

EL PRONOSTICO DEL FRACASO EMPRESARIAL MEDIANTE GOAL PROGRAMMING: APLICACION AL CASO BANCARIO ESPAÑOL

Patrocinio Fernández Geniz

Dolores Gómez Domínguez

Asunción Zapata Reina

Departamento Economía Aplicada I

Universidad de Sevilla

1.-INTRODUCCION

La predicción con la mayor anticipación posible del fracaso de una empresa, es un tema que despierta gran atención para las partes que, de una u otra forma, tienen intereses económicos en la misma, ya sean accionistas, acreedores, empleados, administradores, auditores ... La predicción del fracaso de instituciones bancarias posee un interés adicional debido a los efectos que las quiebras de entidades bancarias tienen sobre otras entidades de depósitos y sobre la economía en general.

Esto originó una serie de estudios empíricos que, utilizando técnicas del análisis univariante, multivariante, logit y probit¹, y basándose en un conjunto de variables, fundamentalmente ratios financieros, pretenden explicar y predecir la quiebra de las empresas². A pesar de que la literatura empírica sobre el tema es numerosa, no existe una teoría económica de la quiebra que guíe la elección de las variables predictoras, pudiendo establecer una relación a priori de las mismas que explique el fracaso empresarial. Por ello, la mayoría de los trabajos se han elaborado eligiendo un conjunto de variables (principalmente ratios contables) lo más amplio posible, y, a través de técnicas que miden la significación estadística de cada una de ellas o a través del propio modelo, se ha ido estableciendo el contenido informativo de cada una de ellas.

El análisis Discriminante Lineal ha sido probablemente uno de los métodos más

¹ El interés vigente por el tema hoy día ha originado nuevos trabajos que utilizan las redes neuronales artificiales y la teoría de valoración de opciones para abordar el pronóstico del fracaso empresarial.

² En Estados Unidos es abundante la literatura que se ocupa de la predicción del fracaso empresarial, tanto para el sector industrial, como para el sector bancario. En España, el número de trabajos es más reducido y se han centrado fundamentalmente en el pronóstico de la quiebra bancaria y de entidades aseguradoras. Conviene señalar que, en el caso de España, la elaboración de estudios de carácter empírico presenta un handicap, la carencia de información frente a la abundante y detallada información contable a nivel macro y micro existente en Estados Unidos.

usados para identificar el desastre financiero. Desde que Altman³ publicara su estudio sobre la predicción de la quiebra en la industria manufacturera americana, muchos han sido los trabajos que han tratado de abordar este tema aplicado a distintos sectores, o incluso a un mismo sector en distintos países⁴.

Para el problema de la predicción del fracaso, el análisis discriminante lineal construye funciones lineales del tipo:

$$Z = A_0 + A_1 X_1 + \dots + A_n X_n$$

donde X_1, \dots, X_n son las variables predictoras, A_0, \dots, A_n son los coeficientes estimados, y Z denota la puntuación o "score". Calculada Z para cada uno de los individuos, se clasifica en fracasado (saneado) en función de $Z < 0$ (>0).

La regla de clasificación en el caso de dos grupos es óptima bajo las siguientes suposiciones:

- * Distribución de probabilidad normal multivariante en cada uno de los grupos.
- * La matriz de covarianzas es igual en los dos grupos.
- * Los vectores de medias μ_1 y μ_2 , la matriz de covarianzas Σ y las probabilidades "a priori" son conocidas.

El que se incumplan la primera y la segunda presunción en la aplicación al pronóstico empresarial, suele ser más una regla que una excepción⁵. Cuando no se verifica la primera, se suele recurrir a aplicar algún tipo de transformación en las variables, como pueden ser la raíz cuadrada o el logaritmo neperiano, pero ello no garantiza la normalidad⁶. Si es la segunda suposición la que no cumplen las variables, se puede utilizar un modelo cuadrático en lugar de un modelo lineal.

Los ratios financieros.

³ Altman, 1968.

⁴ Dado que el entorno no es el mismo en todos los países, los modelos no son, por lo general, extrapolables. Esta dificultad se incrementa si se está aplicando a la banca, sector que suele estar muy regulado dentro de cada país.

⁵ Eisenbeis (1977). Zavgren (1985).

⁶ Barniv, R. y Raveh, A; (1989), p. 364.

Entre las fuentes que pueden proporcionarnos indicadores de la evolución de la situación de una empresa se encuentran, el balance de situación, la cuenta de pérdidas y ganancias y los indicadores de mercado. Si consideramos los estados financiero-contables como una rica fuente de datos, los ratios financieros constituyen un instrumento para interpretarlos.

Los ratios financieros representan la relación matemática por cociente entre dos magnitudes de las recogidas en los estados contables. No constituyen magnitudes significativas en sí mismas, y deben interpretarse comparándolos con valores pasados o con determinados estándares previamente establecidos, o bien, haciendo una comparación entre el valor que un determinado ratio toma en otras empresas del mismo sector, o con los valores medios. Los ratios financieros han sido las variables independientes más comúnmente usadas en los modelos de predicción obtenidos mediante análisis discriminante. Uno de los principales inconvenientes que presentan en esta aplicación, está relacionado con las hipótesis de las reglas de clasificación, ya que, por lo general, la no normalidad de la distribución de los ratios contables es una evidencia contrastada⁷.

Muchos autores coinciden al señalar que, pese a los inconvenientes que presentan determinadas características de los ratios, y que la mayoría de las veces el fracaso de una empresa se debe a desfalcos, conductas fraudulentas ..., que tardan en manifestarse y que son difíciles de recoger en un indicador, dichas medidas financieras pueden, en buena medida, evaluar la solidez de una firma. Entre los ratios que han mostrado una mayor capacidad a la hora de predecir el fracaso, se encuentran los de rentabilidad y liquidez, seguidos de los de eficiencia operativa y estructura de activo y pasivo.

En el presente trabajo pretendemos abordar el análisis del fracaso empresarial mediante técnicas de Goal Programming lineal. Esta técnica supera los inconvenientes presentados en el análisis discriminante, presentados anteriormente. Consideramos, finalmente, una aplicación al estudio de la quiebra bancaria en España.

2.-PROGRAMACION POR OBJETIVOS O GOAL PROGRAMMING LINEAL.

La programación por objetivos o *Goal Programming* se considera uno de los métodos

⁷ Sobre la no normalidad de los ratios contables puede consultarse Bougen, P.D. y Drury, J.C. (1980).

con mayor operatividad para resolver problemas de optimización. El economista premio Nobel en 1978 Simon (1957) afirma que el contexto decisional en las complejas organizaciones actuales está definido por objetivos múltiples, recursos limitados, intereses en conflicto, información incompleta, etc, características que no permiten al decisor optimizar nada, sino que sólo puede intentar que unos objetivos relevantes se aproximen a unos niveles de aspiración prefijados.

El goal programming se inicia con los trabajos de Charnes, Cooper y Ferguson (1955) y Charnes y Cooper (1961). Aunque hasta mediados de los años setenta las aplicaciones son bastante escasas, a partir de este momento aparece una gran cantidad de trabajos que desarrollan aspectos teóricos, operativos y aplicaciones de la programación por objetivos. Es, por tanto, uno de los métodos de investigación operativa más popular de los últimos años.

La formulación de un modelo de programación por objetivos consiste en fijar los atributos relevantes y determinar el nivel de aspiración correspondiente a cada atributo, o sea, el nivel de logro que desea el decisor. Relacionamos el atributo con el nivel de aspiración, introduciendo las variables de desviación negativa y positiva. Esta relación se denomina meta, de modo que para el atributo i -ésimo, se tiene la ecuación:

$$q_i(x) + d_i^- - d_i^+ = t_i$$

donde $q_i(x)$ es la expresión del atributo i -ésimo, d_i^- y d_i^+ las variables de desviación negativa y positiva, respectivamente y t_i el nivel de aspiración de dicho atributo. La variable d_i^- (d_i^+) cuantifica la falta (el exceso) de logro de una meta con respecto a su nivel de aspiración.

Como un nivel de aspiración no puede sobrepasarse y quedar por debajo de él al mismo tiempo, al menos una de las variables ha de ser cero. Ambas toman el valor cero cuando la meta alcanza exactamente su nivel de aspiración. Una variable de desviación es no deseada cuando al decisor le conviene que alcance su valor menor, es decir, cero y es deseada cuando conviene maximizar su valor. Cuando la meta deriva de un problema de maximizar (minimizar), la variable no deseada será la de desviación negativa (positiva), que cuantifica la falta (exceso) de logro.

Para un problema de maximización, se plantea, mediante la programación por objetivos, el siguiente problema:

$$\min \{d_1^-, \dots, d_p^-\}$$

$$\text{s.a. } x \in X, q_i(x) + d_i^- \geq t_i, d_i^- \geq 0, i=1, \dots, p$$

Normalmente, un punto que satisface todas las metas (punto utópico) es infactible. Habrá que encontrar un punto factible que se acerque a las metas tanto como sea posible. Una vez determinadas las variables de desviación, para formular un modelo de goal programming es necesario minimizar estas variables, proceso que puede acometerse de varias formas.

La forma más intuitiva de minimizar las variables de desviación no deseadas consiste en minimizar su suma, que sólo debe usarse como subrogado de las preferencias del decisor ya que no tiene significado (porque suma variables medidas en distintas unidades y porque, como los valores absolutos de los niveles de aspiración son muy diferentes, la minimización de la suma de las variables desviacionales puede producir soluciones sesgadas hacia un mayor cumplimiento de las metas con niveles de aspiración más elevados). Este problema se evita minimizando una suma de desviaciones porcentuales, de modo que la suma no presenta problemas de homogeneidad ya que los porcentajes carecen de dimensión y se elimina así cualquier sesgo en las soluciones.

Aún así, presenta un inconveniente, ya que da la misma importancia al logro de todas las metas, lo cual no tiene que ser cierto. Por ello, se considera esa suma ponderada mediante unos coeficientes que representan la importancia que el decisor asigna a la realización de cada meta. Este método se denomina programación por objetivos ponderados o goal programming arquimediano. Para un problema de maximización en el que las metas son de la forma $q_i(x) \geq t_i$ se plantea como sigue:

$$\begin{aligned} &\min w_1 d_1^- + \dots + w_p d_p^- \\ &\text{s.a. } x \in X, q_i(x) + d_i^- \geq t_i, d_i^- \geq 0, i=1, \dots, p \end{aligned}$$

3.- MODELO GENERAL.

A continuación se considera el goal programming lineal como una técnica para discriminar entre dos grupos. Esta alternativa de selección de grupos es más simple que los procedimientos discriminantes convencionales porque es más fácil de entender y de manipular. Freed y Glover (1981), Bajgier y Hill (1982) y Gupta, Rao y Bagchi (1990) obtuvieron resultados computacionales muy significativos confirmando el gran potencial del goal programming lineal en la discriminación de grupos.

El modelo sugerido por Freed y Glover (1981), que se utiliza para realizar este

estudio, proporciona un hiperplano $Ax=b$, $A \in R^n, b \in R$, que sirve para separar entre dos grupos: bancos saneados y bancos fracasados en nuestro caso. Para conseguir la partición de los dos grupos de observaciones se utiliza la siguiente metodología. Sean las observaciones x_i y dos grupos G_1 y G_2 , donde cada grupo engloba p observaciones, de modo que están emparejadas las observaciones de uno y otro grupo. El objetivo del método es encontrar la transformación lineal A y el valor b tal que se verifiquen las siguientes desigualdades:

$$Ax_i \leq b, x_i \in G_1, \quad Ax_i \geq b, x_i \in G_2$$

Puede plantearse el problema de encontrar A y b de modo que se cumplan estas metas, o, en caso de que no sea posible, encontrar la solución que más se acerque al cumplimiento de estas metas. Si definimos α_i como la medida del incumplimiento de estas metas, entonces todas las observaciones deben satisfacer

$$Ax_i \leq b + \alpha_i, x_i \in G_1, \quad Ax_i \geq b - \alpha_i, x_i \in G_2$$

El objetivo es minimizar los incumplimientos de las inecuaciones.

$$\min \{\alpha_1, \dots, \alpha_{2p}\}$$

$$\text{s.a. } Ax_i \leq b + \alpha_i, x_i \in G_1, i=1, \dots, p$$

$$Ax_i \geq b - \alpha_i, x_i \in G_2, i=p+1, \dots, 2p$$

$$\alpha_i \geq 0, i=1, \dots, 2p$$

Generalmente, no se puede anticipar qué puntos cumplirán las metas $Ax_i \leq b, x_i \in G_1$, $Ax_i \geq b, x_i \in G_2$. Sin embargo, es obvio que todas las observaciones van a cumplir las metas "relajadas" $Ax_i \leq b + \alpha_i, x_i \in G_1$, $Ax_i \geq b - \alpha_i, x_i \in G_2$. Entonces, se pretende minimizar los incumplimientos de las metas (α_i) y maximizar las distancias d_i , que son las distancias de cada grupo a la meta. Obsérvese que maximizar d_i es equivalente a minimizar $-d_i$. Luego podría plantearse como:

$$\min \{\alpha_1, \dots, \alpha_{2p}, -d_1, \dots, -d_{2p}\}$$

$$\text{s.a. } Ax_i + d_i = b + \alpha_i, x_i \in G_1, i=1, \dots, p$$

$$Ax_i - d_i = b - \alpha_i, x_i \in G_2, i=p+1, \dots, 2p$$

$$\alpha_i, d_i \geq 0, i=1, \dots, 2p$$

Este problema puede abordarse desde distintos puntos de vista, entre ellos el Goal programming arquimediano o ponderado mediante pesos. La formulación del modelo queda:

$$\min \{w_1\alpha_1 + \dots + w_{2p}\alpha_{2p} - \lambda_1 d_1 - \dots - \lambda_{2p} d_{2p}\}$$

$$\begin{aligned} \text{s.a. } Ax_i + d_i &= b + \alpha_i, x_i \in G_1, i=1, \dots, p \\ Ax_i - d_i &= b - \alpha_i, x_i \in G_2, i=p+1, \dots, 2p \\ \alpha_i, d_i &\geq 0, i=1, \dots, 2p \end{aligned}$$

Los valores A y b son los coeficientes del hiperplano de separación de los dos grupos. Luego su valor puede tomar cualquier signo. Por ello, para resolverlo usando alguno de los paquetes informáticos disponibles, estas variables se deben descomponer como diferencia de dos no negativas. Para evitar la solución nula, se puede añadir una restricción de normalización $A_1 + \dots + A_r + b = N$. En ocasiones, en vez de esta restricción puede considerarse $b = N$ ó $A_1 + \dots + A_r = N$.

En este problema, que se plantea como un modelo de goal programming lineal, las variables desviacionales son $d_i = d_i^+$ y $\alpha_i = d_i^-$. Los valores w_i y λ_j , $i, j = 1, \dots, 2p$ son los pesos correspondientes a las variables de desviación y representan la importancia dada a cada tipo de desviación, permiten ponderar los errores tipo 1 (clasificar un banco saneado como fracasado) y tipo 2 (clasificar un banco fracasado como saneado).

Se puede considerar otro enfoque de la programación por objetivos mediante un problema minimax o maximin, es decir, maximizar el mínimo de los d_i y/o minimizar el máximo de los α_i , por lo que el problema se plantearía, expresado como un problema lineal, de la siguiente forma:

$$\begin{aligned} \min \quad & \{w\alpha - \lambda d\} \\ \text{s.a. } & Ax_i + d \leq b + \alpha, x_i \in G_1, i=1, \dots, p \\ & Ax_i - d \geq b - \alpha, x_i \in G_2, i=p+1, \dots, 2p \\ & \alpha, d \geq 0 \end{aligned}$$

4.- APLICACION AL CASO BANCARIO ESPAÑOL.

La metodología descrita en el apartado anterior será aplicada al caso de la quiebra bancaria española. Para ello hemos seleccionado inicialmente una muestra emparejada compuesta por 16 bancos fracasados (Banco de Navarra, Banco de Granada, Banco de Crédito Comercial, Banco de Asturias, Banco de Promoción de Negocios, Banca Catalana de Desarrollo, Banco Industrial del Mediterráneo, Banco Occidental, Banco de Descuento, Banco Unión, Banco de Levante, Banca Catalana, Banco Industrial de Cataluña, Banco de Barcelona, Banco de Alicante, Banco de Crédito e Inversiones) y otros 16 bancos saneados (Banco Comercial Español, Banco de Financiación Industrial, Sindicato de banqueros de Barcelona, Banco de Europa, Banco Industrial de Bilbao, Banco Intercontinental Español,

Banco Comercial Transatlántico, Banco de Comercio, Banco de Fomento, Banca Jover, Banco Pastor, Banco Zaragozano, Banco de Vitoria, Banco de Crédito Balear y Banco de Castilla).

La definición de fracaso utilizada será la intervención del banco por parte de las autoridades monetarias, más concretamente por parte del Fondo de Garantía de Depósitos en el periodo comprendido entre 1978-82. Los bancos saneados se eligen de entre aquellos que presentan un normal funcionamiento y un volumen medio de depósitos en los últimos cinco años similar al de los fracasados.

Cada elemento de la muestra tendrá asociado un vector de ratios financieros, calculados a partir de los balances de situación y la cuenta de pérdidas y ganancias contenidos en los anuarios estadísticos de la banca privada. En nuestro caso, el vector de observaciones estará compuesto por dos ratios, uno de liquidez y otro de rentabilidad.

$$R_1 = \frac{\text{capital circulante}}{\text{pasivo exigible}}$$

$$R_2 = \frac{\text{beneficio neto antes de impuestos}}{\text{activo total}}$$

El tiempo de pronóstico será el año antes de la quiebra, que no tiene que coincidir con un año antes de que se produzca la intervención, sino que por lo general será un periodo inferior al año.

Seleccionados los ratios, tratamos de construir un hiperplano de separación de los dos grupos considerados (bancos fracasados y bancos saneados), mediante la técnica de Goal Programming desarrollada en el apartado anterior, y obtenemos un problema de programación por objetivos con 64 variables de desviación y 33 restricciones.

Aplicando el modelo propuesto a la muestra considerada, se plantea el problema

MAX $D1 + D2 + D3 + D4 + D5 + D6 + D7 + D8 + D9 + D10 + D11 + D12 + D13 + D14 + D15 + D16 + D17 + D18 + D19 + D20 + D21 + D22 + D23 + D24 + D25 + D26 + D27 + D28 + D29 + D30 + D31 + D32 - 100 D1' - 100 D2' - 100 D3' - 100 D4' - 100 D5' - 100 D6' - 100 D7' - 100 D8' - 100 D9' - 100 D10' - 100 D11' - 100 D12' - 100 D13' - 100 D14' - 100 D15' - 100 D16' - 100 D17' - 100 D18' - 100 D19' - 100 D20' - 100 D21' - 100 D22' - 100 D23' - 100 D24' - 100 D25' - 100 D26' - 100 D27' - 100 D28' - 100 D29' - 100 D30' - 100 D31' - 100 D32'$

SUJETO A:

- 2) $0.019 A1 - 0.019 A1' - 0.021 A2 + 0.021 A2' + D1 - D1' - B1 + B2 = 0$
- 3) $0.007 A1 - 0.007 A1' - 0.017 A2 + 0.017 A2' + D2 - D2' - B1 + B2 = 0$
- 4) $0.041 A1 - 0.041 A1' + 0.001 A2 - 0.001 A2' + D3 - D3' - B1 + B2 = 0$
- 5) $- 0.141 A1 + 0.141 A1' - B1 + B2 + D4 - D4' = 0$
- 6) $0.06 A1 - 0.06 A1' - B1 + B2 + D5 - D5' = 0$
- 7) $0.062 A1 - 0.062 A1' - B1 + B2 + D6 - D6' = 0$
- 8) $- 0.022 A1 + 0.022 A1' - 0.006 A2 + 0.006 A2' - B1 + B2 + D7 - D7' = 0$

- 9) $0.001 A1 - 0.001 A1' + 0.005 A2 - 0.005 A2' - B1 + B2 + D8 - D8' = 0$
- 10) $- 0.033 A1 + 0.033 A1' - B1 + B2 + D9 - D9' = 0$
- 11) $0.012 A1 - 0.012 A1' + 0.004 A2 - 0.004 A2' - B1 + B2 + D10 - D10' = 0$
- 12) $- 0.04 A1 + 0.04 A1' + 0.003 A2 - 0.003 A2' - B1 + B2 + D11 - D11' = 0$
- 13) $0.007 A1 - 0.007 A1' + 0.004 A2 - 0.004 A2' - B1 + B2 + D12 - D12' = 0$
- 14) $- 0.02 A1 + 0.02 A1' + 0.004 A2 - 0.004 A2' - B1 + B2 + D13 - D13' = 0$
- 15) $- 0.016 A1 + 0.016 A1' + 0.001 A2 - 0.001 A2' - B1 + B2 + D14 - D14' = 0$
- 16) $- 0.001 A1 + 0.001 A1' + 0.005 A2 - 0.005 A2' - B1 + B2 + D15 - D15' = 0$
- 17) $- 0.027 A1 + 0.027 A1' + 0.002 A2 - 0.002 A2' - B1 + B2 + D16 - D16' = 0$
- 18) $- 0.012 A1 + 0.012 A1' + 0.006 A2 - 0.006 A2' - B1 + B2 - D17 + D17' = 0$
- 19) $0.063 A1 - 0.063 A1' + 0.013 A2 - 0.013 A2' - B1 + B2 - D18 + D18' = 0$
- 20) $0.106 A1 - 0.106 A1' + 0.011 A2 - 0.011 A2' - B1 + B2 - D19 + D19' = 0$
- 21) $0.127 A1 - 0.127 A1' + 0.01 A2 - 0.01 A2' - B1 + B2 - D20 + D20' = 0$
- 22) $0.234 A1 - 0.234 A1' + 0.05 A2 - 0.05 A2' - B1 + B2 - D21 + D21' = 0$
- 23) $0.097 A1 - 0.097 A1' + 0.007 A2 - 0.007 A2' - B1 + B2 - D22 + D22' = 0$
- 24) $0.052 A1 - 0.052 A1' + 0.013 A2 - 0.013 A2' - B1 + B2 - D23 + D23' = 0$
- 25) $0.107 A1 - 0.107 A1' + 0.009 A2 - 0.009 A2' - B1 + B2 - D24 + D24' = 0$
- 26) $0.072 A1 - 0.072 A1' + 0.001 A2 - 0.001 A2' - B1 + B2 - D25 + D25' = 0$
- 27) $0.061 A1 - 0.061 A1' + 0.012 A2 - 0.012 A2' - B1 + B2 - D26 + D26' = 0$
- 28) $0.038 A1 - 0.038 A1' + 0.01 A2 - 0.01 A2' - B1 + B2 - D27 + D27' = 0$
- 29) $0.035 A1 - 0.035 A1' + 0.006 A2 - 0.006 A2' - B1 + B2 - D28 + D28' = 0$
- 30) $0.007 A1 - 0.007 A1' + 0.007 A2 - 0.007 A2' - B1 + B2 - D29 + D29' = 0$
- 31) $0.16 A1 - 0.16 A1' + 0.018 A2 - 0.018 A2' - B1 + B2 - D30 + D30' = 0$
- 32) $- 0.009 A1 + 0.009 A1' + 0.013 A2 - 0.013 A2' - B1 + B2 - D31 + D31' = 0$
- 33) $0.043 A1 - 0.043 A1' + 0.02 A2 - 0.02 A2' - B1 + B2 - D32 + D32' = 0$
- 34) $A1 + A2 - A1' - A2' = 100$

FIN

OPTIMO ENCONTRADO EN EL PASO 5

VALOR DEL OBJETIVO OPTIMO

1) 29.6071400

VARIABLE	VALOR
A1	7.142858
A1'	.000000
A2	92.857140
A2'	.000000
B1	.471429
B2	.000000

De este modo, el hiperplano de separación obtenido mediante el paquete LINDO es:

$$7.142858 R_1 + 92.85714 R_2 = 0.471429,$$

resultado que permite una clasificación correcta del 93.75% de los bancos considerados.

Eliminadas aleatoriamente seis parejas de la muestra, se han obtenido varios hiperplanos. Con estas funciones lineales calculadas con datos referentes a sólo 10 parejas, intentamos clasificar las entidades bancarias excluidas de la muestra considerada inicialmente, obteniendo los siguientes resultados en porcentaje de clasificación correcta:

Hiperplano	% bancos fracasados	% bancos saneados	% total bancos
$11.29 R_1 + 88.709 R_2 = 0.7$	83.33%	83.33%	83.33%

En otros hiperplanos se obtienen resultados similares, siempre inferiores a los obtenidos en el primer hiperplano. Esto confirma el gran potencial de la programación por objetivos o goal programming para discriminar entre varios grupos de observaciones, ya que los porcentajes de clasificación correcta son muy altos.

5.- CONCLUSIONES.

Tal y como hemos descrito en el apartado tres, la técnica goal programming o programación por objetivos puede aplicarse a la predicción de quiebra empresarial, ya que como técnica de clasificación, permite asignar una observación a uno de varios grupos definidos a priori. Nosotros presentamos una aplicación a la quiebra bancaria española. Así, se ha obtenido una función lineal que clasifica correctamente un porcentaje muy alto de bancos en cada uno de los dos grupos considerados.

En trabajos posteriores, sería interesante comparar este procedimiento con las técnicas de análisis discriminante y análisis logit, que tradicionalmente se han venido aplicando al problema de la predicción de quiebra, y comprobar si esta técnica que planteamos mejora los resultados.

El trabajo presentado permite modificaciones mediante la introducción de nuevos ratios u otro tipo de indicadores, aumentando el tamaño de la muestra, modificando los pesos de las desviaciones, así como ampliando el horizonte de predicción, es decir, completando el estudio con datos referentes a "dos años antes del fracaso", "tres años antes..", etc.

BIBLIOGRAFIA.

ALTMAN, E.I.(1968): "Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy". The Journal of Finance, Vol XXIII, num. 4. Septiembre.

- ALTMAN, E.I.; AVERY, R.; EISENBEIS, R. y SINKEY, J.(1981): *Application of classification Techniques in Business, Banking and Finance*. J.A.I. Press, Greenwich (Conn.).
- BAJGIER,S.T. y HILL,A.V. (1982). "An experimental comparison of statistical and linear programming approaches to the discriminant problem". *Decision Sciences*, 13, pp. 604-618.
- BARNIV, R.; RAVEH, A.(1989): "Identifying Financial Distress: A New Nonparametric Approach". *Journal of Business & Accounting*, 16 (3), pp. 361-383.
- BEAVER, W.H.(1968) "Market Prices, Financial Ratios and the Prediction of Failure". *Journal of Accounting Research*, Vol VI, pp. 179-192.
- BOUGEN, P.D.; DRURY, J.C.(1980): "UK Statistical Distributions of Financial Ratios, 1975". *Journal of Business Finance and Accounting*, Vol.7, nº 1, pp. 39-47.
- CHARNES,A. y COOPER,W.W. (1961), *Management models and industrial applications of linear programming*, John Wiley and Sons. New York.
- CHARNES,A., COOPER,W.W. y FERGUSON,R. (1955), "Optimal estimation of executive compensation by linear programming", *Management Science* 1, pp. 138-151.
- CONSEJO SUPERIOR BANCARIO: Anuario Estadístico de la Banca Privada.
- EISENBEIS, R.A. (1977): "Pitfalls in the Application of Discriminant Analysis in Business, Finance and Economics". *The Journal of Finance*, Vol. XXXII, nº 3, pp. 875-900.
- FREED y GLOVER,F. (1981). "Simple but powerful goal programming models for discriminant problems". *European Journal of Operational Research* 7, pp. 44-60.
- GUPTA,Y.P., RAO,R.H. y BAGCHI,P.K. (1990). "Linear goal programming as an alternative to multivariate discriminant analysis: a note". *Journal of Business Finance & Accounting*. 17,4, pp. 593-599.
- LAFFARGA BRIONES, J.; MARTIN MARIN, J.L. Y VAZQUEZ CUETO, M.J.(1986) "El pronóstico a corto plazo del fracaso en las instituciones bancarias: metodología y aplicaciones a la banca española". *ESIC MARKET*, Julio-Septiembre, pp. 59-116.
- MARTIN MARIN, J.L.(1986): *El pronóstico del fracaso empresarial*. Servicio de publicaciones de la Universidad de Sevilla. Sevilla.
- RODRIGUEZ FERNANDEZ, J.M.(1989): "Análisis de las insolvencias bancarias en España: un modelo empírico". *Moneda y Crédito*. Nº 189, pp.187-227.
- SIMON,H.A. (1957). *Models of man*. John Wiley and Sons. New York.
- ZAVGREN, C.V.(1985): "Assessing the vulnerability to failure of American Industrial Firms. A Logistic Approach". *Journal of Business Finance & Accounting*, 12, pp.19-45.