

La valoración de empresas agroalimentarias: una extensión de los modelos factoriales (*)

FERNANDO GARCÍA GARCÍA (**)

FRANCISCO GUIJARRO MARTÍNEZ (**)

ISMAEL MOYA CLEMENTE (**)

1. INTRODUCCIÓN

Conocer el valor de una empresa resulta necesario para llevar a cabo distintas operaciones puntuales, como pueden ser su compraventa o una oferta pública de valores. Pero, además, y de acuerdo con la moderna economía financiera, los directivos de las empresas deben conocer el valor de las mismas de cara a maximizar el valor para los accionistas, un objetivo más amplio que la simple maximización del beneficio. Así, las políticas de inversión, financiación o reparto de dividendos, entre otras, deben ir dirigidas a aumentar el valor de la empresa, de forma tal que aumente la diferencia entre el valor de la misma y el capital invertido por los propietarios, consiguiendo lo que se denomina «creación de valor para los accionistas».

En la valoración de empresas en general se pueden emplear distintos métodos, como son la valoración patrimonial, el descuento de los flujos de caja libres, los métodos compuestos a partir de los anteriores, el enfoque de opciones reales, etc. Las empresas que cotizan en los mercados bursátiles cuentan con un valor aproximado al de mercado, el valor de capitalización bursátil (1), que recoge toda la información relevante disponible, en función del nivel de eficiencia del mercado.

(*) Los autores desean agradecer los comentarios y sugerencias realizados por los dos evaluadores anónimos, que han contribuido a mejorar la versión inicial del trabajo.

(**) Facultad de Administración y Dirección de Empresas. Universidad Politécnica de Valencia.

(1) La diferencia entre el valor de capitalización bursátil y el de mercado vendría recogida por el denominado valor de control, véase Caballer (1994).

La técnica más extendida para seleccionar modelos financieros de valoración de empresas es la regresión múltiple (Dechow *et al.*, 1999; Myers, 1999; Begley y Feltham, 2002; Barth *et al.*, 2005; Hand y Landsman, 2005). Esta técnica presenta como uno de sus principales inconvenientes el que al añadir variables explicativas pueden surgir problemas de multicolinealidad cuando algunas de estas variables están significativamente correlacionadas. Si bien es cierto que la multicolinealidad no afecta a la capacidad predictiva del modelo, pues los estimadores seguirán siendo insesgados, los efectos derivados de la multicolinealidad repercuten negativamente sobre la calidad de la función de valoración y su interpretación: se obtienen coeficientes con signo contrario al mercado por la lógica económica, los coeficientes de determinación no se corresponden con la relevancia valorativa de las variables consideradas, las estimaciones de los coeficientes tienen varianzas muy elevadas, y en general los modelos tienen elevados coeficientes de determinación pero reducida capacidad inferencial y escaso sentido económico.

Considerando la posible reducción del grado de multicolinealidad en los modelos de regresión múltiple, en la literatura económica se han utilizado los modelos de valoración financiera basados en el análisis factorial (Rushinek y Rushinek 1985, Steele 1995, Corielli y Marcellino, 2005), inclusive en el campo de la valoración de empresas (Caballer y Moya, 1997).

Con el fin de aplicar los modelos explicativos del valor de mercado que se pueden obtener en las empresas admitidas a cotización, a empresas que no cotizan en Bolsa pero que comparten características similares en su estructura económico-financiera, sector, tamaño, etc., Caballer (1994) propone la utilización de la metodología de valoración analógico-bursátil, con la finalidad de estimar un valor similar al bursátil (2).

La idea que subyace en esta metodología es que, al tratarse de empresas con características similares a las cotizadas (validada esta hipótesis mediante los correspondientes contrastes estadísticos), aquellas variables que influyen en la determinación del valor de éstas también debieran determinar el valor de la empresa no cotizada. Siendo así, y dado que se conoce una variable proxy del valor de mercado de las empresas admitidas a Bolsa, basta obtener un modelo econométrico de valoración para éstas y, tras comprobar que se trata

(2) Esta metodología se ha incorporado al conjunto de métodos de valoración de empresas que se estudian en manuales como, por ejemplo, Pisón (2001).

efectivamente de empresas que pueden pertenecer a la misma población, aplicar el modelo con la información concerniente a la empresa que se desea valorar, obteniéndose así un valor por analogía respecto al mercado de valores.

El eje de esta metodología es el empleo de modelos econométricos que permiten identificar las variables de los estados financieros, e incluso de naturaleza extracontable, que influyen significativamente en la explicación de la variable representativa del valor; en este caso el valor bursátil referido a un determinado momento o período de tiempo, a partir de una función matemática de otras variables consideradas relevantes.

En relación al empleo del análisis factorial en la elaboración de modelos de valoración de empresas, se pueden destacar los trabajos de Moya (1995 y 1996), donde se aplica a la metodología de valoración analógico-bursátil formulada por Caballer (1994). Con posterioridad, la valoración analógico-bursátil ha sido aplicada en diferentes trabajos relacionados con la valoración de empresas (Caballer y Moya, 1998; Caballer *et al.*, 1998; Miralles y Miralles, 2002; Sales, 2003; Vidal *et al.*, 2004) y en la valoración catastral (García, 2000; García y Grande, 2003).

La metodología de valoración analógico-bursátil emplea el análisis factorial para identificar factores o variables latentes que expliquen la variabilidad en el conjunto de variables explicativas del valor bursátil. Posteriormente, se realiza una rotación de los factores originales, como paso previo a la identificación de las variables a considerar en la función de valoración. La rotación persigue agrupar las variables según su nivel de correlación, de forma que las incluidas dentro de un factor estén lo más fuertemente correlacionadas entre sí, y lo más débilmente correlacionadas con el resto de variables de otros factores (Caballer y Moya, 1997).

Debe señalarse que la multicolinealidad no afecta negativamente al carácter predictivo de los modelos de regresión (Belsley *et al.*, 1980), siempre que dicha predicción se realice sobre valores similares a los registrados en la muestra (Peña, 2002: 432-433). Sin embargo, en la valoración analógico-bursátil (Caballer, 1994) el conjunto de empresas muestral no coincide con el conjunto de empresas sobre las que se realiza la predicción, con lo que el cumplimiento de la hipótesis anterior no queda garantizado. Es por ello que, en este caso, resulta especialmente deseable minimizar la presencia de la multicolinealidad, con objeto de que los coeficientes estimados en los modelos tengan la menor varianza posible. No sólo se trata de asegurar estimaciones insesgadas, sino que dichas estimaciones tengan la mayor precisión (menor varianza).

Por ejemplo, puede ocurrir que en un modelo de valoración de empresas cotizadas en el que tengamos un problema de multicolinealidad, el activo total y el inmovilizado aparezcan con coeficientes con signo distinto el uno del otro, sin que aparentemente se encuentre una razón económica para ello. Dicho modelo podría ser aplicado sobre la misma muestra de empresas sin ver mermada necesariamente su capacidad predictiva. Pero, ¿qué ocurre si la predicción se realiza sobre un conjunto de empresas no cotizadas? En ese caso, la predicción puede resultar poco fiable, por lo que en los modelos de valoración analógico-bursátil la predicción no utiliza variables altamente correlacionadas, ni los propios factores extraídos del análisis factorial, sino que busca encontrar modelos parsimoniosos, donde la consecución de una elevada capacidad predictiva no sacrifique la robustez de los modelos de valoración.

Si en los modelos de valoración se utilizaran los factores, que son combinación lineal de todas las variables, el modelo dejaría de ser parsimonioso. Además, construir estos factores supondría tomar como válida la suposición de que las empresas no cotizadas han de tener la misma calidad en cuanto a la definición de sus cuentas anuales que las empresas cotizadas.

Por último, proponer un modelo de valoración que presente problemas de multicolinealidad puede tener efectos negativos sobre la gestión empresarial, al confundir a directivos y accionistas sobre el signo con que determinadas partidas económico-financieras influyen en el valor de la empresa. Con esta metodología no se persigue únicamente estimar un modelo que permita obtener el valor esperado de las empresas que se estén analizando, puesto que este objetivo se alcanzaría fácilmente con un análisis factorial al uso. Se pretende, además, conocer qué variables, principalmente de naturaleza económico-financiera, influyen en el valor de la empresa, pues será sobre éstas sobre las que incidirá la política de creación de valor diseñada por los directivos y les permitirá medir la eficacia de su gestión respecto a este objetivo fundamental.

Adicionalmente, debemos señalar que el valor bursátil de las empresas sólo es considerado en la etapa final de la metodología analógico-bursátil, cuando se procede a obtener la función de valoración mediante un análisis de regresión que ligue el valor bursátil con las variables identificadas con cada factor. Esto presenta algunos inconvenientes, pues en ningún caso se emplea la capacidad explicativa incremental de las variables en el análisis factorial previo, de tal forma que al final del proceso se hace difícil la identificación de las variables que formarán parte de la función de valoración. Además,

también es habitual encontrar factores que no se encuentren representados por ninguna de sus variables en la función de valoración final, ya que no resultan ser relevantes al estar débilmente correlacionadas, y en ocasiones prácticamente incorrelacionadas, con el valor bursátil de las empresas (3). Esto ocurre sobre todo cuando en el análisis factorial se incluyen ratios obtenidos a partir de la información económico-financiera, o en el caso de incluir variables no estrictamente financieras.

El objeto del presente trabajo es realizar una extensión de los modelos de valoración basados en el análisis factorial. La diferencia con otros estudios previos (4) consiste en que el valor bursátil y su relación con las variables explicativas se considera en el primer paso de la metodología: el análisis factorial. No se trata de identificar los factores latentes que explican la variabilidad de las variables explicativas, sino aquellos factores que expliquen la variabilidad del valor bursátil. Este nuevo enfoque modifica sustancialmente la interpretación de los factores. Ahora no son únicamente un conjunto de variables fuertemente correlacionadas entre sí, sino un conjunto de variables que tienen en común la parte que explican del valor bursátil, de tal forma que si unas variables no resultan relevantes, el análisis factorial tenderá a agruparlas en un único factor, y no se repartirán en diferentes factores irrelevantes. Desde este punto de vista la propuesta resulta más eficiente, puesto que el número de factores obtenidos tenderá a ser menor que el resultante de aplicar la metodología tradicional y, por lo tanto, se obtendrán mejores modelos de valoración.

El resto del trabajo se estructura como sigue. En el epígrafe 2 se propone la nueva metodología de valoración financiera de empresas, como combinación de diferentes técnicas estadísticas además del análisis factorial, y en forma de cuatro etapas de aplicación consecutiva. El epígrafe 3 se dedica a aplicar la propuesta realizada sobre una base de datos real formada por las 200 principales empresas del sector agroalimentario europeo, comparando los resultados con los que se obtendrían empleando la metodología tradicional. El epígrafe 4 presenta las principales conclusiones.

(3) Una posible solución para el tratamiento de variables poco o nulamente correlacionadas con el valor bursátil es eliminarlas como paso previo al análisis factorial. Sin embargo, puede ocurrir que este tipo de variables sí resulten relevantes al combinarlas con otras. Esto es, que aun teniendo con el valor bursátil una correlación bivariada no significativa, la correlación parcial en presencia de otras variables sí sea estadísticamente significativa y, por lo tanto, se les deba incluir en el modelo de regresión. Por este motivo se ha preferido no excluirlas del análisis.

(4) Por ejemplo, los trabajos de Caballer y Moya (1998), Sales (2003) y Vidal *et al.* (2004).

2. UN PROCEDIMIENTO ITERATIVO PARA LA VALORACIÓN DE EMPRESAS: EXTENSIÓN DE LOS MODELOS FACTORIALES

En este epígrafe se presenta el procedimiento de valoración de empresas basado en el análisis factorial, pero incorporando diferentes novedades que permiten mejorar algunas de las debilidades señaladas en la introducción del trabajo. La nueva propuesta se muestra en forma de algoritmo iterativo, a través de la aplicación de cuatro etapas consecutivas, lo que permite ser implementada de forma automática. A continuación se describen cada una de las cuatro etapas en las que hemos dividido el procedimiento de cálculo de la función valorativa:

2.1. *Etapla 1. Análisis factorial sobre los residuos obtenidos por regresión lineal simple*

En lo que sigue asumiremos que c es un vector que recoge la capitalización bursátil del conjunto de empresas que se analiza para un instante dado, mientras que v_j es la j -ésima variable explicativa de dicha capitalización bursátil. Habitualmente el conjunto de variables explicativas se extrae de la información económico-financiera publicada por la empresa, aunque la metodología permite agregar a este grupo de variables cualquier otra información que pueda considerarse relevante para la valoración de las empresas (5).

Siguiendo el análisis clásico de la varianza, la variabilidad de c puede descomponerse de la siguiente forma:

$$(c - \bar{c})^t (c - \bar{c}) = (c - \hat{c}_j)^t (c - \hat{c}_j) + (\hat{c}_j - \bar{c})^t (\hat{c}_j - \bar{c}) \quad [1]$$

donde \bar{c} es un vector de la misma dimensión que c , con todos sus elementos iguales al escalar $1/N c^t 1$, y N el número de empresas analizadas; \hat{c}_j es el vector de predicciones obtenido al considerar como única variable explicativa v_j , esto es, la regresión por mínimos cuadrados con $\hat{c}_j = v_j (v_j^t v_j)^{-1} v_j^t c$. Utilizando la terminología habitual en el análisis de la varianza, la componente $(\hat{c}_j - \bar{c})^t (\hat{c}_j - \bar{c})$ representa la variabilidad de y explicada

(5) En esta línea, pueden consultarse los trabajos de Amir y Lev (1996) sobre la valoración de empresas en la industria de las telecomunicaciones, incluyendo entre las variables explicativas de la capitalización bursátil el porcentaje de cobertura de la red de comunicaciones; Trueman *et al.* (2000) en la valoración de empresas de Internet, que constatan la relevancia estadística de las variables relacionadas con el tráfico de las páginas web; Hirschey *et al.* (2001) en la valoración de empresas de alta tecnología, considerando el número y la calidad de las patentes registradas.

por v_j , mientras que $(c - \hat{c}_j)^t (c - \hat{c}_j)$ recoge la variabilidad no explicada o residual.

Supongamos, sin pérdida de generalidad, que todas las variables están centradas y normalizadas por su desviación estándar, representando y el vector tipificado de c , y x_j el vector tipificado de v_j . Con las nuevas transformaciones, la expresión [1] se reduce a:

$$\begin{aligned} y^t y &= (y - \hat{y}_j)^t (y - \hat{y}_j) + \hat{y}_j^t \hat{y}_j = \\ &= (1 - R_j^2) + R_j^2 \end{aligned} \quad [2]$$

siendo R_j^2 el coeficiente de determinación entre y y x_j . Desarrollando este término podemos expresar R_j^2 en función de los escalares $r_j = x_j^t y$ y $R^{-1}_j = (x_j^t x_j)^{-1}$:

$$\begin{aligned} R_j^2 &= \hat{y}_j^t \hat{y}_j \\ &= (x_j (x_j^t x_j)^{-1} x_j^t y)^t (x_j (x_j^t x_j)^{-1} x_j^t y) \\ &= y^t x_j (x_j^t x_j)^{-1} x_j^t x_j (x_j^t x_j)^{-1} x_j^t y \\ &= y^t x_j (x_j^t x_j)^{-1} x_j^t y \\ &= r_j R^{-1}_j r_j \end{aligned} \quad [3]$$

En esta primera etapa del procedimiento se propone aplicar un análisis factorial sobre la parte residual o no explicada [4]:

$$u_j = y - \hat{y}_j \quad [4]$$

La idea que subyace tras esta propuesta es la de obtener factores que relacionen, bajo un mismo factor, aquellas variables que tengan en común la variabilidad de la capitalización bursátil que no explican. Si el análisis factorial se lleva a cabo sobre el conjunto original de variables explicativas, la agrupación de éstas se obtendrá según la intensidad de su relación (Moya, 1995). Sin embargo, en dicha agrupación no interviene la relación ni el diferente grado de intensidad que las variables explicativas puedan tener con la capitalización bursátil –en el procedimiento original de Moya (1995) se excluye la capitalización bursátil del análisis factorial, así como en el resto de trabajos derivados de su propuesta metodológica–. Pero si el análisis factorial se realiza sobre los residuos en lugar de llevarlo a cabo sobre las variables originales x , coeficientes similares de distintas variables denotarán la existencia de una fuerte relación entre la parte que no explican de y . Y viceversa, cuando los coeficientes de las variables en los distintos factores no guarden relación, será resultado de que

ambas pueden explicar partes significativamente distintas de la variabilidad de la capitalización (6).

En el enfoque tradicional, dos variables que estén correlacionadas entre sí pueden aparecer en un mismo factor, por lo que sólo una de ellas podría aparecer en el modelo de valoración final, aunque explicaran partes significativamente distintas de la variabilidad de la capitalización bursátil. Si el análisis se lleva a cabo sobre los residuos, estas variables podrán aparecer en factores diferentes, con lo que no tienen por qué excluirse del modelo de valoración. Téngase en cuenta que si explican partes distintas de la capitalización, los residuos de una y otra estarán poco correlacionados entre sí, lo que favorece que aparezcan en factores diferentes.

Ejemplo 1

Para ejemplificar este caso, supongamos que tratamos de explicar la capitalización y a partir de un conjunto de variables x del que, en aras de la simplificación, representaremos el caso de dos únicas variables, x_1 y x_2 , con la matriz de varianzas-covarianzas recogida en el cuadro 1 (si las variables están estandarizadas, coincide con la matriz de correlaciones).

Cuadro 1

MATRIZ DE VARIANZAS-COVARIANZAS ENTRE LA CAPITALIZACIÓN BURSÁTIL Y DOS VARIABLES EXPLICATIVAS

	y	x_1	x_2
y	1	0,94920	0,94920
x_1	0,94920	1	0,90000
x_2	0,94920	0,90000	1

(6) Obsérvese cómo el análisis factorial se debe llevar a cabo sobre los residuos o parte no explicada de la capitalización bursátil. Si el análisis se llevara a cabo sobre la parte explicada, se obtendrían los mismos resultados que si se hiciera sobre las variables explicativas x_j . Téngase en cuenta que el análisis factorial sobre $(y_j - \bar{y})$ ofrece los mismos resultados que sobre y_j , y que este valor se obtiene como transformación lineal de la variable explicativa correspondiente: $y_j = \beta_j x_j$. Puede comprobarse fácilmente que las correlaciones entre las variables explicativas originales x_i coincide con las obtenidas entre $\beta_i x_i$:

$$\rho_{y_i, y_j} = \rho_{\beta_i x_i, \beta_j x_j} = \frac{\sigma_{\beta_i x_i, \beta_j x_j}}{\sigma_{\beta_i x_i} \sigma_{\beta_j x_j}} = \frac{|\beta_i| |\beta_j| \sigma_{x_i, x_j}}{|\beta_i| \sigma_{x_i} |\beta_j| \sigma_{x_j}} = \frac{\sigma_{x_i, x_j}}{\sigma_{x_i} \sigma_{x_j}} = \rho_{x_i, x_j}$$

por lo que realizar el análisis factorial sobre $\beta_j x_j$ es equivalente a llevarlo a cabo sobre x_j .

De los datos se concluye que existe una fuerte correlación entre las variables x_1 y x_2 , lo que en el enfoque clásico significaría compartir factor, con independencia de que puedan explicar partes significativamente distintas de la variabilidad de y . Si calculamos la correlación entre los residuos tenemos la siguiente expresión:

$$\rho_{u_1, u_2} = \frac{1}{\sigma_{u_1} \sigma_{u_2}} \frac{(y - \hat{y}_1)(y - \hat{y}_2)}{n}$$

donde σ_{u_j} denota la desviación estándar de la variable residuo obtenida con la variable j . Desarrollando este término, el producto de las correlaciones puede expresarse como función de las covarianzas entre y , x_1 y x_2 .

$$\begin{aligned} \frac{1}{\sigma_{u_1} \sigma_{u_2}} \frac{(y - \hat{y}_1)^t (y - \hat{y}_2)}{n} &= \frac{y^t y - y^t \hat{y}_1 - y^t \hat{y}_2 + \hat{y}_1^t \hat{y}_2}{\left(1 - (y^t x_1)^2\right)^{\frac{1}{2}} \left(1 - (y^t x_2)^2\right)^{\frac{1}{2}}} = \\ &= \frac{y^t y - \beta_1 y^t x_1 - \beta_2 y^t x_2 + \beta_1 \beta_2 x_1^t x_2}{\left(1 - (y^t x_1)^2\right)^{\frac{1}{2}} \left(1 - (y^t x_2)^2\right)^{\frac{1}{2}}} = \\ &= \frac{y^t y - (y^t x_1)(y^t x_1) - (y^t x_2)(y^t x_2) + (y^t x_1)(y^t x_2)(x_1^t x_2)}{\left(1 - (y^t x_1)^2\right)^{\frac{1}{2}} \left(1 - (y^t x_2)^2\right)^{\frac{1}{2}}} \end{aligned}$$

Partiendo de los datos del cuadro 1, se comprueba cómo la correlación entre los residuos es de 0,09:

$$\rho_{u_1, u_2} = \frac{1 - 0,94920 \times 0,94920 - 0,94920 \times 0,94920 + 0,94920 \times 0,94920 \times 0,90000}{\left(1 - 0,94920^2\right)^{\frac{1}{2}} \left(1 - 0,94920^2\right)^{\frac{1}{2}}} = 0,09$$

Este valor haría que con la nueva propuesta metodológica se asignaran a factores distintos, corroborando el hecho de que estarían explicando partes significativamente distintas de la capitalización bursátil, aunque la correlación entre ellas fuera elevada.

Ejemplo 2

Otro supuesto es aquel en el que algunas variables no están correlacionadas con la capitalización bursátil. Supongamos el caso extremo de que la variable x_j no está correlacionada con la capitalización bursátil y . En ese caso, se tendrá que el residuo coincidirá con y :

$$u_j = y - \hat{y}_j = y - \bar{y} = y \quad [5]$$

Así, todas las variables escasa o nulamente correlacionadas con y obtendrán un residuo muy similar a la propia variable y , estarán altamente correlacionadas entre sí, y se agruparán en un mismo factor después de la rotación Varimax. En el enfoque tradicional, variables escasamente correlacionadas con la capitalización bursátil se podían repartir entre diferentes factores, según su relación con el resto de variables (7).

Planteemos de nuevo un ejemplo ilustrativo de esta situación. Supongamos que partimos de los datos que aparecen en el cuadro 2 sobre las varianzas y covarianzas entre la capitalización bursátil y dos variables explicativas de la misma, donde se observa con claridad una escasa relación entre todas ellas.

Cuadro 2

MATRIZ DE VARIANZAS-COVARIANZAS ENTRE LA CAPITALIZACIÓN BURSÁTIL
Y DOS VARIABLES EXPLICATIVAS

	y	x_1	x_2
y	1	0,1	0,1
x_1	0,1	1	0,1
x_2	0,1	0,1	1

Aplicando la misma expresión para el cálculo de la correlación entre los residuos que en el primer ejemplo, comprobamos cómo el coeficiente de correlación es de 0,99091:

$$\rho_{u_1u_2} = \frac{1 - 0,1 \times 0,1 - 0,1 \times 0,1 + 0,1 \times 0,1 \times 0,1}{(1 - 0,1^2)^{\frac{1}{2}}(1 - 0,1^2)^{\frac{1}{2}}} = 0,99091$$

Este resultado haría que con la nueva propuesta metodológica, las variables x_1 y x_2 compartieran un mismo factor; mientras que con la metodología clásica, al estar débilmente correlacionadas entre sí, muy probablemente aparecerían en distintos factores.

(7) Dos variables pueden estar incorrelacionadas con la capitalización bursátil, y también estar incorrelacionadas entre sí, con lo que se pueden identificar con factores diferentes bajo el enfoque de la metodología tradicional.

Estos dos casos evidencian las posibles debilidades del enfoque tradicional frente a la propuesta de realizar el análisis factorial sobre los residuos, que es capaz de detectar situaciones en las que el enfoque clásico no se muestra tan eficiente.

Los factores se siguen interpretando como agrupación de variables, de forma que un elevado coeficiente en un factor hará que la variable se identifique con ese factor, y no con otro donde obtenga un menor coeficiente en valor absoluto. Variables con elevado coeficiente en un mismo factor deben ser entendidas como que comparten la explicación de la misma variabilidad de y , por lo que no pueden considerarse simultáneamente en la función de valoración. De esta forma, en dicha función sólo se podrá considerar una variable por factor, a la que denominamos «representante del factor».

Una diferencia importante respecto de la metodología tradicional está en la unidad de medida en que vienen expresados los residuos respecto de las variables explicativas. En la valoración analógico-bursátil, las variables explicativas pueden venir expresadas en unidades monetarias (variables económico-financieras), pero también en unidades relativas o porcentaje (ratios), número de personas (fuerza de trabajo), o en otras diferentes a las anteriores (número de patentes, número de visitas a páginas web, etc.). Sin embargo, los residuos u_j tienen todos ellos la misma unidad de medida: la unidad monetaria en que viene expresada la capitalización bursátil. De esta forma la diferencia de escala entre los residuos no viene dada por la unidad de medida particular de cada variable explicativa x_j , sino por la diferente capacidad explicativa de cada variable. Cuando una variable tenga elevada capacidad explicativa, la desviación típica de su residuo será menor respecto del residuo obtenido con otra variable de escasa capacidad explicativa. En un caso extremo de correlación perfecta entre la capitalización bursátil y la variable x_j , el residuo tendrá una desviación típica nula. En el caso de correlación cero [5], la desviación típica del residuo coincidirá con la de y .

De aplicar el procedimiento sobre la matriz de residuos U , la varianza de las columnas u_j será inversamente proporcional a la capacidad explicativa de la variable j -ésima; esto es, cuanto mayor sea su capacidad explicativa sobre y , menor será la varianza del residuo u_j obtenido en la regresión. Sin embargo, puesto que el análisis factorial maximiza la varianza de los factores, las variables altamente relevantes tendrán poco peso en los mismos (un coeficiente de valor absoluto comparativamente pequeño). Para superar esto de forma que las variables con mayor capacidad explicativa obtengan coeficientes

elevados frente a aquellas con menor capacidad explicativa, debe reformularse [4] de forma que se produzca un reescalado, de forma análoga a la solución planteada por Steele (1995) en un trabajo de formación de carteras:

$$v_j = ((u_j^t u_j)^{-1} - 1)^{1/2} u_j \quad [6]$$

con lo que la varianza de la nueva variable v_j coincide con el coeficiente de determinación R_j^2 obtenido en la regresión entre y y x_j . De esta forma, las variables con mayor capacidad explicativa tendrán variables v_j con varianza proporcional al R_j^2 , y por lo tanto tendrán mayor probabilidad de obtener una elevada carga factorial en alguno de los factores. De realizar el análisis factorial sobre u_j , las variables explicativas con elevada capacidad explicativa tendrán asociados residuos con escasa variabilidad y , por tanto, una carga factorial baja en los factores relevantes. Ello repercutiría negativamente en que puedan seleccionarse como variables representativas de un factor.

En el anexo A puede encontrarse la demostración de que la varianza de v_j coincide con R_j^2 .

Para llevar a cabo el análisis factorial sobre v_j se deberá emplear la matriz de covarianzas, y no la de correlaciones, puesto que ahora las diferencias en el momento de segundo orden sí son relevantes: indican la diferente capacidad explicativa de cada variable. Obsérvese cómo las matrices U y V siguen manteniendo la misma matriz de correlaciones.

2.2. Etapa 2: Rotación de los factores

En la etapa 1 el número de factores determina el tamaño de la función de valoración, pues limita el número de variables explicativas a considerar (tantas como factores), pero no su composición. Cuando las variables están significativamente correlacionadas entre sí, el análisis tiende a agruparlas en un factor. De esta forma, si consideramos que la magnitud de las variables económico-financieras está relacionada con el tamaño de la empresa, el primer factor será una combinación lineal positiva de todas ellas, y con coeficientes próximos a la unidad. Esto implica que los coeficientes en el resto de factores serán bajos, y se hará difícil la interpretación de los mismos (Jackson, 2003).

Para superar esta dificultad, se realiza una rotación Varimax sobre aquellos factores obtenidos en la etapa 1 con valor propio mayor o igual a uno. Esta rotación maximiza la varianza de los coeficientes que definen los efectos de cada factor sobre las variables explicativas.

El objetivo es mejorar la interpretación de estos factores, de forma que las variables correlacionadas con algún factor no lo estén con otros, facilitando así la selección de las variables que formarán parte de la función de valoración.

2.3. Etapa 3: Selección de las variables explicativas y obtención de la función de valoración

Una vez obtenidos los factores rotados, será necesario establecer algún criterio para determinar qué variable se escoge dentro de cada una de ellos; esto es, cómo seleccionar la que hemos denominado «variable representante del factor». A continuación se analizan algunas opciones:

- Escoger la variable más correlacionada con la capitalización bursátil. Este criterio permite incluir en la función de valoración aquellas variables más correlacionadas con la variable dependiente. No obstante, no se asegura una función de valoración con la mayor capacidad explicativa entre las posibles.
- Realizar una regresión paso a paso sobre un grupo reducido de variables representantes de cada factor. Este procedimiento comparte con el anterior la ventaja de ser automático. Se trata de escoger un grupo de variables por factor, las más representativas, para después llevar a cabo una regresión paso a paso que obtenga la función de valoración, donde como máximo solo podrá haber una variable por factor (para reducir en lo posible la multicolinealidad). En el caso de que el resultado contemple más de una variable por factor, se puede optar por mantener la más significativa de ellas. Si se procede de esta segunda forma, únicamente debe determinarse el número inicial de variables a considerar como representantes de cada factor.

Con las variables seleccionadas se obtiene la función de valoración, cuyo nivel de multicolinealidad es cuantificado y controlado en la etapa 4.

2.4. Etapa 4: Cuantificación del grado de multicolinealidad en la función de valoración

Una vez obtenida la función de valoración, con sus correspondientes variables explicativas, es necesario contrastar si el objetivo de reducir la multicolinealidad en el modelo ha sido conseguido o no. Si bien la agrupación de las variables se lleva a cabo ubicando en un mismo factor las variables que estén más correlacionadas entre sí, y menos

correlacionadas con el resto (rotación Varimax), el análisis factorial no puede garantizar que la multicolinealidad desaparezca en el modelo seleccionado. La única posibilidad de eliminar completamente la multicolinealidad es que las variables explicativas sean ortogonales entre sí, o que se trate de modelos univariantes en los que la variable dependiente se explique a partir de una única variable explicativa. Puesto que la primera situación es inviable en la práctica, sobre todo si trabajamos con variables económico-financieras, y la segunda situación generaría modelos de valoración con muy escasa capacidad predictiva, deben considerarse alternativas que encuentren soluciones compromiso entre obtener modelos 1) altamente explicativos y 2) con escasa multicolinealidad. El objetivo no puede ser eliminar la multicolinealidad, sino disminuir en la medida de lo posible los efectos perniciosos que tiene sobre la inferencia estadística.

Para su cuantificación, puede emplearse el índice de condición sobre una parte de la matriz $X'X$, concretamente la que se corresponde con las variables explicativas de la función de valoración:

$$IC(X'X) = \sqrt{\frac{\lambda_{\max}}{\lambda_{\min}}} \quad [7]$$

donde λ_{\max} y λ_{\min} son, respectivamente, los valores propios máximo y mínimo de la submatriz $X'X$.

Habitualmente se considera que valores del índice de condición superiores a 20 ponen de manifiesto problemas de multicolinealidad.

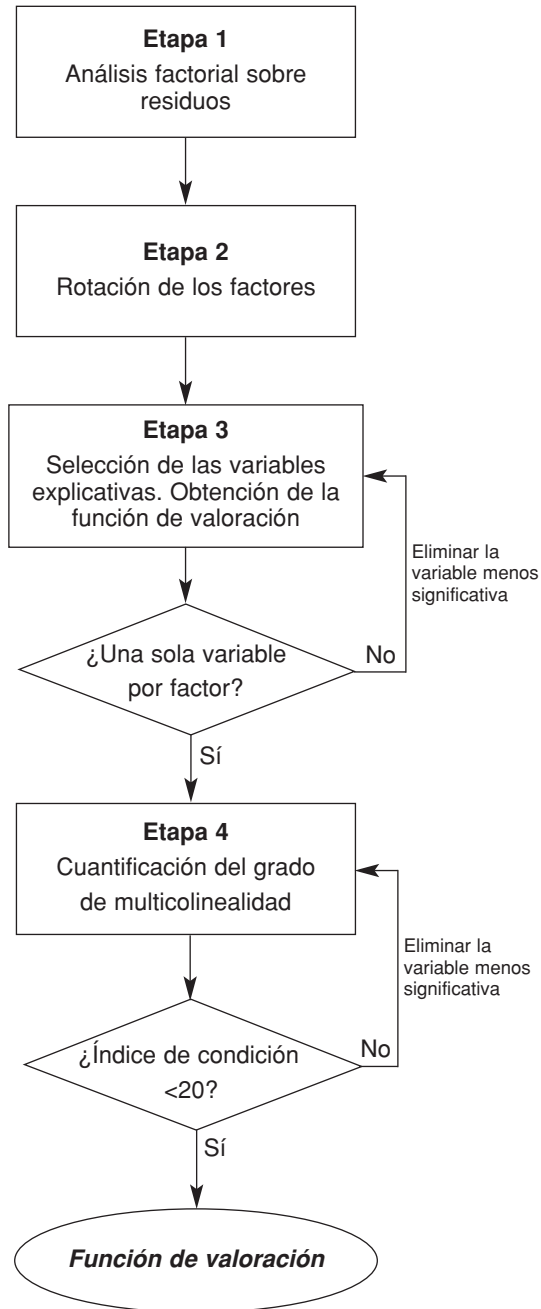
Nuestra propuesta es que con valores del índice de condición por encima de los aceptables, se elimine de la función de valoración la variable explicativa con menor estadístico t, y se vuelva a la etapa 3 con el resto de variables no eliminadas.

En la literatura pueden encontrarse otros procedimientos para la cuantificación de la multicolinealidad, como el factor de agrandamiento de la varianza, si bien el índice de condición puede considerarse el más extendido entre ellos. Este índice fue planteado por Rachudel (1971) y desarrollado posteriormente por Belsley *et al.* (1980) y Belsley (1982). En el trabajo de Judge *et al.* (1985) se recogen sus principales características, de las que se concluye una mayor adecuación del índice de condición frente a otras alternativas.

A modo de resumen de este epígrafe, en la figura 1 se recoge en forma de algoritmo la propuesta metodológica planteada en el trabajo.

Figura 1

ALGORITMO ITERATIVO PARA LA OBTENCIÓN DE LA FUNCIÓN DE VALORACIÓN



3. APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA PROPUESTA EN LA VALORACIÓN DE EMPRESAS AGROALIMENTARIAS EUROPEAS

Para el contraste empírico de la metodología desarrollada en este trabajo, se han seleccionado las 200 principales empresas por capitalización del sector agroalimentario que cotizaron en bolsas europeas durante el año 2005, y para las que se disponía de información de mercado y financiera completa. Se han recogido los valores anuales de las principales cuentas de Balance, y Pérdidas y Ganancias, así como algunos ratios por su posible relevancia valorativa (cuadro 3). El listado completo de empresas analizadas puede consultarse en el anexo B.

Un dato que revela la importancia del sector agroalimentario europeo es el hecho de que la capitalización bursátil de las empresas cuya cotización se expresa en euros haya pasado de 264 mil millones en 2002 a 599 mil millones en 2005. Los procesos de fusiones y adquisiciones, así como la salida a bolsa de compañías del sector, hacen especialmente necesaria una metodología destinada a la valoración de estas empresas. Por esta razón, para el contraste empírico de la metodología desarrollada en este trabajo, se han seleccionado las 200 principales empresas agroalimentarias que cotizaron en bolsas europeas durante el año 2005. La utilización de empresas europeas viene justificado, además de por su importancia como sector económico y peso específico en los mercados de valores, por el objetivo de conseguir una base de datos suficientemente amplia que permita la aplicación de la metodología propuesta de una manera estadísticamente satisfactoria.

Cuadro 3

INFORMACIÓN FINANCIERA Y DE MERCADO DE LAS EMPRESAS ANALIZADAS

Caja	Free Cash Flow to Firm (FCFF)
Capital invertido = Activo Total - Caja	Free Cash Flow to Equity (FCFE)
Deuda total	EBIT
Fondos propios	EBITDA
Deuda / Activo Total	EBIT después de impuestos
Ventas	Margen neto = Beneficio neto / Ventas
Gastos de capital neto = Inversión en activos fijos - Depreciación	Margen después de impuestos
Reinversiones	Tasa impositiva efectiva
Tasa de reinversión	ROE
Beneficio neto	ROIC

Sobre los datos originales se aplicó la transformación logarítmica, para mitigar los efectos de la heterocedasticidad, puesto que, como es habitual al utilizar datos contables y financieros, existe una importante heterogeneidad en los valores de las variables económico-financieras (Callen y Segal, 2004). Cuando el valor de alguna variable resulta negativo (como en ocasiones ocurre con la cuenta de pérdidas y ganancias), se ha empleado la transformación $-\ln(-x_{ij})$.

A continuación se desarrolla el procedimiento expuesto en el epígrafe anterior sobre la base de datos de empresas agroalimentarias europeas.

3.1. *Etapa 1: Análisis factorial sobre los residuos obtenidos por regresión lineal simple*

En primer lugar se obtienen los residuos de regresiones simples entre la capitalización bursátil y cada una de las variables explicativas consideradas. Tras reescalar los residuos con [6], se aplica el análisis factorial obteniendo los resultados que se recogen en el cuadro 4, donde aparecen los factores con valor propio mayor que 1, junto con el correspondiente porcentaje de explicación de la variabilidad total. En concordancia con la hipótesis planteada en el epígrafe anterior, el número de factores obtenidos con este análisis es inferior a los cinco que se obtienen al aplicar la metodología tradicional sobre la matriz de variables explicativas (8).

Cuadro 4

VALORES PROPIOS Y PORCENTAJE DE EXPLICACIÓN

Factor	Valor propio	% de la varianza explicado	% acumulado
1	8,636	43,181	43,181
2	5,892	29,459	72,640
3	2,253	11,267	83,908

Con los resultados obtenidos, podemos deducir que en la función de valoración deberán figurar un máximo de 3 variables explicativas. Para su identificación, procedemos a realizar una rotación Varimax sobre estos 3 factores (etapa 2).

(8) En aras de la concisión, se han omitido los resultados obtenidos a partir de la metodología tradicional, destacando únicamente aquellos aspectos generales que sirven de comparación con la metodología que se propone en este trabajo.

3.2. Etapa 2: Rotación de los componentes

Al rotar los componentes principales obtenidos en la etapa 1, podemos identificar aquellas variables que más peso (correlación) tienen en el factor con el que se identifican, y que menos peso tienen con el resto de factores. En el cuadro 5 se presentan los coeficientes de los residuos reescalados en los 3 factores.

Cuadro 5

MATRIZ DE COMPONENTES ROTADOS

Variables económico-financieras	Factores		
	1	2	3
FCFF	0,890	0,320	0,102
Reinversiones	0,837	0,237	0,266
Gastos de capital neto	0,831	0,285	0,276
FCFE	0,827	0,477	0,022
Tasa de reinversión	0,807	0,262	0,254
ROE	0,803	0,256	0,219
Deuda / Activo Total	0,798	0,262	0,289
Tasa impositiva efectiva	0,798	0,254	0,272
Margen neto	0,793	0,264	0,277
Margen d.i.	0,789	0,259	0,120
ROIC	0,774	0,347	0,087
Caja	0,552	0,530	0,407
EBIT d.i.	0,280	0,913	0,215
EBIT	0,281	0,911	0,218
EBITDA	0,313	0,864	0,321
Beneficio neto	0,372	0,846	0,015
Ventas	0,397	0,699	0,474
Fondos propios	0,346	0,611	0,594
Capital invertido	0,331	0,636	0,660
Deuda total	0,514	0,475	0,593

3.3. Etapa 3: Selección de las variables explicativas y obtención de la función de valoración

En esta etapa se identifican las variables que representarán a cada uno de los factores en la función de valoración. Para ello, se realiza una regresión paso a paso sobre un número reducido de variables. En este caso hemos optado por considerar en el análisis las dos variables con mayor coeficiente en el factor:

- Factor 1: FCFF, Reinversiones.
- Factor 2: EBIT d.i., EBIT.
- Factor 3: Capital invertido, Deuda total.

La regresión paso a paso sobre este grupo de variables, obtiene la función de valoración [8] con 4 variables explicativas, una variable por cada uno de los factores 1 y 2, y las dos variables del factor 3. El valor del R² ajustado es de 74,2 por ciento, y el modelo es significativo en su conjunto con un valor de F de 144,2.

$$\text{Cap. bursátil} = 2,830 + 0,407\text{EBIT di} + 0,451\text{Cap. invert.} - 0,156\text{Deuda tot.} + 0,060\text{FCFF} \quad [8]$$

(t=9,602) (t=5,246) (t=4,321) (t=-2,766) (t=2,175)

De las dos variables del factor 3, Capital invertido y Deuda total, la variable menos significativa en [8] es la segunda, por lo que se elimina de la regresión y se obtiene una nueva función de valoración [9].

$$\text{Cap. bursátil} = 3,159 + 0,416\text{EBIT di} + 0,266\text{Cap. invert.} + 0,056\text{FCFF} \quad [9]$$

(t=11,514) (t=5,282) (t=3,266) (t=1,987)

El coeficiente de determinación ajustado disminuye muy levemente, hasta llegar al 73,3 por ciento, con una F de 183,494. De esta forma, el valor bursátil de las empresas agroalimentarias cotizadas en bolsa se explica por dos medidas de su beneficio, EBIT después de impuestos y Flujos de caja libres para la empresa, y una medida del tamaño de la empresa, el Capital invertido. Si bien EBIT después de impuestos y FCFF son variables que miden el resultado de la empresa, en la práctica los analistas financieros les otorgan distinta importancia, ya que para el resultado los flujos de caja libres no vienen afectados por las amortizaciones, cosa que sí ocurre con el EBIT después de impuestos.

Aplicando la metodología clásica se obtienen cinco factores, con una función de valoración que únicamente considera dos variables explicativas relevantes [10], y un coeficiente de determinación ajustado de 62,8 por ciento. Esto es, las variables asociadas con tres de los factores originales resultan ser irrelevantes desde un punto de vista valorativo, y este hecho sólo es detectado en el último paso propuesto por la metodología, el de la obtención de la función de valoración.

$$\text{Cap. bursátil} = 4,466 + 0,675\text{EBITDA} + 0,345\text{Margen di} \quad [10]$$

(t=16,551) (t=12,011) (t=4,722)

En este caso llama poderosamente la atención que de los 5 factores originales, únicamente dos aportan su variable representativa a la función de valoración final. En el caso de la nueva propuesta, los

3 factores incorporan una variable significativa para la función de valoración. Puesto que todas ellas son relevantes, se concluye que no existen variables irrelevantes o no relacionadas con la capitalización bursátil. En el caso de que se hubieran dado este tipo de variables, su agrupación habría sido en un único factor.

3.4. Etapa 4. Cuantificación del grado de multicolinealidad en la función de valoración

Para la cuantificación del grado de multicolinealidad en [9] se calcula el índice de condición de la matriz compuesta por esas cuatro variables explicativas. En este caso, el índice de condición es de 19,252, un valor escasamente por debajo del nivel máximo permitido. Si se quisiera reducir este índice de condición, podría eliminarse del análisis de regresión la variable menos significativa en [9], obteniendo una nueva función de valoración con menor grado de multicolinealidad, pero también con menor capacidad explicativa.

5. CONCLUSIONES

Entre las metodologías utilizadas habitualmente en la valoración de empresas se encuentran las que hacen uso de modelos econométricos, que permiten estimar el valor de la empresa como función de las variables financieras. La principal cuestión a la hora de diseñar estos modelos radica en la identificación de las variables que formarán parte de la función de valoración, puesto que un número excesivo de variables explicativas, además de poder representar un mayor coste de recopilación de datos, aumenta el nivel de multicolinealidad con los problemas que esto conlleva: signo de los coeficientes carentes de significado económico, coeficientes de determinación que no se corresponden con la significación estadística de las variables explicativas, estimaciones mínimo cuadráticas de los coeficientes con varianzas muy grandes, entre otros; mientras que un número de variables explicativas excesivamente reducido o mal seleccionado puede mermar de un modo inaceptable la capacidad explicativa de los modelos.

En este trabajo se propone un algoritmo iterativo para la selección eficiente de variables explicativas a través de la implementación de cuatro etapas consecutivas, que permite cuantificar y controlar el nivel de multicolinealidad por parte del valorador, pero sin sacrificar capacidad explicativa en los modelos, y mejorando los resultados que se obtendrían con los modelos tradicionales de valoración basados en factores, al considerar la capitalización bursátil en el primer paso

del algoritmo. De forma resumida, los residuos obtenidos de las regresiones entre la capitalización bursátil y cada una de las variables explicativas consideradas son reescalados según su capacidad explicativa, y utilizados para llevar a cabo un análisis factorial. Esta técnica permite disminuir la dimensión del problema, con el objeto de obtener funciones de valoración que satisfagan un doble objetivo: maximización de la capacidad explicativa, minimización del número de variables explicativas y, por tanto, del nivel de multicolinealidad. Por último, la selección final de estas variables se obtiene realizando una regresión paso a paso sobre un número reducido de variables representativas de cada factor, mientras que el nivel de multicolinealidad es controlado a través del índice de condición.

Para el contraste de esta propuesta, se ha diseñado una base de datos con información financiera de empresas europeas del sector agroalimentario con cotización en el año 2005. El modelo de valoración final mejora los resultados obtenidos con el enfoque tradicional, mostrando que el valor bursátil es función de los beneficios después de impuestos, el capital invertido, y el flujo de caja libre de la empresa.

BIBLIOGRAFÍA

- AMIR, E. y LEV, B. (1996): «Value-Relevance of Non-Financial Information: the Wireless Communications Industry». *Journal of Accounting and Economics*, 22: 3-30.
- BARTH, M. E.; BEAVER, W. H.; HAND, J. R. M. y LANDSMAN, W. R. (2005): «Accruals, accounting-based valuation models, and the prediction of equity values». *Journal of Accounting, Auditing and Finance*, 20: 311-345.
- BEGLEY, J. y FELTHAM, G. A. (2002): «The relation between market values, earnings forecasts, and reported earnings». *Contemporary Accounting Research*, 19: 1-48.
- BELSLEY, D. A. (1982): «Assessing the Presence of Harmful Collinearity and Other Forms of Weak Data Through a Test for Signal to Noise». *Journal of Econometrics*, 20: 211-253.
- BELSLEY, D. A.; KUH, E. y WELSCH, R. E. (1980): *Regression Diagnostics: Identifying Influential Data and Sources of Collinearity*. Wiley. New York.
- CABALLER, V. (1994): *Métodos de valoración de empresas*. Pirámide. Madrid.
- CABALLER, V. y MOYA, I. (1997): «Companies Valuation: An Analogical Stock-Market Empirical Approach», in *Contemporary Developments in Finance*. Éditions ESKA. París.
- CABALLER, V. y MOYA, I. (1998): «Valoración bursátil de las empresas agroalimentarias». *Investigación Agraria. Producción y Protección Vegetales*, 13(3): 319-344.
- CABALLER, V.; MOYA, I. y SALES, J. M. (1998): «La valoración analógico-bursátil de Entidades de Crédito. Escenarios de concentración en la Comunidad Valenciana». *Revista Valenciana d'Estudis Autonòmics*, 23: 105-148.

- CALLEN, J. L. y SEGAL, D. (2004): «Do accruals drive firm-level stock returns? A variance decomposition analysis». *Journal of Accounting Research*, 42: 527-560.
- CORIELLI, F. y MARCELLINO, M. (2005): «Factor Based Index Tracking». *Journal of Banking & Finance*, 30(8): 2215-2233.
- DECHOW, P. M.; HUTTON, A. P. y SLOAN, R.G. (1999): «An empirical assessment of the residual income valuation model». *Journal of Accounting and Economics*, 26: 1-34.
- GARCÍA, T. (2000): «Un modelo analógico para la valoración catastral». *Revista Española de Estudios Agrosociales y Pesqueros*, 186: 105-127.
- GARCÍA, T. y GRANDE, I. (2003): «A model for the valuation of farmland in Spain. The case for the use of multivariate analysis». *Journal of Property Investment and Finance*, 21(2): 136-153.
- HAND, J. R. M. y LANDSMAN, W. R. (2005): «The pricing of dividends in equity valuation». *Journal of Business, Finance and Accounting*, 32: 435-469.
- HIRSCHEY, M.; RICHARDSON, V. y SCHOLZ, S. (2001): «Value Relevance of Non Financial Information: the Case of Patent Data». *Review of Quantitative Finance & Accounting*, 17(3): 223-235.
- JACKSON, J. E. (2003): *A User's Guide to Principal Components*. Wiley. Nueva York.
- JUDGE, G.; GRIFFITHS, W. E.; HILL, R. C.; LÜTKEPOHL, H. y LEE, T. (1985): *The theory and practice of econometrics*. Wiley, 2ª edición.
- 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: 495-528.
- MOYA, I. (1995): «Valoración bursátil de empresas. Propuesta de una metodología». *Análisis Financiero*, 66: 92-106.
- MOYA, I. (1996): «Valoración analógico-bursátil de empresas: Aplicación a las Cajas de Ahorro». *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 86: 199-234.
- MYERS, J. N. (1999): «Implementing residual income valuation with linear information dynamics». *Accounting Review*, 74: 1-28.
- PEÑA, D. (2002): *Regresión y diseño de experimentos*. Alianza Editorial. Madrid.
- PISÓN, I. (2001): *Dirección y gestión financiera de la empresa*. Pirámide. Madrid.
- RACHUDEL, W. J. (1971). *Multicollinearity once again*. Harvard Institute of Economic Research. Cambridge.
- 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: 117-131.
- SALES, J. M. (2003): «La valoración de empresas asociativas agrarias: una aplicación de la metodología analógico-bursátil». *CIRIEC-España*, 41: 213-234.
- STEELE, A. (1995): «On the Eigen Structure of the Mean Variance Efficient Set». *Journal of Business, Finance & Accounting*, 22: 245-255.

- TRUEMAN, B.; FRANCO, M. H. y ZHANG, X. J. (2000): «The eyeballs have it: searching for the value in internet stocks». *Journal of Accounting Research*, 38: 137-162.
- VIDAL, F.; LÓPEZ, D. B. y SALES, J. M. (2004): «Company valuation methods: applying dynamic analogical-stock market valuation models to agrarian cooperatives». *Spanish Journal of Agricultural Research*, 1: 17-26.

ANEXO A

Considérese la varianza de v_j :

$$\begin{aligned} v_j^t v_j &= u_j^t ((u_j^t u_j)^{-1} - 1)^{1/2} ((u_j^t u_j)^{-1} - 1)^{1/2} u_j = \\ &= ((u_j^t u_j)^{-1} - 1) u_j^t u_j \end{aligned}$$

Empleando [3] llegamos a que la varianza de u_j resulta ser igual a $1 - R_j^2$:

$$\begin{aligned} u_j^t u_j &= (y - \hat{y}_j)^t (y - \hat{y}_j) \\ &= y^t y + \hat{y}_j^t \hat{y}_j - 2y^t \hat{y}_j \\ &= 1 + \hat{y}_j^t (y - \hat{y}_j + y) - 2y^t \hat{y}_j \\ &= 1 + \hat{y}_j^t u_j + \hat{y}_j^t y - 2y^t \hat{y}_j \\ &= 1 - y^t \hat{y}_j \\ &= 1 - y^t x_j (x_j^t x_j)^{-1} x_j^t y \\ &= 1 - r_j R_j^{-1} r_j \\ &= 1 - R_j^2 \end{aligned}$$

con lo que se demuestra que:

$$\begin{aligned} v_j^t v_j &= ((1 - R_j^2)^{-1} - 1) (1 - R_j^2) \\ &= \frac{1 - (1 - R_j^2)}{1 - R_j^2} (1 - R_j^2) \\ &= R_j^2 \end{aligned}$$

ANEXO B

LISTADO DE EMPRESAS AGROALIMENTARIAS EUROPEAS ANALIZADAS

AARHUSKARLSHAMN	COMBODGE (CIE)	GROUPE CARNIVOR
ACTRIS AG	CORTICEIRA AMORI	HARBOES BRYGGE-B
ADNAMS PLC-CL B	COSENTINO SIGNAT	HARDYS & HANSONS
AGRANA BETEIL	CRANSWICK PLC	HAWESKO HLDG AG
AKER SEAFOODS	CREMONINI SPA	HB STUTTGARTER F
ALTADIS	CRETA FARM S.A.	HEAVITREE BREW
ANGLO-EAST PLNTS	CVNE	HEAVITREE BREW-A
ARLA FOODS UK PL	DAIRY CREST GRP	HEINEKEN HLDG
ASSOC BRIT FOODS	DAMM SA	HEINEKEN NV
ATRIA GROUP PLC	DANISCO AS	HIESTAND HOL-REG
AXFOOD AB	DANONE	HK-RUOKATALO-A
BAKKAVOR HF	DELTA HOLDINGS	HOLSTEN-BRAUEREI
BARON DE LEY	DELTA ICE CREAM	HUEGLI HLDGS
BARR (A.G.)	DEVGEN	IAWS GROUP PLC
BARRY CALLEBAUT	DEVRO PLC	IMPERIAL TOBACCO
BELL HLDG AG-REG	DIAGEO PLC	INBEV NV
BELVEDERE SA	DINKELACKER AG	INTER LINK FOODS
BIOMAR HOLDING	DISTRIBORG	KARELIA TOBACCO
BLUEHEATH HOLDIN	DONEGAL CREAMER	KATSELIS SONS
BODEGAS RIOJANAS	DUVEL MOORTGAT	KEMIRA GROWHOW O
BOIZEL CHANOINE	EAST ASIATIC CO	KERRY GROUP-A
BONDUELLE SCA	EBRO PULEVA SA	KESKO OYJ-A
BONGRAIN SA	EICHHOF HLDG-REG	KESKO OYJ-B
BONIFICA FERR	ELAIS - UNILEVER	KULMBACHER BRAUE
BRAKSPEAR (WH)	ELBISCO HOLDING	KWS SAAT AG
BRIOCHE PASQUIER	EMMI AG-REG	LA DORIA SPA
BRIT AMER TOBACC	EVIALIS	LANNEN TEHTAAT
BRITVIC PLC	FJORD SEAFOOD	LAURENT-PERRIER
C&C GROUP PLC	FLEURY MICHON SA	LEROY SEAFOOD GR
CADBURY SCHWEPPE	FLORIDIENNE	LINDT & SPRUE-PC
CAMPARI GROUP	FROMAGERIES BEL	LINDT & SPRUE-R
CAMPOFRIO	FROSTA AG	LOTUS BAKERIES
CARLSBERG-A	FULLER SMITH & T	M P EVANS GROUP
CARLSBERG-B	FYFFES PLC	MALTERIES FRAN-B
CARR'S MILLING	GENUS PLC	MANNER JOSEF & C
CENTRALE DEL LAT	GLANBIA PLC	MARIE BRIZARD
CERMAQ ASA	GLISTEN PLC	MARZOTTO SPA
CHIPITA	GRAND MARNIER	MIKO
CLOETTA FAZER-B	GRANDS MOU STRAS	MOKSEL (A) AG
COBRHA	GREENCORE GROUP	NATRA SA
COCA-COLA SA	GREENE KING PLC	NATRACEUTICAL
COMALAIT SA	GREGGS PLC	NATUREX

ANEXO B (*Continuación*)

LISTADO DE EMPRESAS AGROALIMENTARIAS EUROPEAS ANALIZADAS

NESTLE SA-R	ROYAL UNIBREW A/	TER BEKE
NEUHAUS	SABMILLER PLC	THORNTONS PLC
NICHOLS PLC	SAPEC	THWAITES (DANIEL
NIREFS SA	SARDUS AB	TIPIAK SA
NORTHERN FOODS	SAVEURS DE FRANC	TOUPARGEL-AGRIGE
NUTRECO HLDG NV	SCHUITEMA	UNCLE STATHIS
OELMUEHLE HAM-	SCOTTISH & NEWCA	UNIBEL
BUR	SEDLMAYER (GABR)	UNIBRA SA
OLVI OYJ-A SHS	SEKTKEL SCHLOSS	UNILEVER NV
ORKLA ASA	SIPEF NV	UNILEVER PLC
OTTAKRINGER BRAU	SLIGRO FOOD GROU	UNIQ PLC
OTTAKRINGER-PART	SOCFINAL	VERMAND DE SUCRE
PANKL & HOFMANN	SOCFINASIA	VILM CLAUSE & CI
PERNOD-RICARD SA	SOLUMIDSTOD HRAD	VINNSLUSTODIN
PESCANOVA	SOLUSAMBAND ISL	VISCOFAN
PG NIKAS SA	SOS CUETARA SA	VK MUEHLEN AG
PRECIOUS WOODS	SOURCES MIN HENN	VRANKEN POMMERY
PROVIMI SA	SPADEL SA	WILH SONESSON-A
PULEVA BIOTECH	SUCRIERE PITHIV	WILH SONESSON-B
QUILMES QUINSA-A	SUEDZUCKER AG	W O L V E R H A M P
REA HOLDINGS	SUMOLIS	&DUDL
REDS SA	SWEDISH MATCH AB	WUERZB HOFBRAEU
REMY COINTREAU	SYGEN INTERNATIO	YOUNG BREW-A
RIEBER & SON ASA	SYNOVE FINDEN	YOUNG BREW-NV
ROBERT WISEMAN	TAITTINGER SA	
RONCADIN SPA	TATE & LYLE	

RESUMEN

La valoración de empresas agroalimentarias: una extensión de los modelos factoriales

En este trabajo se propone una extensión de los modelos de valoración factoriales. A diferencia del enfoque clásico donde el valor bursátil sólo es considerado en la última fase del procedimiento de valoración, la nueva propuesta lo incorpora con anterioridad al propio uso del análisis factorial. Con ello se consigue que la agrupación de las variables en factores gane en eficiencia, al agrupar las variables no relevantes en un único factor. En el proceso se emplean diferentes técnicas estadísticas además del análisis factorial, como la regresión lineal simple y la regresión *stepwise*. Para el contraste empírico de esta propuesta y su comparación con la metodología tradicional referenciada en la literatura, se ha diseñado una base de datos con información bursátil y contable de empresas agroalimentarias cotizadas en bolsas europeas durante el año 2005.

PALABRAS CLAVE: valoración de empresas agroalimentarias, modelos factoriales, multicolinealidad, análisis de los residuos, índice de condición.

SUMMARY

Agricultural firm valuation: an extension of the factor models

Our work proposes the extension of factor valuation models. Unlike classical models in which the market value is only incorporated at the very final step of valuation, our new approach incorporates this variable in the first step prior to the factor analysis. Doing so the association of variables is more efficient, since non-relevant variables are grouped in a single factor. Several statistical techniques are employed together with factor analysis, such as simple regression and stepwise regression. A database composed by market and financial information from agrifood firms quoted in European markets during 2005 has been designed in order to empirically contrast our methodology and compare it with the traditional one.

KEYWORDS: Agricultural firm valuation, factor models, multicollinearity, residual analysis, condition index.

