor 4**
Total activo	0,948			0,839	0,453			0,937			0,798	0,472		
Inmovilizado	0,940			0,788	0,505			0,927			0,762	0,528		
Gastos financieros y asim.	0,938			0,747	0,614			0,970			0,661	0,660		
Pasivo fijo	0,934			0,768	0,556			0,901			0,714	0,590		
Acreedores LP	0,930			0,737	0,563			0,871			0,567	0,726		
Pasivo líquido	0,929			0,847	0,413			0,923			0,785	0,419		
Gastos amort. inmov.	0,922			0,862				0,892			0,784	0,461		
Activo circulante	0,910			0,853				0,904			0,782			
Importe cifra de ventas	0,900			0,914				0,891			0,833			
Inmov. material	0,899			0,705	0,553			0,886			0,651	0,598		
Deudores	0,895			0,895				0,884			0,816			
Acreedores comerciales	0,892			0,859				0,881			0,744			
Resultado bruto	0,891			0,917				0,866			0,853			
Capital suscrito	0,863			0,661	0,581			0,866			0,708	0,575		

Inmov. inmaterial	0,853			0,833				0,783			0,859			
Deudas financieras	0,834			0,576	0,712			0,914			0,441	0,799		
Gastos personal	0,816			0,940				0,789		0,455	0,896			
Gastos mercaderías	0,786			0,813				0,719			0,712	0,432		
Número empleados	0,778			0,913				0,757		0,478	0,862			
Tesorería	0,774			0,836				0,739			0,874			
Existencias	0,762			0,611	0,420			0,807			0,473	0,555		
Resultado financiero	-0,551				-0,803			-0,634				-0,888		
Fondos propios	0,429					0,792		0,822			0,767	0,417		
Resultado ejercicio		0,879				0,845			0,939				0,937	
Resultado explotación		0,839				0,825			0,910				0,928	
Resultado actividades ord.		0,828				0,795	-0,407		0,862				0,814	
Cash flow		0,801				0,780			0,864				0,922	
Resultado extraordinario			-0,822				0,868			-0,758				-0,904
Porcentaje de varianza explicado por el factor	60,0%	14,8 %	4,8%	50,3 %	15,7 %	14,3 %	5,1%	60,6 %	17,2 %	6,2%	45,7 %	20,7 %	18,1 %	5,0%
KMO	0,883			0,900				0,891			0,884			

Puesto que el objetivo final es obtener una función de valoración, se presentan en la tabla 4 los diferentes modelos obtenidos para cada uno de los años analizados siguiendo la metodología propuesta (análisis factorial sobre la matriz $\tilde{\mathbf{X}}$) y la referida en la literatura (análisis factorial sobre la matriz $\mathbf{X}$). Para la estimación de los modelos mediante mínimos-cuadrados se ha utilizado el procedimiento paso a paso (*stepwise regression*), incluyendo como variables explicativas aquellas que presentan coeficientes mayor que 0,4 en un único factor. De esta manera se reduce considerablemente el número de variables a considerar, dejando fuera del análisis las que no quedan vinculadas claramente a un solo factor. Al aplicar el análisis de regresión sobre las variables resultantes de la metodología propuesta en este trabajo, observamos como en los modelos el número de variables queda limitado al número de factores, y que incluso en el año 2002 sólo aparece una variable, Activo total, frente a los dos factores obtenidos en el análisis factorial.

Todos los modelos resultan significativos, obteniéndose coeficientes de determinación corregidos en torno al 80%. Respecto de la posible multicolinealidad, en los años 2003, 2002 y 2000 cada variable incluida en la función de valoración pertenece a un factor distinto, por lo que los modelos están libres de este efecto negativo tal y como confirman los bajos índices de condición obtenidos. Sólo en 2001, donde Activo total y Acreedores L.P. pertenecen a un mismo factor, se obtiene un índice de condición mayor que 20, lo que implicaría tener que sacrificar una de las variables para reducir la multicolinealidad.

A diferencia de estos resultados, los obtenidos aplicando la metodología clásica de los modelos factoriales (Miralles y Miralles, 2002) no resulta tan satisfactorios. Siguiendo el mismo procedimiento de regresión paso a paso sobre las variables claramente identificadas con un único factor, en todos los modelos acaban por considerarse más variables que factores, a excepción del correspondiente con el año 2002. Pese a haber aumentado considerablemente el número de variables incluidas en la función de valoración, lo que va en contra del objetivo de obtener modelos parsimoniosos, la mejora en el coeficiente de determinación ajustado no va más allá de los seis puntos, e incluso en el año 2002 se obtiene un coeficiente menor (el 75,4% registrado con tres variables explicativas frente al 83,8% obtenido con dos únicas variables explicativas). El hecho de que todos los modelos obtengan índices de condición superiores a 40 indica un grave problema de multicolinealidad en todos ellos, lo que los descarta para su utilización para la predicción.

Tabla 4. Funciones de valoración

Matriz análisis factorial	**Año**	**Variables incluidas en la función de valoración**	**R^2 corregido**	**Índice de condición**
$\tilde{\mathbf{X}}$	2003	Total activo Resultado act. ord.	83,6%	15,451
	2002	Total activo	81,0%	13,733
	2001	Total activo Acreedores L.P.	83,8%	26,439
	2000	Gastos financieros y asim. Inmov. inmaterial Resultado ejercicio	77,3%	15,750
$\mathbf{X}$	2003	Resultado bruto Inmovilizado Inmov. material Gastos personal Pasivo fijo	88,0%	107,594
	2002	Gastos amort. inmov. Activo circulante Gastos mercaderías	75,4%	43,497
	2001	Total activo Deudas financieras Inmov. material Resultado explotación Gastos amort. inmov. Gastos mercaderías Resultado act. ord.	88,3%	153,794
	2000	Activo circulante Inmov. inmaterial Deudas financieras Resultado financiero Resultado ejercicio	80,2%	86,654

4 .CONCLUSIONES

En el presente trabajo se propone una metodología alternativa a los modelos factoriales clásicos de valoración bursátil de empresas. Tras analizar diferentes posibilidades sobre la correlación entre las variables exógenas, y su capacidad explicativa sobre la capitalización bursátil de las empresas cotizadas, puede concluirse que la aplicación de los modelos factoriales sobre la matriz de correlaciones de la variables explicativas no siempre ofrecerá un resultado satisfactorio. En unos casos porque agrupará en un mismo factor variables que podrían simultáneamente formar parte de la función de valoración; en otros porque agrupará en distintos factores variables que no deberían formar parte conjuntamente de la función de valoración. Como conclusión de lo anterior se tiene que la agrupación en factores de las diferentes variables explicativas no debe hacerse en función de la correlación o variabilidad común entre ellas, sino teniendo en cuenta la correlación entre la variabilidad de la capitalización bursátil no explicada por cada una de ellas por separado (parte residual). A través de la aplicación práctica de esta nueva metodología sobre datos de la Bolsa de Madrid (2000-2003) se constata la obtención de modelos más parsimoniosos, puesto que reducen el número de factores obtenidos con un enfoque clásico de valoración con modelos factoriales, y con menor multicolinealidad, cuantificada a través del índice de condición.

BIBLIOGRAFÍA

Caballer, V. (1994): *Métodos de valoración de empresas*. Pirámide, Madrid.

Caballer, V. y Moya, I. (1997a): *Valoración de empresas españolas*. Pirámide, Madrid.

Caballer, V. y Moya, I. (1997b): "Companies Valuation: An Analogical Stock-Market Empirical Approach", en *Contemporary Developments in Finance*. ESKA, París.

Corielli, F. y Marcellino, M. (2005): "Factor Based Index Tracking", *Journal of Banking & Finance*, en prensa.

Miralles Marcelo, J.L. y Miralles Quirós, J.L. (2002): "Factores determinantes del valor bursátil de las empresas portuguesas (1991-1999). Nuevas propuestas metodológicas", *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 112, pp. 495-528.

Morton, T.G. (1977): "Factor Analysis, Multicollinearity and Regression Appraisal Models", *The Appraisal Journal*, octubre 1977, pp. 578-588.

Moya, I. (1995): "Valoración bursátil de empresas. Propuesta de una metodología", *Análisis Financiero*, 66, pp. 92-105.

Moya, I. (1996): "Valoración analógico-bursátil de empresas. Aplicación a las cajas de ahorro", *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 86, pp. 199-234.

Rushinek., A. y Rushinek, S. (1985): "A Note to Barlev-Levy Theory of the Information Content of Accounting Data and the Management of Security Portfolios Which Include the Least Correlated Stocks: An Empirical Analysis", *Journal of Business, Finance & Accounting*, 12, pp. 117-131.

Steele, A. (1995): "On the Eigen Structure of the Mean Variance Efficient Set", *Journal of Business, Finance & Accounting*, 22, pp. 245-255.