

**Predicción de resultados empresariales versus medidas no paramétricas de eficiencia
técnica: evidencia para pymes de la Región de Murcia**

Isidoro Guzmán Raja
Departamento de Economía Financiera y Contabilidad
Universidad Politécnica de Cartagena

isidoro.guzman@upct.es

Predicción de resultados empresariales versus medidas no paramétricas de eficiencia técnica: evidencia para pymes de la Región de Murcia

RESUMEN

La predicción económica es plenamente útil cuando se enmarca dentro de un proceso de ayuda a la toma de decisiones, siendo éste el caso de la investigación sobre predicción de resultados empresariales, que ha sido objeto de diversos y variados enfoques. Algunos trabajos basados en modelos dinámicos autorregresivos de series temporales (Box Jenkins, 1976) y modelos de paseo aleatorio (random walk) han demostrado empíricamente que la predicción de resultados basada en el retardo de un periodo de la variable es un buen predictor para ejercicios futuros (Little, 1962; Ball y Watts, 1972). Posteriormente se han desarrollado otros modelos soportados en variables contables distintas del resultado, cuyo objetivo básico ha sido captar el componente transitorio del resultado que no perdura en el largo plazo (Ou, 1990). En este contexto se ha obtenido evidencia de que los componentes permanente y transitorio del resultado están influenciados por variables tales como el tamaño de las firmas y los tipos de productos, entre otros (Lev, 1983).

El presente trabajo plantea una línea de investigación sobre predicción de resultados basada en el análisis de eficiencia técnica a partir de variables contables, utilizando para ello la técnica no paramétrica del análisis envolvente de datos -Data Envelopment Analysis (DEA)- (Charnes et al., 1978; Banker et al., 1984). A partir de una muestra de 472 pymes de la Región de Murcia para el periodo 1999-2002, se diseñó un modelo DEA para resultados de explotación basado en los consumos de recursos (gastos de explotación) generadores de output (ingresos de explotación). A continuación, se construyeron sendos modelos econométricos de predicción de resultados de explotación utilizando como regresores los índices de eficiencia y el resultado de explotación del año anterior.

Nuestros resultados evidencian que las medidas de eficiencia obtenidas contribuyen de manera positiva y significativa a predecir el resultado de explotación del periodo siguiente, siendo consistentes con los obtenidos en otros trabajos realizados sobre empresas españolas de mayor tamaño (Abad et al., 2004).

1. Introducción

Desde el punto de vista de la investigación contable, la predicción de resultados empresariales ha sido una parcela ciertamente relevante, pues es evidente el importante papel que la variable cuestionada juega desde el punto de vista del desarrollo futuro de la empresa. Un amplio abanico de estudios mediante modelos de series temporales han tratado sobre el pronóstico de resultados, variable que también ha sido incardinada en los trabajos sobre mercado de capitales para averiguar si la información contable facilitada por las empresas en sus estados financieros es útil para conocer un valor objetivo de la unidad empresarial. Especial relevancia ha adquirido en los últimos años el “análisis fundamental” a partir de los trabajos de Penman (1992) y Olhson (1995), autor este último que desarrolla un modelo que trata de obtener el valor de la empresa basándose en datos contables.

Las investigaciones sobre predicción de resultados basadas en series temporales han estado soportadas en la aplicación de modelos ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) desarrollados por Box y Jenkins (1976), así como en modelos de “paseo aleatorio” simple y con deriva, poniéndose de manifiesto que las obtenidas con modelos ARIMA no eran más exactas que las procedentes de modelos de paseo aleatorio (Albretch et al., 1977). Otros trabajos han estudiado el resultado en su doble componente permanente y transitorio (Ou, 1990), habiéndose obtenido evidencia de que ambos componentes están influenciados por variables tales como el tamaño de las firmas y los tipos de productos, entre otros (Lev, 1983).

Al margen de los trabajos sobre predicción de resultados, no es menos cierto que la investigación relacionada con la evaluación de los niveles de eficiencia de las empresas viene adquiriendo amplio desarrollo, pues en entornos con alto grado de competitividad, la utilización más adecuada de los recursos permite obtener mejores niveles de rentabilidad. El análisis de eficiencia puede abordarse mediante la estimación de funciones de tipo paramétrico y técnicas no paramétricas, habiendo tenido amplio desarrollo dentro de ésta última metodología la propuesta por Charnes, Cooper y Rhodes (1978), conocida como Análisis Envoltante de Datos (Data Envelopment Analysis, DEA). Esta técnica se basa en un modelo de programación lineal cuyo objetivo es la evaluación de los niveles de eficiencia de diferentes unidades de gestión homogéneas (Decision Making Units, DMUs) sin que sea necesario el conocimiento previo de la forma funcional de la función de producción.

El objetivo del presente trabajo es intentar conocer si existe una relación de causalidad entre los resultados empresariales futuros y los niveles de eficiencia obtenidos ex-ante mediante el trazado de fronteras no paramétricas. Para ello, se tomó una muestra de 472 pymes de la Región de Murcia consideradas como unidades productivas generadoras de productos o servicios (outputs) a partir de la aplicación de recursos productivos (inputs), a la que se aplicó la técnica DEA para modelizar el comportamiento productivo de las DMUs, obteniéndose los correspondientes índices de rendimiento, que en una segunda etapa se utilizaron como variables predictoras en la estimación de predicción de ganancias.

Los resultados obtenidos según la doble modelización DEA aplicada de rendimientos constantes y variables a escala, ponen de manifiesto una relación positiva y significativa entre los índices de eficiencia y la predicción de los resultados de explotación para las pymes estudiadas.

El resto del trabajo se estructura de la siguiente forma: el apartado segundo recoge una revisión sobre la literatura relativa a la predicción de resultados empresariales y las técnicas empleadas para ello. El tercer epígrafe está dedicado a revisar el concepto de eficiencia y profundizar en la diferente modelización DEA, mientras que el epígrafe cuarto presenta el estudio empírico realizado, describiendo la naturaleza de la muestra, así como la metodología utilizada y la discusión sobre los resultados obtenidos. Finalmente, el epígrafe quinto sintetiza las principales conclusiones de la investigación.

2. Revisión de la literatura sobre predicción de resultados

Las investigaciones sobre predicción de resultados se han basado en estudios de series temporales a través de modelos de paseo aleatorio (random walk) y paseo aleatorio con deriva (random walk with drift) y modelos autorregresivos.

Considerando el periodo temporal analizado, los trabajos realizados demuestran que las predicciones anuales se ajustan a modelos de paseo aleatorio, mientras que las de carácter trimestral son más exactas siguiendo modelos autorregresivos ARIMA.

En relación a predicciones trimestrales, cabe destacar en la década de los años 70 los trabajos de Foster (1977), Griffin (1977) Watts (1975) y Brown y Rozeff (1979). Foster utiliza un

modelo ARIMA de primer orden más una constante, utilizando el método de mínimos cuadrados para obtener los parámetros del modelo. Por su parte Griffin y Watts desarrollan modelos autorregresivos requiriendo software ARIMA para su estimación, mientras que Brown y Rozeff emplean un modelo basado en el componente ordinario del modelo de Foster y el componente estacional del modelo de Griffin.

En cuanto a las predicciones anuales, Little (1962) obtiene evidencia de que siguen un modelo de paseo aleatorio, confirmando estudios posteriores con modelos ARIMA (Ball y Watts, 1972; Albrecht et al., 1977) que las predicciones obtenidas mediante random walk son más exactas. Sin embargo, el trabajo de Ramakrishnan y Thomas (1992) replica los anteriores y señala que el proceso de pronóstico queda mejor descrito a través de un modelo autorregresivo de primer orden.

Además cabe destacar que recientes trabajos han cuestionado la dimensión del horizonte de predicción, que normalmente se incardina dentro del corto plazo, y en este aspecto, los estudios de Lipe y Kormendi (1994) y Finger (1994) abordan la predicción anual de resultados en el largo plazo. El primer estudio utiliza un modelo ARIMA (p,1,0) estudiando la sensibilidad del mismo para variaciones del parámetro (p), constatándose que el modelo mejora ostensiblemente para ordenes superiores de la variable estudiada (p=4). Por su parte, Finger utiliza un modelo AR(2) y obtiene evidencia de que el modelo es buen predictor en el 88% de las empresas muestreadas. Posteriormente aplica el modelo para un periodo posterior, evidenciándose que el modelo de paseo aleatorio supera al modelo previamente planteado en el 52% de los casos para predicciones a un año vista, mientras que el modelo AR(2) obtiene mejores resultados en el 68% y 74% de los casos para predicciones a largo plazo de 4 y 8 años respectivamente.

Un último aspecto a considerar en la predicción del resultado es su doble componente permanente y transitorio. Los investigadores han evidenciado que el componente permanente prevalece sobre el estacionario, aunque para algunas series éste último adquiere mayor relevancia (Wu et al., 1996), estando afectados ambos por variables económicas, tales como el tamaño de la firma, la intensidad de capital o el tipo de producto (Lev, 1983).

3. El concepto de eficiencia múltiple: el Análisis Envolvente de Datos

La eficiencia es un concepto que ofrece diversas acepciones, pudiéndose distinguir entre eficiencia asignativa, técnica y coordinativa (Lindbeck, 1971). La eficiencia asignativa vendría a coincidir con el óptimo de Pareto, mientras que la coordinativa se corresponde con la minimización de los costes de información para la toma de decisiones, deviniendo la eficiencia técnica de la interpretación de la función de producción al contemplar la relación entre los insumos y los productos, no considerando sus valores. En este sentido, la eficiencia técnica puede ser analizada desde una doble perspectiva u orientación output/input: un sistema de producción será eficiente si para determinados niveles de inputs es capaz de producir la máxima cantidad de output posible o bien, alternativamente, si para alcanzar determinado nivel de output se utiliza la menor cantidad posible de inputs.

A partir de los trabajos de Koopmans (1951) y Debreu (1951), Farrell (1957) desarrolló el concepto de eficiencia bajo el punto de vista de eficiencia técnica y eficiencia en precio como componentes de la eficiencia global. Así, bajo una determinada tecnología de producción, conocido un proceso de producción que utiliza determinados inputs para obtener un único output, la *eficiencia técnica o productiva* se consigue al obtener el nivel máximo posible de output. Por su parte, la *eficiencia en precio* viene definida como la situación en la que conocidos los precios relativos de los diferentes inputs empleados en la producción, se emplea la mejor combinación de inputs que sea capaz de alcanzar un determinado nivel de output con el menor coste. Finalmente, la *eficiencia global* se obtiene del producto de la eficiencia técnica y en precio.

Una parte importante del trabajo de Farrell está referido a la interpretación de la eficiencia cuando la función de producción no es conocida, proponiendo en este caso la obtención de una medida de rendimiento bajo ciertas condiciones. En definitiva, los trabajos de Farrell han contribuido a la definición del término de eficiencia, la medición de la misma y una aproximación empírica a la frontera de producción cuando ésta no es conocida.

Metodológicamente, para obtener una medida de eficiencia es necesario conocer la función de producción, o bien el conjunto de datos de producción aplicado, así como la frontera eficiente. Para ello existen básicamente dos tipos de modelos: paramétricos y no paramétricos, que a su vez pueden ser determinísticos o estocásticos.

Los modelos paramétricos especifican una función o relación de causalidad entre inputs y outputs, teniendo como principal ventaja la identificación de ineficiencias reales, aunque su principal inconveniente es que no permiten analizar de manera sencilla procesos productivos de más de un output, además de ser necesario especificar una determinada tecnología que, en principio, puede ser desconocida. Frente a los modelos paramétricos se encuentran los no paramétricos, cuya ventaja radica en no requerir el conocimiento a priori de la función de producción, puesto que la frontera eficiente se construye en base a las observaciones conocidas inputs/outputs.

Los modelos citados pueden ser determinísticos o estocásticos, estribando su diferencia en que los primeros atribuyen ineficiencias como consecuencia de cualquier desviación de la frontera eficiente, mientras que los estocásticos intentan conocer en las desviaciones a la frontera la parte que realmente corresponde a ineficiencia respecto de aquella otra que es debida a perturbaciones aleatorias.

Dentro de la metodología no paramétrica determinística ha tenido amplia difusión la desarrollada por Charnes, Cooper y Rhodes (1978), conocida como Análisis Envoltente de Datos (*Data Envelopment Analysis, DEA*), cuyo objetivo básico es analizar el rendimiento de un conjunto de unidades de producción (DMUs) evaluadas. El DEA viene a ser una ampliación mejorada del tradicional análisis de ratios, por cuanto permite calcular un *ratio multidimensional* capaz de considerar ponderaciones sobre los distintos inputs y outputs que intervienen en el proceso productivo analizado, estimando el trazado de fronteras eficientes - *linear envelopment surface*- basado en técnicas de programación lineal, exigiendo que las alternativas productivas cumplan los requisitos de libre disponibilidad de inputs/outputs bajo el supuesto de operar con unidades económicas homogéneas.

Asumiendo la existencia de f DMUs que consumen m inputs para producir s outputs, el planteamiento matemático exigido por el DEA se puede expresar mediante el siguiente modelo fraccional (Charnes e al., 1978, p. 430):

$$\text{maximizar } h_z = \sum_{r=1}^s u_r y_{rz} / \sum_{i=1}^m v_i x_{iz} \quad [1]$$

s.a.:

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rf} / \sum_{i=1}^m v_i x_{if} \leq 1, \quad f = 1, \dots, n \quad [2]$$

$$u_r \geq 0, \quad r = 1, \dots, s$$

$$v_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, m$$

siendo:

y_r = outputs obtenidos ($r = 1, \dots, s$)

x_i = inputs utilizados ($i = 1, \dots, m$)

f = número de empresas evaluadas ($f = 1, \dots, n$)

z = empresa a evaluar.

u_r = ponderación aplicable a los “ i ” inputs para evaluar la empresa z .

v_i = ponderación aplicable a los “ r ” outputs para evaluar la empresa z .

h_z = coeficiente de eficiencia relativa de la empresa z .

La medida de eficiencia adoptada por el modelo en [1] relaciona la suma ponderada de outputs con la de inputs, siendo (h_z) el valor del ratio de eficiencia de la unidad evaluada (z), considerando la restricción incluida en [2] de que el ratio de cualquier DMU no supere la unidad. Para que la técnica propuesta tenga poder de discriminación es necesario que el total de elementos muestreados (f) sea superior al número total de inputs/outputs incluidos en el modelo, sugiriéndose por algunos autores que el total de DMUs supere en el triple el total de variables utilizadas (El-Mahgary y Lahdelma, 1995).

La solución del modelo fraccional expuesto puede transformarse en un modelo de programación lineal, cuya solución se obtiene bajo una colección o cuerpo de modelos DEA (Charnes et al., 1993: 31-36). En nuestro caso trabajaremos con el *modelo de rendimientos a escala variables* (modelo BCC) propuesto por Banker et al. (1984) que desarrolla la localización de la escala más productiva al comparar cada unidad analizada con las que tienen similar tamaño. Asimismo, evaluaremos la eficiencia bajo la perspectiva del *modelo de rendimientos a escala constantes* (modelo CCR) introducido por Charnes, Cooper y Rodees (1978), que desde el punto de vista económico supone el proceso productivo de la empresa bajo el horizonte temporal del largo plazo.

La diferencia entre ambos modelos deriva de la restricción de convexidad exigida por el modelo BCC que el modelo CCR no incluye, lo que permite en éste último caso disponer de una región más amplia para obtener la solución. En ambas modelizaciones se admite una doble orientación outputs/inputs según se desee obtener la mayor cantidad posible de outputs

para un determinado nivel de inputs consumido, o bien, se considere un nivel máximo de outputs con el menor consumo posible de inputs.

Asumiendo la doble orientación propuesta, desde el punto de vista matemático el modelo BCC presenta las siguientes *funciones objetivo y restricciones del primal y dual* (tablas 1 y 2):

Tabla 1. Modelo BCC – Orientación Input

<i>Primal</i>	<i>Dual</i>
minimizar h_z	maximizar $h_z = \sum_{r=1}^s u_r y_{rz} + w_z$
s.a.:	s.a.:
$\sum_{f=1}^n y_{rf} \lambda_f - S^o = y_{rz}$	$\sum_{i=1}^m v_i x_{iz} = 1$
$h_z x_{iz} - \sum_{f=1}^n x_{if} \lambda_f - S^i = 0, \quad \forall f = 1, \dots, n$	$\sum_{r=1}^s u_r y_{rf} - \sum_{i=1}^m v_i x_{if} + w_z \leq 0, \quad \forall f = 1, \dots, n$
$\sum_{f=1}^n \lambda_f = 1$	$u_r \geq 0, \quad r = 1, \dots, s$
$\lambda_f \geq 0, \quad S^o \geq 0, \quad S^i \geq 0$	$v_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, m$
	w_z no restringida

Tabla 2. Modelo BCC – Orientación Output

<i>Primal</i>	<i>Dual</i>
maximizar h_z	minimizar $h_z = \sum_{r=1}^s v_i x_{iz} + w_z$
s.a.:	s.a.:
$\sum_{f=1}^n x_{if} \lambda_f + S^i = x_{iz}$	$\sum_{i=1}^m u_r y_{rz} = 1$
$h_z y_{rz} - \sum_{f=1}^n y_{rf} \lambda_f + S^o = 0, \quad \forall f = 1, \dots, n$	$-\sum_{r=1}^s u_r y_{rf} + \sum_{i=1}^m v_i x_{if} + w_z \geq 0, \quad \forall f = 1, \dots, n$
$\sum_{f=1}^n \lambda_f = 1$	$u_r \geq 0, \quad r = 1, \dots, s$
$\lambda_f \geq 0, \quad S^o \geq 0, \quad S^i \geq 0$	$v_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, m$
	w_z no restringida

En el primal de los modelos descritos λ es una variable no negativa que determina las ponderaciones del conjunto de empresas de referencia respecto de la empresa evaluada (DMU_z) para un determinado plan productivo (x_{iz}, y_{rz}). A partir de la función objetivo del primal se obtiene el valor máximo/mínimo del factor de intensidad h_z que propone un aumento/reducción radial de todos los outputs/inputs para dicha unidad económica. En cuanto a las variables S^o y S^i son *variables de holgura* del primal (*slacks*) que matemáticamente

permiten eliminar las desigualdades originalmente planteadas en el modelo, y que desde el punto de vista productivo ponen de manifiesto la ocasional variación de inputs/outputs de una determinada DMU ineficiente que permita su proyección sobre la frontera eficiente, con independencia de la variación equiproporcional de factores/productos requerida por el factor de intensidad h_z . Para el caso de la orientación outputs, el valor del índice de eficiencia (η) se corresponderá con el recíproco del escalar (h_z) obtenido al resolver el problema de programación lineal, dada la relación inversa del modelo ($\eta = 1/h_z$).

En cuanto al modelo dual, las variables u_r y v_i corresponden respectivamente a los “pesos” de los output/inputs aplicados para conseguir maximizar/minimizar el índice de eficiencia, reflejando dichas ponderaciones la importancia relativa de las variables en el cálculo de las medidas de rendimiento, lo que implicaría que aquellos factores que obtengan ponderaciones bajas o nulas podrían eliminarse, contribuyendo de esta forma a la mejora de los modelos, aunque se polemiza sobre esta cuestión para el caso de supresión de variables que se consideren teóricamente fundamentales para el cálculo de la eficiencia de las DMUs (Pedraja et al, 1997). La variable w_0 , consecuencia de la restricción $\sum \lambda_z = 1$ del primal que limita las posibilidades de producción, es indicativa de los rendimientos de escala: $w_0 > 0$, rendimientos decrecientes; $w_0 < 0$, rendimientos crecientes; $w_0 = 0$, rendimientos constantes (Banker et al., 1984, p. 1087).

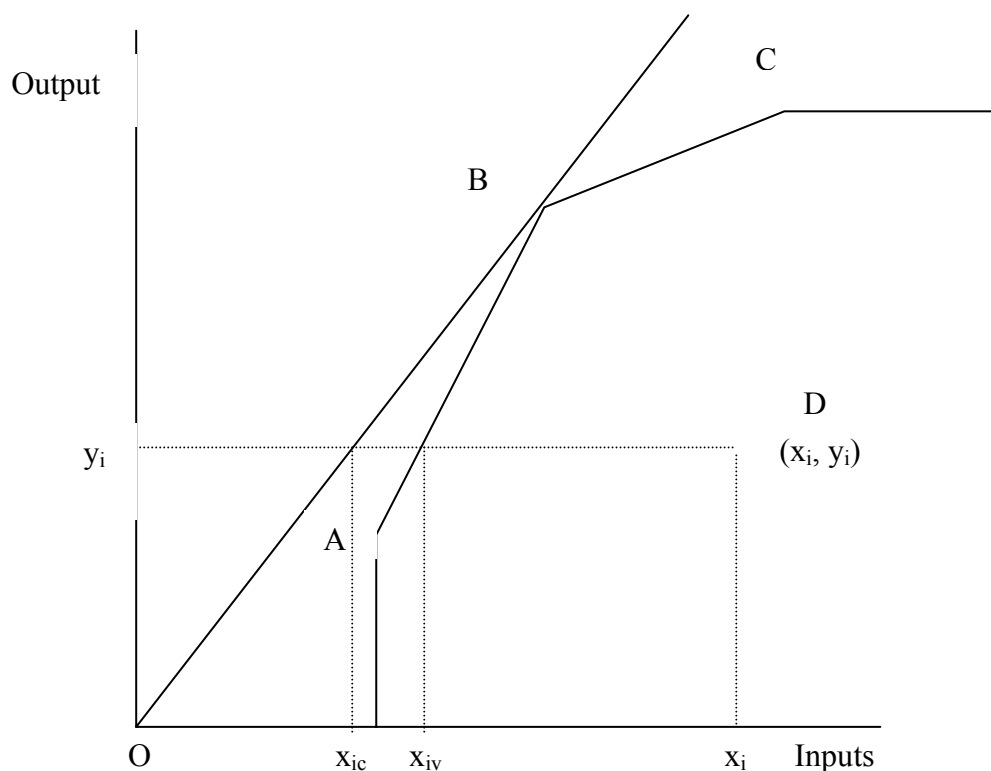
De acuerdo a los valores obtenidos respecto al escalar h y los *slacks*, se considera que una DMU es eficiente si satisface las dos condiciones siguientes: i) el escalar h es igual a la unidad, y ii) todas las variables de holgura son cero.

El gráfico 1 analiza las fronteras eficientes bajo la doble perspectiva de los modelos CCR y BCC. La unidad B resulta eficiente en el modelo CCR, quedando definida la frontera eficiente por el segmento que une el origen de coordenadas O y pasa por el punto B correspondiente al máximo nivel de eficiencia. Respecto del modelo analizado, el plan productivo (x_i, y_i) presentado por la unidad D obtiene en orientación input un coeficiente de “eficiencia técnica” (z) que resulta de dividir su distancia en inputs respecto a la frontera ($z_i = x_{ic} / x_i$), siendo dicha DMU ineficiente al no alcanzar su óptimo en el punto (x_{ic}, y_i) .

Si sobre el mismo gráfico 1 analizamos ahora el modelo BCC, la frontera de eficiencia sería la envolvente que limita el segmento ABC incluyendo la extensión de dicho segmento por la

paralela al eje de abscisas a partir del punto C, apreciándose nuevamente que en orientación input la unidad D aparece como ineficiente con un coeficiente que se define en la literatura económica como de “eficiencia técnica pura” (h), y queda identificado por su distancia a la frontera en términos de inputs ($h_i = x_{iv}/x_i$).

Gráfico 1. Fronteras eficientes en modelos CCR y BCC



Siguiendo a Banker et al. (1984, p. 1087), comparando las proyecciones del plan productivo de la unidad D (gráfico 1) sobre las fronteras de los modelos CCR y BCC, se puede determinar la *eficiencia de escala* (k) de acuerdo a la siguiente formulación:

$$k_i = \frac{z_i}{h_i} = \frac{\frac{x_{ic}}{x_i}}{\frac{x_{iv}}{x_i}} = \frac{x_{ic}}{x_{iv}} \quad [5]$$

A partir del coeficiente de eficiencia pura obtenido a través del modelo BCC por resolución de la programación matemática propuesta anteriormente (tabla 1), la variable k_i muestra el nivel de ineficiencia de escala de la DMU examinada considerando la eficiencia bruta o total obtenida del modelo CCR. Un valor de $k_i < 1$ pone de manifiesto la existencia de un cierto nivel de ineficiencia que es debido tanto al consumo excesivo de inputs, como a una escala de producción no optimizada.

Sintetizando, el DEA obtiene un valor óptimo de eficiencia que permite comparar niveles de rendimiento en términos de producción en función del nivel de factores productivos aplicados, informando en cada DMU evaluada de los aspectos siguientes: i). proporciona el valor del escalar (h) como medida de eficiencia relativa de cada DMU en relación al grupo de unidades analizadas; ii). induce la mejora de resultados postulando la reducción/aumento equiproporcional de inputs/outputs según la orientación del modelo aplicado; iii). los coeficientes λ del primal seleccionan el conjunto de unidades eficientes que se toman como referencia para la mejora de resultados de la DMU analizada, caso de ser calificada de “ineficiente” y iv). los *slacks* del primal recogen los valores de los outputs infraproducidos o de los inputs sobreutilizados, y actúan como información independiente y complementaria de la reducción/aumento de factores/productos facilitada por el índice de eficiencia (h).

La técnica DEA ha sido aplicada generalmente para estimar la eficiencia de unidades productivas no lucrativas, (Pina et al., 1995), y lucrativas, como ha sido el caso del sector bancario (Sherman y Gold, 1985; Doménech, 1992).

Desde el punto de vista de la información contable, algunos trabajos han utilizado los estados financieros como fuente para la selección de los inputs y outputs, entre los que podemos citar los de Miliotis (1992) y Majumdar (1998), y en España los de Martínez y Zofio (2000) y Quirós y Picazo (2001). Otros autores han intentado dar una mayor relevancia al DEA proponiendo su aplicación como opción para estudiar los estados financieros, además de apoyarse en la información contable como fuente para el diseño de modelos, destacando como trabajo pionero referido a la industria farmacéutica el de Smith (1990). Al trabajo seminal de Smith han seguido los Athanassopoulos y Ballantine (1995) en el sector de supermercados de alimentación en el Reino Unido; Thore, Phillips, Ruefli y Yue (1996) en el sector informático en Estados Unidos; Yeh (1996) en empresas bancarias y Worthington (1998) en empresas productoras de oro en Australia, destacando también un segundo grupo de estudios que aplican el DEA para inferir el posible fracaso empresarial, entre los que se encuentran Barr, Seiford u Siems (1994), Simak (1997) y Paradi, Asmild y Simak (2001). En España, los investigadores también han considerado los estados financieros para el diseño de modelos DEA, como ha sido el caso de los trabajos de Ayela y Gómez (1993) en sectores económicos de la zona del Levante español; Fernández-Castro y Smith (1994) en empresas con dificultades financieras, y García y Larran (1996) en empresas cotizadas en la Bolsa de Madrid.

4. Diseño del estudio empírico

4.1. Muestra y variables

Los datos utilizados en este trabajo se obtuvieron de la base de datos “Sistema de Análisis de Balances Ibéricos” (SABI) que recoge las cuentas anuales de las principales empresas españolas y portuguesas, con un histórico desde 1990. La muestra se circunscribió a pequeñas empresas radicadas en la Región de Murcia con forma jurídica de sociedad anónima o de responsabilidad limitada, para el periodo 1999 a 2002. Las características para su selección fueron tomadas del Real Decreto 296/2004, de 20 de febrero (BOE 27-02), por el que se desarrolla el régimen simplificado de la contabilidad que tipifica las pymes de acuerdo a los siguientes parámetros: volumen de cifra de negocios no superior a dos millones de euros, activo total no superior a un millón de euros y número medio de trabajadores no superior a 10.

Sobre una población de 199.926 empresas, la base de datos citada disponía de información sobre 3.734 pymes con las características empresariales requeridas. Después de depurar los datos verificando la existencia de información en todas las variables y para cada uno de los periodos estudiados, así como cifras de resultados de explotación positivos, quedaron disponibles 938 pymes, de las que se seleccionaron como muestra inicial las 500 empresas con mayor volumen de cifra de negocio, asumiendo un error muestral sobre la población finita disponible del 3%.

Considerando la posible presencia de valores extremos (outliers) en las distribuciones de las variables, que como es sabido pueden influir de manera importante en la estimación de los coeficientes de regresión cuando se aplica el método de mínimos cuadrados, y siguiendo el procedimiento normalmente utilizado en este tipo de investigaciones, se eliminaron aquellas empresas cuyas variables de resultados se encontraban en el primer y nonagésimo noveno percentil. Después del oportuno análisis se excluyeron 28 empresas, quedando finalmente reducida la muestra a 472 observaciones/año, asumiéndose un error muestral del 3,18%.

Para proporcionar una visión global de las variables que posteriormente utilizaremos en los modelos propuestos para el contraste de hipótesis, las tablas 3 y 4 incluyen sus estadísticos descriptivos así como sus coeficientes de correlación, estando basados en orientación output los índices de eficiencia DEA en las versiones de rendimientos constantes (modelo CCR) y variables a escala (modelo BCC) por los motivos que exponemos en el epígrafe siguiente.

Variables	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típ.
REX ₀₂	5,00	716,00	87,117	91,38
REX ₀₁	6,00	998,00	85,400	101,14
REX ₀₀	5,00	821,00	74,127	91,27
REX ₉₉	3,00	687,00	65,460	84,76
BCC ₀₁	0,65	1,00	0,868	0,0755
BCC ₀₀	0,50	1,00	0,859	0,0830
BCC ₉₉	0,36	1,00	0,852	0,0910
CCR ₀₁	0,62	1,00	0,842	0,0789
CCR ₀₀	0,49	1,00	0,829	0,0829
CCR ₉₉	0,31	1,00	0,816	0,0912

Variables	REX ₀₂	REX ₀₁	REX ₀₀	REX ₉₉	BCC ₀₁	BCC ₀₀	BCC ₉₉	CCR ₀₁	CCR ₀₀	CCR ₉₉
REX ₀₂	1	0,801	0,762	0,691	0,360	0,388	0,268	0,311	0,328	0,204
REX ₀₁		1	0,801	0,772	0,421	0,402	0,295	0,371	0,343	0,233
REX ₀₀			1	0,825	0,336	0,444	0,317	0,261	0,369	0,254
REX ₉₉				1	0,280	0,358	0,356	0,172	0,230	0,248
BCC ₀₁					1	0,804	0,668	0,864	0,746	0,624
BCC ₀₀						1	0,721	0,675	0,858	0,634
BCC ₉₉							1	0,575	0,627	0,854
CCR ₀₁								1	0,807	0,684
CCR ₀₀									1	0,732
CCR ₉₉										1

(*)Todos los coeficientes de correlación fueron significativos al nivel del 1%

REX_{xx} = resultado de explotación ejercicio xx (miles €)

BCC_{xx} = índice de eficiencia orientación output modelo BCC ejercicio xx

CCR_{xx} = índice de eficiencia orientación output modelo CCR ejercicio xx

4.2. Hipótesis

Desde el punto de vista económico, la función de producción de una empresa muestra la cantidad máxima de output que se puede obtener con una cantidad dada de factores (Fischer et al., 1999, p. 175), lo que matemáticamente se traduce en la relación funcional que existe entre los inputs empleados y el output obtenido. Analíticamente la función de producción puede expresarse de la siguiente forma:

$$K = f(X, Y, Z, \dots) \quad [5]$$

donde K es la cantidad de output que puede obtenerse consumiendo exactamente x unidades del inputs X, y unidades del inputs Y, z unidades del inputs Z, etc.... Obviamente, la existencia de la función de producción implica que la unidad económica deberá haber

evaluado las diferentes combinaciones de los inputs utilizados, seleccionando únicamente aquellos procesos tecnológicos que se consideren eficientes.

Para el establecimiento de las hipótesis que proponemos, una primera consideración basada en la función de producción es el análisis de los rendimientos a escala, por la trascendencia que se deriva de este concepto para el cálculo de los niveles de eficiencia.

El término “escala” se refiere al tamaño de la empresa medido por su nivel de producción (Fischer et al., 1990, p. 190). Si consideramos la función de producción de la empresa en el largo plazo, económicamente se asume que es única, pudiéndose variar todos los factores productivos en las cantidades necesarias para obtener el mayor rendimiento posible, permaneciendo constante la tecnología (Casas Pardo, 1984, p. 428). Sin embargo, cuando consideramos el corto plazo se constata que algunos factores son “fijos”, por lo que sus posibilidades de combinación con otros factores variables son más limitadas que en largo plazo, ya que no es posible cambiar la cantidad consumida de factores a voluntad de la gerencia para maximizar el output.

La situación descrita se sustenta en la hipótesis de la divisibilidad perfecta de los factores, según la cual se pueden variar todos los insumos para conseguir una cantidad menor de output en la proporción en que se reduzcan los inputs. Sin embargo, esta hipótesis no siempre se cumple y suele ocurrir que en muchas actividades productivas existe un nivel mínimo en la utilización de ciertos factores, lo que pone de manifiesto la existencia de la denominada “escala mínima eficiente” por debajo de la cual reducciones proporcionales de insumos implicarían disminuciones más que proporcionales en la cantidad de output obtenida. La escala mínima eficiente se basa fundamentalmente en las peculiaridades físicas de los factores y en la especialización de los mismos, siendo esta última característica la que produce los rendimientos a escala crecientes (Casas Pardo, 1984, p. 430-431).

En definitiva, la función de producción en el largo plazo permite que la empresa pueda variar las cantidades de factores productivos discrecionalmente, mientras que en el corto plazo sus posibilidades de producción son mucho más limitadas, debiendo asumir que no es posible variar las cantidades aplicadas de algunos factores –factores fijos-, lo que se traducirá en la existencia de rendimientos a escala crecientes cuando la curva de costes medios a largo plazo disminuya al aumentar el volumen de producción, dándose rendimientos a escala decrecientes

cuando dicho coste aumente. Si el coste medio no depende del nivel de producción de la empresa, estaremos ante la presencia de rendimientos a escala constantes.

De acuerdo a los comentarios que anteceden, el cálculo de los índices de eficiencia debe considerar la existencia de rendimientos a escala, por lo que desde el punto de vista del corto plazo hay que asumir la existencia de una escala mínima eficiente de producción cuya desviación puede entenderse como una disfunción que provoca cierto grado de ineficiencia que debe ser evaluada. En este sentido, en nuestro trabajo hemos utilizado el modelo DEA propuesto por Banker et al. (1984, modelo BCC) que mediante la restricción ($\sum_{f=1}^n \lambda_f = 1$) que asume rendimientos a escala variables (tabla 2) a diferencia del modelo de Cooper et al. (1978, modelo CCR) que se supone opera en el largo plazo.

Adicionalmente hemos de considerar que la muestra que pretendemos evaluar está formada por pequeñas y medianas empresas, unidades económicas en las que las economías de escala proceden básicamente de la aplicación de las características físicas de los factores, dado que la especialización no tiene especial incidencia para estas empresas. La propia naturaleza de las pymes implica generalmente bajos niveles de planta y equipo –factores fijos- lo que presupone que la curva de costes a largo plazo tenga pendiente negativa para niveles bajos de producción, transformándose paulatinamente en una curva plana que asume rendimientos a escala constantes, es decir, independientes de las variaciones del volumen de producción. En este sentido, Fisher (1990, p. 193) afirma genéricamente que “en muchas empresas, sobre todo industriales, existen de hecho economías de escala...Las curvas de coste medio a largo plazo de estas empresas son casi todas planas en los niveles de producción altos y los costos medios se vuelven aproximadamente constantes”. Por ello, desde el punto de vista del cálculo de los índices de eficiencia, hemos considerado acertado obtener los propuestos por el modelo CCR, que opera bajo la hipótesis de rendimientos a escala constantes presuponiendo todos los factores variables en el horizonte del largo plazo.

Una segunda cuestión en el establecimiento de las hipótesis es la “orientación” de los modelos de eficiencia propuestos. Dado que pretendemos relacionar pronósticos de resultados futuros con medidas de eficiencia relativa, y partiendo del concepto contable de resultado como diferencia entre ingresos y gastos, el modelo deberá estar orientado hacia la consecución del máximo nivel de output –orientación output- partiendo de un determinado nivel de input, de

forma que la relación funcional a contrastar de la variable explicativa soportada en los índices de eficiencia del periodo t (BCC_t o CCR_t) se asocie positivamente con la variable endógena del resultado en el periodo $t+1$ (Rex_{t+1}).

Basados en los modelos de eficiencia indicados, y considerando con variable explicativa el resultado del periodo, las hipótesis a contrastar para el pronóstico de resultados son las siguientes:

H₀₁: El resultado de la explotación en el periodo $t+1$ no está positivamente relacionado con la medida de eficiencia en el periodo anterior t .

H₀₂: El resultado de la explotación en el periodo $t+1$ no está positivamente relacionado con la medida de eficiencia, después de introducir como variable de control el resultado de explotación en el periodo anterior t .

4.3. Metodología aplicada

La metodología aplicada se desarrolló en dos fases: en primer lugar se obtuvieron las medidas de eficiencia anuales para el periodo temporal 1999-2001 a partir de la estimación de fronteras no paramétricas mediante la técnica expuesta del Análisis Envolvente de Datos (DEA). En una segunda fase se diseñaron los modelos de regresión sobre los cuales se soportan las hipótesis a contrastar, utilizando como variables explicativas las puntuaciones de eficiencia obtenidas a partir de modelos DEA, así como los resultados empresariales con retardo de un periodo respecto del ejercicio evaluado. Debemos señalar que la muestra está referida a pymes, y por tanto, en la mayoría de las empresas la información contable no está auditada¹, por lo que asumimos a priori un cierto margen de error en los datos utilizados para la estimación de los modelos.

El diseño de los modelos DEA (tabla 5) estuvo basado en el formato oficial de la cuenta de pérdidas y ganancias abreviada consignada en la IV Parte del Plan General de Contabilidad (RD 1643/1990, de 20 de diciembre), considerándose como output la cifra de “ingresos de explotación”, mientras que como inputs se tomaron las cuatro rúbricas que caracterizan los gastos de explotación del negocio: compras consumidas, gastos de personal, depreciación del

¹ Menos del 1% de las empresas muestreadas sometieron sus cuentas a auditoría externa.

inmovilizado y otros gastos de explotación. El modelo propuesto puede asimilarse a la función de producción de cualquier empresa, donde se pretende maximizar el output obtenido.

Tabla 5. Modelo DEA (orientación output)²
<p>Output:</p> <ul style="list-style-type: none"> - Ingresos de explotación (B.1) <p>Inputs:</p> <ul style="list-style-type: none"> - Consumos de explotación (A.1) - Gastos de personal (A.2) - Dotaciones para amortizaciones del inmovilizado (A.3) - Otros gastos de explotación (A.5)

Para la modelización del pronóstico de resultados se consideró la cifra de “resultados de explotación”³ de acuerdo a los modelos recogidos en la tabla 6 a partir de datos de series temporales y corte transversal:

Tabla 6. Modelos de Predicción de Resultados de Explotación
<p>Modelo 1 : $Rex_{i,t+1} = \omega_0 + \omega_1 IDEa_{i,t} + e_{i,t}$</p> <p>Modelo 2 : $Rex_{i,t+1} = \omega_0 + \omega_1 IDEa_{i,t} + \omega_2 Rex_{i,t} + e_{i,t}$</p>

donde,

$Rex_{i,t+1}$: Resultado de explotación de la empresa i para el periodo t+1

$IDEa_t$: Puntuación de la empresa i en el modelo DEA (BCC o CCR) para el periodo t

$Rex_{i,t}$: Resultado de explotación de la empresa i para el periodo t

Sobre la estimación de los modelos econométricos propuestos, debemos realizar algunas precisiones en cuanto a los principales problemas que acontecen en este tipo de investigaciones. Así, un problema muy común suele ser que los residuos no presenten varianza constante, es decir, tengan una estructura heterocedástica, lo que podría ocasionar

² Entre paréntesis los epígrafes de la cuenta de pérdidas y ganancias abreviada.

³ A pesar de que la cuenta de pérdidas y ganancias abreviada contempla como gasto la rúbrica “variación de las provisiones de tráfico y pérdidas de créditos incobrables”, decidimos no incluirla entre los inputs del modelo DEA por entender que la incidencia de esta partida es mínima respecto del desenvolvimiento normal de las empresas par el caso de pymes.

una valoración en exceso de los estadísticos “t” que induce a considerar significativos los coeficientes de las variables explicativas del modelo, cuando realmente no lo son. Para solucionar este problema hemos optado por ajustar las desviaciones típicas de los coeficientes de las variables regresoras a través de la utilización de la matriz de varianzas-covarianzas de White (1980).

Un segundo problema no menos importante es la autocorrelación de los residuos, característica que puede darse cuando tratamos con datos de series temporales. Para conocer el grado de autocorrelación de los términos de error se calculó en todas las regresiones el estadístico Durbin-Watson (1951) cuyo valor osciló entre 1,5 y 2,5, asumiéndose la inexistencia de autocorrelación en los residuos para los modelos estimados (SPSS 10, p. 355).

4.4. Discusión de los resultados

Se estimaron cuatro modelos (tabla 6) utilizando como variable regresora las puntuaciones DEA obtenidas a partir de los modelos de rendimientos a escala variables (modelo BCC) y constantes (modelo CCR). Las estimaciones se realizaron para la muestra agrupada (pooled sample) así como para cada año del periodo temporal considerado⁴.

Los resultados obtenidos para el modelo 1 se presentan en las tablas 7 y 8, considerando en el modelo de regresión 1.A como variable explicativa las puntuaciones DEA del modelo BCC, mientras que el modelo de regresión 1.B toma las procedentes del modelo de rendimientos constantes CCR.

La regresión estimada sobre la muestra agrupada en el modelo 1.A presentan un coeficiente asociado a la variable (BCC Δ) positivo y significativo ($t=10,39$), hecho que se repite para el modelo 1.B ($t=8,59$ para la variable CCR Δ). Esta misma situación se da en las regresiones

⁴ Adicionalmente se obtuvieron los valores medios de los coeficientes de las regresiones anuales, calculando el estadístico Z (White, 1984; Bernard, 1987) como valor estimado de la “t” de Student para $n-1$ grados de libertad, de acuerdo a la siguiente formulación matemática:

$$Z = \frac{\rho}{\sigma(\rho) / \sqrt{n-1}}$$

donde,

Δ = valor medio de “t” de Student a partir de las regresiones anuales

Φ = desviación típica de la distribución “t” de Student de las regresiones anuales.

n = número de regresiones anuales.

anuales, con niveles de significación asociados al coeficiente (ω_1) significativos en todos los casos al nivel del 1%. Sin embargo, los valores del coeficiente de determinación R^2 ajustado en el modelo 1.A (modelo 1.B) varían en una horquilla del 9% al 13% (9 al 11%), siendo excesivamente bajos para aceptar un nivel explicativo suficiente del modelo.

Tabla 7. Resultados de las estimaciones del modelo 1.A
 $Rex_{i,t+1} = \omega_0 + \omega_1 BCC_{i,t} + e_{i,t}$

Periodo t+1 - t	Intercepto	ω_1	R^2 ajust
2002-2001	-291,57*** (-5,45)	436,17*** (6,82)	0,1298
2001-2000	-334,98*** (-5,64)	489,60*** (6,72)	0,1595
2000-1999	-196,51*** (-3,77)	317,58*** (5,02)	0,0983
Agrupada	-269,33*** (-8,28)	408,93*** (10,39)	0,1294
Media	-274,35** (-6,81)	414,45*** (8,64)	-----

(Valores del estadístico t entre paréntesis)

*** significativo al nivel del 1%; ** significativo al nivel del 5%

Tabla 8. Resultados de las estimaciones del modelo 1.B
 $Rex_{i,t+1} = \omega_0 + \omega_1 CCR_{i,t} + e_{i,t}$

Periodo t+1 - t	Intercepto	ω_1	R^2 ajust
2002-2001	-216,66*** (-3,93)	360,80*** (5,38)	0,0950
2001-2000	-261,14*** (-4,36)	418,17*** (5,55)	0,1155
2000-1999	-133,38*** (-2,68)	254,33*** (4,05)	0,0626
Agrupada	-199,84*** (-6,27)	340,29*** (8,59)	0,0926
Media	-203,73** (-5,93)	344,43*** (8,60)	-----

(Valores del estadístico t entre paréntesis)

*** significativo al nivel del 1%; ** significativo al nivel del 5%

Los resultados del modelo 2 se presentan en las tablas 9 y 10. Para la muestra agrupada en el modelo 2.A se observa que cuando se introduce como variable explicativa el resultado de la explotación con retardo de un periodo, el coeficiente asociado a la medida de eficiencia (ω_1) en el modelo de rendimientos a escala variables sigue siendo positivo y significativo ($t=2,12$) conjuntamente con el coeficiente (ω_2) de la variable del resultado ($t=12,85$), aumentando de una manera muy importante el valor explicativo del modelo (R^2 ajust. = 64,89%), lo cual nos indica la bondad de ajuste del mismo a los datos muestrales. La situación descrita se repite para el caso de los valores medios estimados de los coeficientes de regresión, aunque los coeficientes (ω_1) y (ω_2) son significativos únicamente al nivel del 10% y 5% respectivamente.

Sin embargo, cuando estimamos el modelo a partir del tratamiento de datos por periodos anuales, el coeficiente (ω_2) correspondiente al resultado de explotación sigue siendo significativo al 1% en todos los periodos considerados, pero no así el coeficiente (ω_1) asociado a la medida de eficiencia, que tan sólo aparece como significativo en el periodo 2000-2001 al nivel del 10%. El poder explicativo de las estimaciones puede aceptarse dado que los valores obtenidos de coeficiente R^2 ajustado son superiores al 64% en todos los casos.

El modelo 2.B, que utiliza como medida estimada de eficiencia las puntuaciones DEA del modelo CCR, presenta resultados similares, por lo que no puede afirmarse que la utilización por parte de las pymes de factores fijos en el corto plazo contribuya a una menor capacidad explicativa de los índices de eficiencia para el pronóstico de resultados.

Para comprobar si efectivamente en las estimaciones del modelo 2 el coeficiente (ω_1) asociado a las medidas de eficiencia técnica proporciona información adicional respecto al coeficiente (ω_2) de la variable explicativa del resultado de explotación, formulamos el test de Wald considerando la hipótesis nula ($\omega_1 = 0$). Los resultados se presentan en la última columna de las tablas 9 y 10, comprobándose que para la muestra agrupada la hipótesis nula fue rechazada en ambos modelos al nivel del 5% (modelo 2.A; $F = 4,49$; modelo 2.B, $F = 4,65$), así como para el periodo 2000-2001 (modelo 2.A; $F = 3,72$; modelo 2.B, $F = 3,27$), en este caso al nivel del 10%.

Tabla 9. Resultados de las estimaciones del modelo 2.A					
$Rex_{i,t+1} = \omega_0 + \omega_1 BCC_{i,t} + \omega_2 Rex_{i,t} + e_{i,t}$					
Periodo t+1 - t	Intercepto	ω_1	ω_2	R² ajust	Test Wald (F-test)
2002-2001	-3,33 (-0,10)	34,06 (0,78)	0,71*** (7,32)	0,6404	0,61
2001-2000	-37,86 (-1,49)	69,30* (1,93)	0,86*** (6,76)	0,6433	3,72*
2000-1999	-5,98 (-0,25)	26,51 (0,88)	0,88*** (12,80)	0,6805	0,77
Agrupada	-17,18 (-1,08)	45,41** (2,12)	0,80*** (12,85)	0,6489	4,49**
Media	-15,72 (-0,62)	43,29* (2,64)	0,82** (3,80)	-----	-----

(Valores del estadístico t entre paréntesis)

*** significativo al nivel del 1%; ** significativo al nivel del 5%; * significativo al nivel del 10%

Tabla 10. Resultados de las estimaciones del modelo 2.B					
$Rex_{i,t+1} = \omega_0 + \omega_1 CCR_{i,t} + \omega_2 Rex_{i,t} + e_{i,t}$					
Periodo t+1 - t	Intercepto	ω_1	ω_2	R² ajust	Test Wald (F-test)
2002-2001	9,90 (0,30)	18,88 (0,43)	0,72*** (7,45)	0,6399	0,19
2001-2000	-33,54 (-1,26)	66,07* (1,81)	0,87*** (7,02)	0,6432	3,27*
2000-1999	-25,97 (-1,02)	52,50 (1,59)	0,87*** (13,11)	0,6825	2,53
Agrupada	-16,24 (-1,03)	45,74** (2,16)	0,81*** (13,26)	0,6490	4,65**
Media	-16,54 (-1,11)	45,82* (2,44)	0,82** (3,83)	-----	-----

(Valores del estadístico t entre paréntesis)

*** significativo al nivel del 1%; ** significativo al nivel del 5%; * significativo al nivel del 10%

De acuerdo con los resultados del modelo 1 podemos rechazar la hipótesis nula H_{01} , aunque con cierta cautela, pues efectivamente se corroborara que existe una asociación positiva y significativa entre el resultado de la explotación y las medidas de eficiencia técnica con retardo de un periodo, aunque, sin embargo, el nivel de bondad de ajuste del modelo es bajo de acuerdo con valor ofrecido por el coeficiente de determinación ajustado.

En cuanto a la hipótesis H_{02} , ésta puede rechazarse para la estimación del modelo 2 respecto a los datos de la muestra agrupada, ya que los coeficientes asociados a las variables explicativas son positivos y significativos y su coeficiente de determinación suficientemente alto para aceptar el nivel explicativo del modelo. Sin embargo, para el caso de las regresiones anuales, la hipótesis nula únicamente puede ser rechazada para el periodo 2000-2001 en los modelos 2.A y 2.B, con un nivel de significación del 10% para el coeficiente asociado a las medidas de eficiencia técnica.

Los resultados presentados son consistentes con los obtenidos en otras investigaciones a nivel de la muestra agrupada, aunque en este caso sólo respecto a la variable explicativa calculada a partir del modelo DEA de rendimientos a escala variables (Abad et al., 2004).

5. Conclusiones

El presente trabajo investiga si las medidas de eficiencia técnica gozan de poder predictivo sobre los resultados futuros de la empresa. La literatura especializada en el pronóstico de resultados ha venido a poner de manifiesto que el resultado del ejercicio acredita ser una variable explicativa consistente en la predicción de resultados futuros, y otras investigaciones también demuestran que variables distintas al resultado pueden contener información en orden a modelizar la estimación de las futuras ganancias. En este contexto, hemos estudiado si las medidas rendimiento son capaces de contribuir a dicha tarea, captando de alguna manera el componente permanente del resultado que se mantiene en el tiempo.

Para ello se analizó una muestra de pequeñas y medianas empresas radicadas en la Región de Murcia, con objeto de pronosticar los resultados de la explotación del negocio en los modelos estimados. Se utilizó como variable regresora una medida de eficiencia basada en las puntuaciones obtenidas a través de la técnica no paramétrica del Análisis Envoltante de Datos (DEA) en orientación output, bajo la doble óptica de rendimientos a escala variables (modelo BCC) y constantes (modelo CCR).

Los resultados que presentamos para una muestra total de 472 empresas/año indican que efectivamente existe una capacidad predictiva de las medidas de eficiencia calculadas bajo escenarios de rendimientos a escala variables y constantes (modelo 1), cuya modelización tiene mayor bondad de ajuste a los datos muestrales al incorporar como variable explicativa el

resultado de explotación del ejercicio anterior. Sin embargo, cuando se realizaron estimaciones anuales para el modelo que incluye ambas variables explicativas (modelo 2), la significación de los coeficientes disminuye, no pudiéndose rechazar en este caso la hipótesis propuesta, excepto para un solo periodo anual de los analizados al nivel del 10%.

BIBLIOGRAFÍA

Abad, C., Banker, R.D. y Mashruwala, R. (2004): “Information content of relative efficiency for predicting operating income”, 4th *International DEA Symposium*, Aston University Birmingham (UK).

Albretch, W.S., Lookabill, L. y McKeon, J. (1977): “The time series properties of annual earnings”, *Journal of Accounting Research*, 15, pp. 226-244.

Athanassopoulos, A.D. y Ballantine, J.A. (1995): “Ratio and frontier analysis for assessing corporate performance: Evidence from the Grocery Industry in the UK”, *Journal of the Operational Research Society*, 46, pp. 427-440.

Ayela, R. y Gómez, J.C. (1993): “Generación de fronteras eficientes en el análisis financiero: Una aplicación empírica”, *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, XXIII, 74, pp. 133-151.

Ball, R. y Watts, R. (1972): “Some times series properties of accounting income”, *Journal of Finance*, 27, pp. 663-681.

Banker, R. D., Charnes A. y Cooper WW. (1984), “Some models for estimating technical and scale inefficiencies in Data Envelopment Analysis”, *Management Science*, vol. 30, 1078-92.

Barr, R.S., Seiford, L.M., y Siems, T.F. (1994): “Forecasting bank failure: A non-parametric frontier estimation approach”, *Recherches Economiques de Louvain*, 60, pp. 417-429.

Bernard, V.L. (1987): “Cross-sectional dependence and problems in inference in market-based accounting research”, *Journal of Accounting Research*, 25 (Spring), pp. 1-48.

Box, G.E.P. y Jenkins, G.M. (1976): *Time series analysis: forecasting and control*, 2ª edición, Holden –Day, San Francisco.

Brown, L.D. y Rozeff, M.S. (1979): “Univariate time series models of quarterly accounting earnings per share: a proposed model”, *Journal of Accounting Research*, 17, pp. 179-189.

Casas Pardo, J. (1984): *Economía*, Madrid.

Charnes, A., Cooper, W.W. y Rhodes, E. (1978): “Measuring the Efficiency of Decision Making Units”, *European Journal of Operational Research*, 2, pp. 429-444.

Charnes, A., Cooper, W., Lewin, A. y Seiford, L.M. (1993): *Data Envelopment Analysis: Theory, methodology and applications*, Kluwer Academic Publishers, Boston.

Debreu, G. (1951): “The coefficient of resource utilization”, *Review of Economic Studies*, 9, pp. 300-312.

Doménech, R. (1992): “Medidas no paramétricas de eficiencia en el sector bancario español”, *Revista Española de Economía*, 9, pp. 171-196.

Durbin, J. y Watson, G.S. (1951): “Testing for serial correlation in least squares regression II”, *Biométrica*, 38, pp. 159-178.

El-Mahgary, S. y Ladhelma, R. (1995): “Data Envelopment Analysis: visualizing the results”, *European Journal of Operational Research*, 85, pp. 700-710.

Farrell, M.J. (1957): “The measurement of productive efficiency”, *Journal of Royal Statistical Society Series*, 120, pp. 253-281.

Fernández-Castro, A. y Smith, P. (1997): “On the normative use of financial statement data”, *Revista Europea de Dirección y Economía de la Empresa*, 6, pp. 127-142.

Finger, C. (1994): “The ability of earnings of predictive future earnings and cash flow”, *Journal of Accounting Research*, 32, pp. 201-223.

Fischer, S., Dotnbusch, R. y Schmalensee, R. (1990): *Economía*, Ed. McGraw-Hill, Madrid.

Foster, G. (1977): “Quartely accounting data: time-series properties and predictive-ability results”, *Accounting Review*, 52, pp. 1-21.

García, T. y Larrán, M. (1996): “La contribución del DEA al análisis financiero: Un estudio empírico”, *Comunicación VII Encuentro de ASEPUC*, Barcelona.

Griffin, P.A. (1977): “The time-series behavior of quartely earnings: preliminary evidence”, *Journal of Accounting Research*, 15, pp. 71-83.

Koopmans, T.C. (1951): “An analysis of production as an efficient combination of activities”, en Koopmans T.C. (ed): *Activity Analysis of Production and Allocation*, Cowles Commission for Research in Economics, nº 13, Wiley, New York. U.S.A.

Lev, B. (1983): “Some econometric determinants of time-series properties of earnings”, *Journal of Accounting and Economics*, vol. 5, pp. 31-48.

Lindbeck, A. (1971): “Sobre la eficiencia de la competencia y la planificación”, en Lindbeck *Sistema económicos y política asignativa*, 41-79.

Lipe and Kormendi (1994): “Mean reversion in annual earnings and its implications for security valuation”, *Review of Quantitative Finance and Accounting*, pp. 27-46.

Little, I.M.D. (1962): “Higgledy piggedly growth”, *Bulletin of the Oxford Institute of Economics and Statistics*, 24, pp. 389-342.

Miliotis, P.A. (1992): “Data envelopment analysis applied to electricity distribution districts”, *Journal of the Operational Research Society*, 43, pp. 549-555.

Majumdar, S.K. (1998): “On the utilization of resources: Perspectives from the US telecommunications industry”, *Strategic Management Journal*, 19, pp. 809-831.

Martínez, M. y Zofio, J.L. (2000): “Titularidad, mercado y eficiencia técnica en el transporte aéreo: Un análisis de frontera graph no paramétrico”, *Revista de Economía Aplicada*, 23, VIII, pp. 93-117.

Olhson, J. (1995): “Earnings, book values and dividends in security valuation”, *Contemporary Accounting Research*, primavera, pp. 661-668.

Ou, J.A. (1990): “The information content of nonearnings accounting numbers as earnings predictors”, *Journal of Accounting Research*, pp. 144-163.

Paradi, J.C., Asmild, M. y Simak, P.C. (2001): “Using DEA and negative DEA for credit risk evaluation”, *Comunicación VII European Workshop on Efficiency and Productivity Analysis*, Oviedo.

Predraja Chaparro, F., Salinas-Jiménez, J. y Smith, P. (1997): “On the role of weight restrictions in Data Envelopment Analysis”, *Journal of Productivity Analysis*, 8, pp. 215-230.

Penman, S. (1992): “Return to Fundamentals”, *Journal of Accounting Auditing and Finance*, pp. 465-484.

Pina Martínez, V. y Torres Pradas, L. (1995): “Evaluación del rendimiento de los Departamentos de Contabilidad de las Universidades Españolas”, *Revista de Hacienda Pública Española*, pp. 183-190.

Quirós, C. y Picazo, A.J. (2001): “Liberalización, eficiencia y cambio técnico en telecomunicaciones”, *Revista de Economía Aplicada* 25, IX, pp. 11-113.

Real Decreto 1643/1990, de 20 de diciembre, por el que se aprueba el Plan General de Contabilidad.

Real Decreto 296/2004, de 20 de febrero, por el que se aprueba el régimen simplificado de la contabilidad.

Ramakrishnan, R. y Thomas, J. (1992): "What matters from the past: market value, book value or earnings? earnings valuation and sufficient statistics for prior information", *Journal of Accounting, Auditing and Finance*, 7, p. 423-464.

Sherman, H.D. y Gold, F. (1985): "Bank branch operating efficiency: Evaluation with data envelopment analysis", *Journal of Banking and Finance*, 9, pp. 297-315.

Simak, P.C. (1997): "DEA based analysis of corporate failure", *Working paper*, University of Toronto.

Smith, P. (1990): "Data Envelopment Analysis applied to financial statements", *International Journal of Management Science*, pp. 131-138.

SPSS 10: *Guía para el análisis de datos*, (<http://www.uca.es/serv/ai/formacion/spss>) Hispano portuguesa SPSS, Madrid

Thore, S., Phillips, F., Ruefli, T.W., y Yue, P. (1996): "DEA and the management of the product cycle: The US computer industry", *Computers and Operations Research*, 23, pp. 341-356.

Watts, R.L. (1975): "The time-series behaviour of quarterly earnings", *Working paper*, University of Newcastle.

White, H. (1980): "A heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimator and a direct test for heteroskedasticity", *Econometrica*, 48 (mayo), pp. 817-838.

White, H. (1984): *Asymptotic Theory for Econometricians*, FL Academic Press, Harcourt Brace Jovanovitch, Orlando.

Worthington, A.C. (1998): "The application of mathematical programming techniques to financial statement analysis: Australian gold production and exploration", *Australian Journal of Management*, 23, pp. 97-113.

Wu, C., Chihwa, K y Lee, F.L. (1996): “Time-series properties of financial series and implications for modeling”, *Journal of Accounting, Auditing and Finance*, 11, pp. 277-303.

Yeh, Q. (1996): “The application of Data Envelopment Analysis in conjunction with financial ratios for bank performance evaluation”, *Journal of the Operational Research Society*, 47, pp.980-988.