

**DOCUMENTS DE TREBALL**  
**DE LA DIVISIÓ DE CIÈNCIES JURÍDIQUES**  
**ECONÒMIQUES I SOCIALS**

*Col·lecció d'Economia*

**UNA COMPARACIÓN DE LA SELECCIÓN DE LOS RATIOS  
CONTABLES EN LOS MODELOS CONTABLE-FINANCIEROS DE  
PREDICCIÓN DE LA INSOLVENCIA EMPRESARIAL  
(LA LITERATURA PREVIA FRENTE AL ANÁLISIS FACTORIAL)\***

**Antonio Somoza López**

Generalitat de Catalunya. Departament d'Economia i Finances

**Joseph Vallverdú Calafell**

Universitat de Barcelona. Departament de Comptabilitat

**Adreça correspondència**

Departament de Comptabilitat

Facultat de Ciències Econòmiques i Empresariales

Avda. Diagonal, 690

08034 BARCELONA

Tfn. 93 402 19 54

e-mail: [jvallve@eco.ub.es](mailto:jvallve@eco.ub.es)

---

\* Los datos utilizados en este documento ha sido posible obtenerlos gracias a la colaboración del Registro Mercantil de Barcelona, a través de un convenio de colaboración para la investigación.

## RESUMEN:

*En los últimos 30 años la proliferación de modelos cuantitativos de predicción de la insolvencia empresarial en la literatura contable y financiera ha despertado un gran interés entre los especialistas e investigadores de la materia. Lo que en un principio fueron unos modelos elaborados con un único objetivo, han derivado en una fuente de investigación constante.*

*En este documento se formula un modelo de predicción de la insolvencia a través de la combinación de diferentes variables cuantitativas extraídas de los estados contables de una muestra de empresas para los años 1994-1997. A través de un procedimiento por etapas se selecciona e interpreta cuáles son las más relevantes en cuanto a aportación de información.*

*Una vez formulado este primer tipo de modelos se busca una alternativa a las variables anteriores a través de la técnica factorial del análisis de componentes principales. Con ella se hace una selección de variables y se aplica, junto con los ratios anteriores, el análisis univariante. Por último, se comparan los modelos obtenidos y se concluye que aunque la literatura previa ofrece mejores porcentajes de clasificación, los modelos obtenidos a través del análisis de componentes principales no deben ser rechazados por la claridad en la explicación de las causas que conducen a una empresa a la insolvencia.*

**Palabras clave:** insolvencia, quiebra-suspensión de pagos, predicción, ratios, análisis factorial, regresión logística.

**ABSTRACT:**

*During the last 30 years the growing appearance of quantitative models about insolvency prediction in the financial and accounting literature has awakened a great interest among the specialists and researchers of this field. What in the beginning were a few models with a sole objective, has evolved into a source of constant research.*

*In this paper an insolvency prediction model is formulated through a combination of different quantitative variables extracted from the Annual Accounts of sample firms for the period 1994-1997. Using a stepwise procedure, those variables, which proved to be the most relevant in providing information were selected and analysed.*

*Once we have formulated these models, we looked for an alternative to the previous variables through the use of factorial analysis of main components and it is made a variable selection through this technique. The univariate analysis is applied to both groups of ratios. Lastly, we compared the models obtained and we concluded that although the ratios of previous literature offer better results, the models with the variables of factorial analysis should not be rejected because the causes of insolvency are clearer than in those models that used variables from popularity in literature.*

**Key words:** insolvency, bankruptcy, suspensions of payments, predictions, ratios, factorial analysis, logistic regression.

**JEL classification:** G33, C35.

## 1. INTRODUCCIÓN

Desde la década de los 60 han ido apareciendo artículos y estudios acerca de la predicción del fracaso empresarial. Todos ellos han sido el fruto de la necesidad cada vez más acuciante de poder diagnosticar, para así predecir, el estado de salud de las empresas. En la mayoría de los casos, estos trabajos son el producto de una investigación sobre datos contables y financieros, sobre los cuales se aplican técnicas estadísticas con el objetivo de obtener modelos que permitan dar respuesta adecuada a la pregunta sobre si una empresa puede llegar a una situación de insolvencia en el futuro.

Por otra parte, estos modelos han de ser adaptados a la realidad en la que nos movemos y la pequeña y mediana empresa española tiene unas características muy definidas que obligan a un planteamiento de su mejor adecuación.

De lo mucho publicado en torno a este tema, centramos su clasificación en lo que se ha considerado más relevante según Altman *et al.* [1981], Zavgren [1983] y Jones [1987].

Se puede hacer una clasificación según diferentes criterios:

1. *Objetivo del estudio.* Lo que se pretende con cada estudio, así en la mayoría de los casos se confecciona un modelo de predicción (Beaver [1966], Altman [1968], Deakin [1972], Blum [1974] y otros); en otros se comparan modelos para discriminar entre las mejores alternativas (Elam [1975], Hamer [1983], Frydman *et al.* [1985]) o bien se realiza una formulación teórica que sustente la selección de los resultados [Wilcox, 1971].
2. *Definición de fracaso.* En la mayoría se utiliza como subrogado de ésta la quiebra legal (Altman [1968], Deakin [1972], Zavgren [1985]); también se

utiliza la morosidad a una entidad de crédito (Beaver [1966] o Edminster [1972]) así como otras figuras.

3. *Variables utilizadas.* Las más usuales son los ratios contable-financieros extraídos de las cuentas anuales depositadas por las empresas, ya sea desde un enfoque univariante (Beaver [1966]) o multivariante (Altman [1968], Deakin [1972, 1977] entre otros). También han sido utilizados ratios y sus desviaciones así como en valores relativos (Edminster [1972], Blum [1974], Altman *et al.* [1977]) y por último otro tipo de variables como las planteadas en este estudio.
4. *Técnica aplicada.* Las más utilizadas han sido las estadísticas y dentro de estas el análisis discriminante múltiple (Altman [1968], Blum [1974], Gentry *et al.* [1985] sólo por citar algunos). Así mismo, y en parte para subsanar las limitaciones del discriminante, se han utilizado los modelos de probabilidad condicional, el LOGIT (Ohlson [1980], Mensah [1983], Casey y Bartzack [1984]) y PROBIT (Zmijewski [1984]). En los últimos años han aparecido investigaciones que han utilizado técnicas como las particiones iterativas (Frydman *et al.* [1985]) y el empleo de redes neuronales artificiales (Chye Koh *et al.* [1999], Barney *et al.* [1999]).
5. *Resultados obtenidos.* Hay dos tipos de trabajos, unos en que los resultados sólo se aplican a la muestra que sirvió para la construcción del modelo (Beaver [1966], Altman *et al.* [1974], Sinkey [1975], Gentry *et al.* [1985]) y aquellos otros en que se valida sobre una muestra secundaria que puede ser contemporánea a la inicial, aunque se recomienda que sea posterior (Altman [1968], Deakin [1972], Zmijewski [1984]).

En España esta línea de investigación tiene su despegue con los pioneros trabajos de Laffarga *et al.* [1985, 1986, 1987] para el sector bancario, posteriormente cabe citar a Gabás Trigo [1990] con un completo estudio sobre diferentes sectores así como con la utilización de técnicas novedosas, y otros

muchos artículos, ponencias y comunicaciones que, por falta de espacio, nos es imposible detallar.

En todo caso cabe apuntar que actualmente esta línea de investigación es prolífica en cuanto a resultados y, pasados ya los tiempos en que se formulaba únicamente un modelo de predicción, cada vez destacan más aquellos estudios que utilizan otras técnicas (redes neuronales artificiales [Serrano *et al.* 1993]); que comparan variables (las del estado de flujos de tesorería con las tradicionales [Lizarraga, 1997]); que utilizan la suspensión de pagos o la quiebra (Lizarraga [1995] o Gallego *et al.* [1997]) o, finalmente, que se aplican a sectores concretos [el asegurador, entre otros [Mora, 1994].

El objetivo que planteamos aquí es la comparación entre modelos de predicción de la insolvencia obtenidos a partir de ratios seleccionados en la literatura previa y ratios previamente elegidos a través de una técnica estadística como es el análisis de componentes principales. Con ello confrontamos la tradición a las técnicas estadísticas.

### **3. BASE DE DATOS**

La investigación objeto de nuestro estudio parte de la información que las empresas depositan en el Registro Mercantil. En nuestro caso ha sido necesaria la colaboración del Registro Mercantil de Barcelona<sup>1</sup> para acceder a las cuentas anuales de las empresas textiles y de confección que - tal y como se establece en la ley - tienen obligación de depositar dentro del mes siguiente a su aprobación (a. 218-222, Ley de Sociedades Anónimas).

---

<sup>1</sup> Convenio con el *Registro Mercantil de Barcelona*.

No se ha establecido distinción alguna entre empresas industriales y comerciales o bien entre textiles y de confección, aun cuando se es consciente de la diferente estructura tanto económica como financiera entre estos grupos.

Para recopilar la información disponible se ha seguido la metodología que a continuación se expone.

Se parte del momento en que se publica la suspensión de pagos en la revista *Fomento de la Producción*, en su sección dedicada a *tribunales*, y se ha investigado la fecha exacta de la presentación ante los juzgados de la insolvencia, a través de la agencia especializada *Trans Union España*<sup>2</sup>.

Si para la selección de la submuestra de empresas fracasadas nos aseguramos de su estado y de la fecha en que se presentó la suspensión de pagos a través del procedimiento descrito, para las empresas sanas el filtro utilizado fue precisamente la indagación de que no presentara ningún tipo de dificultad financiera (por ejemplo, aparecer en lista de impagados o que hubieran presentado expediente de regulación de empleo).

Seguidamente, se ha retrocedido en el tiempo hasta el tercer año anterior al evento, suponiéndose que los datos contables del período anterior no incluyen ya dicho percance (tal y como Ohlson [1980] recomienda que debe realizarse).

De la muestra inicial sobre la cual se extrajeron los datos, se ha realizado un exhaustivo análisis con el fin último de seleccionar qué firmas poseían *datos*

---

<sup>2</sup> La agencia consultada, Trans Union España (credit bureau), es una joint venture de *Dun & Bradstreet* y del *Grupo Interprés*.

*completos*<sup>3</sup>. Aquellas empresas que no disponían de dichos datos entraron a formar parte de la muestra secundaria.

Cabe matizar cuántos ejercicios se deben recoger en este proceso de retroceso en el tiempo. Usualmente se escogen los cinco anteriores, aunque también hay investigaciones en las cuales se recogen tres, y otras - menos abundantes - siete u ocho. Por lo tanto, no existe unanimidad en este punto.

De las 86 empresas que originariamente entraron en el estudio y, dada la falta de información subsistente en éste, se ha realizado la siguiente clasificación:

- Muestra primaria : 52 empresas.
- Muestra secundaria : 34 empresas (con datos incompletos).

De las muestras utilizadas podemos constatar:

- a. Del total de empresas consideradas como completas, el 27% presentan la información contable en formato normal, mientras que el 73% de firmas depositan información abreviada que, por otra parte, no está verificada por un experto independiente. Por consiguiente, la muestra se centra en lo que son pequeñas y medianas empresas.
- b. Del total de empresas consideradas como incompletas, el 41% presentan las cuentas anuales normales mientras que el 45% las depositan abreviadas y no auditadas. El porcentaje restante (13%) consta de dos firmas a caballo entre los dos formatos en el período considerado, es decir pasando de abreviada a completa<sup>4</sup> y una excluida<sup>5</sup>.

---

<sup>3</sup> Consideramos que una empresa dispone de datos completos si deposita información contable íntegra en los últimos ejercicios anteriores en el Registro Mercantil, esto es, balance de situación a fecha de cierre del ejercicio, cuenta de pérdidas y ganancias, memoria e informe de auditoría. Se relajó el último de estos requisitos puesto que los informes abreviados no tienen obligación de estar sujetos a auditoría.

<sup>4</sup> Ejercicios 1991 y 1992 respectivamente para JETFIL y BUTTON'S.



Para contrastar posteriormente los modelos se seleccionó una muestra de validación para el año 1997 consistente en 20 empresas, de las cuales hemos extraído 2, quedando en 18, y se han recogido las cuentas anuales de los tres ejercicios previos a la suspensión de pagos.

Al analizar la anterior muestra, una vez más el formato abreviado vuelve a predominar en las empresas escogidas, lo cual repercute en el propio análisis y, como consecuencia, en la falta de fiabilidad necesaria para evaluar esas cuentas anuales ya que no están verificadas por un auditor.

#### **4. APLICACIÓN DE LAS COMPONENTES PRINCIPALES**

En primer lugar, partiendo de los 72 ratios iniciales de la figura 1 del apéndice, podemos constatar que muchos tienen elementos comunes, ya sea en el numerador o en el denominador. Es por ello que aplicamos el análisis de componentes principales. No resulta extraño el primer resultado, el programa ha retenido 16 componentes principales (*factores*) de 72 variables iniciales. Con éstas se retiene el 84,17% de la dispersión total de la muestra y, a partir del componente 37, los factores subsiguientes no añaden mayor información.

El siguiente paso consiste en investigar qué hay en cada uno de los factores (la lista exhaustiva aparece en la figura 2 del apéndice) que representan los ratios agrupados por componentes y cuyo coeficiente de correlación con cada una de éstas sea superior a 0,5.

La metodología empleada para realizar el análisis es partir de la primera columna e ir comparando con las dos restantes. Éstos son los resultados:

---

5 MITASA.

- ❑ FACTOR 1: se trata de una componente relacionada con la rentabilidad de la empresa o con los recursos generados por ésta.
- ❑ FACTOR 2: en todos ellos aparecen en el numerador partidas tales como las cuentas financieras o la tesorería.
- ❑ FACTOR 3: se observa una característica compartida por todos ellos, el patrimonio neto.
- ❑ FACTOR 4: el común denominador a todas las variables es el inmovilizado ya sea en el numerador o en el denominador.
- ❑ FACTOR 5: confirma que se trata de un factor representativo del enriquecimiento de la empresa.
- ❑ FACTOR 6: se trata de la rentabilidad sobre los recursos propios.
- ❑ FACTOR 7: podría decirse que es un componente que refleja la gestión de existencias.
- ❑ FACTOR 8: esta componente podría interpretarse como solvencia a largo plazo de la empresa, ya sea a través del endeudamiento (respecto al activo o al capital) o la capacidad de la empresa para devolver sus obligaciones a corto plazo.
- ❑ FACTOR 9: la característica común que los une es la relación de ventas con otras partidas del balance, por lo cual podemos atribuir a este factor la rotación.
- ❑ FACTOR 10: podemos ver la relación de este factor con la política de personal de la empresa.
- ❑ FACTOR 11: podríamos decir que se trata de un factor de retribución de los fondos ajenos, o dicho de otra forma, qué parte de los recursos generados se dirigen a retribuir dichos fondos.
- ❑ FACTOR 12: el nexo de unión son aquí los capitales propios ya sea, relacionándolos con las deudas (endeudamiento), o con la autofinanciación. Podríamos designarlo como representativo de esta partida.
- ❑ FACTOR 13: aquí lo común es el fondo de maniobra.

- ❑ FACTOR 14: tienen como característica común el efectivo de la empresa.
- ❑ FACTOR 15: esta agrupación representa la rotación del circulante.
- ❑ FACTOR 16: la razón estriba en que este ratio proporciona una información que ningún otro lo suministra, como es el endeudamiento a largo plazo.

Para el resto de factores no se ha realizado este análisis por dos razones: la primera, porque las restantes componentes están formadas por un ratio considerado en el resto de factores de una manera implícita o explícita (tal y como puede verificarse en la figura 2 del apéndice) y la segunda, está en la propia esencia de la técnica.

Resumiendo, podemos subrayar:

1. Como puede observarse a medida que avanzamos en el número de componentes a considerar, el número de ratios que entran a formar parte en éstas se reducen. Así, a partir del factor 10 para 16 componentes (salvo el factor 12) sólo hay dos ratios en cada nuevo factor. Ello es significativo de la reducción en la aportación de información de cada nueva componente. Los últimos factores no son más que particularizaciones de los primeros: el caso del factor 9, rotaciones, con el factor 15, o el factor 1, rentabilidad de la empresa, con el 6, rentabilidad de los recursos propios, etc.
2. Cada componente se ha interpretado en función de los resultados. Se ha de admitir, no obstante, que el hecho de asignar una peculiaridad a cada una de estas 16 variables no es concluyente, y ello porque dentro de cada una de ellas hemos encontrado algún ratio cuya relación con el resto no era fácilmente interpretable o consistente con el resto. En consecuencia, lejos de ser algo definitivo está sujeto a otras posibles interpretaciones no coincidentes con ésta.

Dado que algunos de estos factores han sido difíciles de interpretar y ante el dilema de utilizar éstos o los ratios más correlacionados, se ha optado por la segunda alternativa. Los motivos que nos han llevado a tal elección son los siguientes:

1. La simplicidad de utilizar un ratio -que mejor o peor- es claramente definido y observable.
2. La interpretación de los resultados que de ello se pueda extraer, dado que en el caso de los factores no es fácilmente atribuible a una característica.

En la siguiente figura mostramos los ratios más correlacionados con cada uno de los factores.

FACTORES	RATIOS	FORMULACIÓN
FACTOR 1	R56	(B.A.T.+ amortz.+ provis.) / ventas
FACTOR 2	R03	(Tesorería + val. neg.) / pasivo circulante
FACTOR 3	R25	Inmovilizado / patrimonio neto
FACTOR 4	R24	Activo circulante / activo fijo
FACTOR 5	R72	Reservas / activo total
FACTOR 6	R62	(B.A.T+ amortz.+ provis.) / capital social
FACTOR 7	R28	Cuentas a cobrar / existencias
FACTOR 8	R19	Deuda a L.P. / activo total
FACTOR 9	R34	Activo medio / ventas
FACTOR 10	R63	Ventas / número de empleados medios
FACTOR 11	R18	(B.A.T+ amortz.+ provis.)/ gastos financieros
FACTOR 12	R11	Deudas totales / capitales propios
FACTOR 13	R22	Deudas totales / fondo de maniobra
FACTOR 14	R49	Ventas / tesorería media
FACTOR 15	R48	Ventas / (act. circulante menos existencias) medio
FACTOR 16	R13	Deuda a largo plazo / patrimonio neto

*Figura 1. Ratios seleccionados a través del análisis de componentes principales.*

Es inevitable reconocer que el hecho de optar por utilizar las variables más correlacionadas con estos factores tiene limitaciones importantes:

- a) Estos ratios son específicos de esta muestra y no generalizables a otras [Chen & Shimerda, 1981].
- b) No hemos conseguido anular la correlación entre variables, lo cual sí hubiera sido posible al utilizar directamente los factores.

Pese a ello, pensamos que las ventajas operativas y de interpretación que brindan contrarrestan las desventajas que ocasiona, la más importante de las cuales es una tendencia a la simplificación que conlleva demasiada dependencia de algunas componentes en una sola magnitud.

En cuanto al nexo de estas variables con el objetivo del estudio podemos decir que, en principio, todas ellas guardan una estrecha relación. Efectivamente, la rentabilidad es el factor clave para entender por qué una empresa fracasa o no, primero por una ralentización en las rotaciones (así como en el margen) que se traduce a corto plazo en un problema de circulante (de existencias) y de liquidez, y a largo plazo en el debilitamiento del patrimonio empresarial. Por otra parte, la falta de generación de recursos tiene una incidencia directa en la política de inversiones, lo cual acaba redundando en el debilitamiento de la posición competitiva de la empresa. Lo acabado de mencionar está sujeto al contraste de hipótesis, pero, ahora por el momento, nos permite enlazar lo ya obtenido con el problema planteado.

## **5. ANÁLISIS DICOTÓMICO DE BEAVER**

El artículo publicado por Beaver [1966] marca un hito en lo que actualmente se consideran los estudios empíricos de predicción de la insolvencia, en éste se aplican dos técnicas univariantes a una muestra de empresas. Estas son:

1. El *análisis de perfiles*: inicialmente utilizado en psicología, tal y como indica su nombre, consiste en la representación de cada uno de los ratios para cada estado (solventia e insolventia) y en cada año previo. Como el propio autor señala, permite analizar la diferencia entre ambos tipos de empresas, pero no proporciona su cuantificación. No tiene en cuenta la dispersión de los ratios, sino únicamente su media.
2. El *test de clasificación dicotómica*: a diferencia del anterior es un test predictivo, basado en la prueba y error, cuya finalidad última es seleccionar qué ratio permite una mejor discriminación entre ambos grupos de empresas. La metodología consiste en su ordenación ascendente, de tal forma que a través de diferentes puntos de corte, se halle aquel que minimice el número de errores, o lo que es lo mismo, maximice el porcentaje de predicciones correctas. Esta prueba se aplica para cada año anterior a la insolventia.

Sólo añadir que la investigación de Beaver, además de ser una de las pioneras en este campo de investigación, consiguió los mejores resultados, no sólo porque para el año previo el porcentaje de error de su mejor ratio *cash-flow a deuda total* fue sólo de un 13%; sino porque lo logró sin los refinamientos estadísticos que más tarde se aplicarían.

Ahora, vamos a seleccionar los años con los que vamos a trabajar, de tal forma que medien nueve meses, al menos, entre la fecha en que se presenta la suspensión de pagos y el último estado financiero analizado [Ohlson, 1980].

Como se puede vislumbrar, la cantidad de información disminuye en el momento que incorporamos esta restricción ya que consideramos únicamente los tres ejercicios anteriores (con un promedio de meses desde el último incorporado al estudio y la fecha de presentación de la suspensión de 15 meses).

El objetivo último es lograr que el modelo que obtengamos no incorpore información ya sesgada por las dificultades financieras manifiestas.

### 5.1. ANÁLISIS DE PERFILES

Los resultados del análisis de perfil que vamos a exponer se han elaborado a partir de los ratios resultantes de ANOVA y los de las componentes principales, se han agrupado atendiendo a los factores expuestos en el apartado anterior<sup>6</sup>.

De éste podemos concluir que las empresas que suspenden pagos se caracterizan en última instancia por una dificultad de solvencia o liquidez, lo cual provoca esa situación extrema. Si bien, este último desencadenante tiene unas causas que se pueden identificar en los años anteriores; su rentabilidad siempre se mantiene por debajo del otro tipo de empresas debido a una menor rotación del activo y a una dificultad de convertirlo en líquido. Este problema afecta progresivamente, por una parte, a la estructura económica de la empresa, con una menor inversión en inmovilizado; a un mayor endeudamiento que, casi siempre, y para las empresas pequeñas, es a corto plazo, y a su autofinanciación, lo cual repercute en sus posibilidades de supervivencia futuras. Por último, parece arriesgado pronunciarse sobre la productividad, dado que en los dos ratios utilizados viene medida por las ventas y el beneficio, con lo cual no hay evidencia suficiente para poder atribuir a los empleados cualquier responsabilidad en el fracaso de la empresa.

## 5.2. ANÁLISIS DICOTÓMICO

Como anteriormente se ha comentado, consiste en encontrar un punto de corte para cada ratio, tal que minimice el número de errores. Aunque tiene limitaciones importantes, es necesario utilizarlo para examinar las variables individualmente y, sobre todo, cuando una variable pueda ser de interés para el investigador [Jones, 1987].

Es por ello que se va aplicar este análisis a aquellos ratios que mejor comportamiento han demostrado hasta el momento; es decir, las que superaban la comparación de medias de los ratios y estaban dentro de uno de los 16 factores antes comentados.

Siguiendo este criterio tan restrictivo encontramos que dichas variables son las que aparecen en la figura 2. Se ha agregado, además, el mejor ratio de Beaver, cash-flow (en términos de recursos generados por la empresa) a deuda total, en nuestro caso es el ratio 21.

<b>RATIO</b>	<b>FORMULACIÓN</b>	<b>FACTOR ASOCIADO</b>
<b>56</b>	(BAT + amortizaciones y provisiones) a Ventas	RENTABILIDAD
<b>62</b>	(BAT + amortizaciones y provisiones) a Capital social	RENTABILIDAD
<b>34</b>	Activo a ventas	ROTACIÓN
<b>63</b>	Ventas a número de empleados	PRODUCTIVIDAD
<b>21</b>	(BAT+ amortizaciones y provisiones) a deuda total	ENDEUDAMIENTO O SOLVENCIA A LARGO PLAZO.

*Figura 2. Ratios sobre los que se aplica el análisis dicotómico de Beaver.*

---

<sup>6</sup> En los ratios 24, 72, 28, 18, 22, 48 y 49 se ha realizado una detección de valores extremos debido a que la forma en que se comportaban las empresas suspendidas no parecía



Los resultados se muestran en la figura 3 del apéndice, tal y como se desprende de dicha tabla, podemos constatar que el ratio 21 sigue siendo el mejor para separar ambos grupos y en el año previo (consigue el porcentaje más alto de éxitos con un 73%), con lo cual sería válida la referencia de Beaver [1966: 86] “*the most crucial factor seems to be the net liquid-asset flow supplied to the reservoir*”. Sin embargo, hay que tener presente que este ratio sólo proporciona el mayor porcentaje de aciertos para el primer año, lo cual es sorprendente ya que es precisamente éste en que -como veremos- los porcentajes multivariantes disminuyen mucho respecto al segundo previo.

Otra cuestión importante es que para cada año hay un cambio en el mejor ratio, véase por ejemplo como para el tercer año previo es el 63 (*ventas a número de empleados*<sup>7</sup>) y para el penúltimo año el 34 (*activos a ventas*).

También es interesante investigar qué tipo de errores son los encontrados, en concreto:

- ❑ **Error tipo I:** *clasificar una empresa suspendida como una empresa sana.*
- ❑ **Error tipo II:** *clasificar una empresa sana como una empresa suspendida.*

Como queda patente en la extensa literatura sobre el tema, el coste de los errores es difícilmente cuantificable; según el usuario, el coste de error tipo I es mucho mayor que el tipo II, puesto que éste será siempre un coste de oportunidad asociado a la falta de elección de dicha empresa (ya sea para conceder un préstamo, para invertir en ella, o cualquier otro motivo); en cambio, el tipo I llevará ligado la pérdida de parte o la totalidad de capital de la inversión

---

tener una explicación lógica. En todos ellos sólo se ha extraído un valor de los considerados.

<sup>7</sup> Este ratio tiene en el año -2, 16 observaciones perdidas, es decir, para las que no hay un valor, teniendo en cuenta que partíamos de 52 observaciones, ello supone el 30%, lo que permite poner un interrogante acerca de su funcionalidad.

(entiéndase aquí en un sentido amplio: concesión de préstamos, inversión en capital, etc.) lo cual será un coste fácilmente cuantificable.

Siguiendo este criterio (de minimización del coste I) encontramos que los ratios 21 (20%) y 34 (26%) son los mejores para el tercer año previo; el ratio 56 lo es para el segundo (12%), seguido por el ratio 34 (33%) y, para el último previo, vuelve a serlo el 56 (35%) y el R21 (38%). Asimismo, no se constata un incremento progresivo del error tipo I conforme nos acercamos al momento de la suspensión de pagos, observado por Beaver [1966], sino que es en el segundo año previo donde se produce el mínimo error I para el ratio 56 (12%), incrementándose para el último previo.

Es importante relacionar estos resultados con los de otras investigaciones anteriores, así el porcentaje de clasificaciones correctas es muy inferior al obtenido por Beaver (en su investigación dicho porcentaje era del 87% para el año previo, si bien aquí sólo llega al 73%), en concreto hay el doble de errores. Otros estudios han utilizado esta metodología: Deakin [1972] para el año previo y con el ratio de Beaver alcanza un porcentaje de errores superior, en concreto el 20%; Casey y Bartzack [1984] para los ratios de cash-flow operativo con la deuda total llegan al 72% de aciertos para el año previo y 75% al relacionar cash-flow con pasivo circulante en ese mismo periodo; por último, entre los trabajos españoles, cabe destacar el de Laffarga *et al.* [1991] con unos porcentajes del 90 al 95% para el año previo en los ratios de rentabilidad y liquidez del sector bancario y los de Lizarraga [1995, 1997] quien, al aplicar el mejor ratio de Beaver en el primer trabajo llega al 90% de aciertos para el año previo, y en el segundo selecciona como mejor ratio el capital circulante de las operaciones a deuda total con un porcentaje de aciertos del 87,50%.

De todo ello se desprende que nuestros resultados no son satisfactorios en cuanto a exactitud, si bien están en la misma línea de los demás autores.

En cuanto a las causas de este porcentaje superior de errores, puede tener dos posibles explicaciones. Por una parte, Beaver no consideró lo que más tarde Ohlson [1980] expondría con claridad, la necesidad de escoger un estado anterior a la crisis legal, pero que no la incluyera en sus cifras y, por otra parte, la calidad de la información con la que estamos trabajando (puesta de manifiesto con anterioridad), así como el número de empresas de que disponemos, no permiten albergar grandes esperanzas acerca de la exactitud que de éstos se obtenga.

Nos hemos preguntado si el año del fracaso tenía alguna influencia sobre el porcentaje de aciertos. En concreto, y para el último previo, se ha observado el comportamiento del mejor ratio (ratio 21) separando la muestra según los tres años de suspensión considerados, esto es, empresas que presentaron la suspensión en el año 1994, 1995 y 1996. He aquí los resultados:

RATIO 21	Nº. OBS.	✓	✗	✗ I	✗ II
AÑO 1994	18	72%	28%	20%	80%
AÑO 1995	14	71%	29%	75%	25%
AÑO 1996	14	92%	7%	-	100%
TOTALES	46				

*Figura 3. Porcentajes de aciertos y fracasos por año. Tipos de errores.*

Efectivamente, el año del fracaso juega un papel relevante en la discriminación entre ambos grupos, lo cual parece indicar que el ciclo económico subyacente ha de ser considerado como una variable a tener en cuenta.

Las limitaciones inherentes a esta metodología de investigación provienen de la sensibilidad de la prueba a la magnitud del ratio [Beaver, 1966]; de la no consideración explícita de los diferentes costes asociados a los dos tipos de errores [Netter, 1966]; de llegar a clasificaciones conflictivas entre diversos ratios [Zavgren, 1983] y, finalmente, de la incapacidad para considerar la multidimensionalidad de una firma [Altman, 1968].

La cuestión inmediata es si del análisis univariante se deriva alguna conclusión definitiva acerca del comportamiento de los ratios para el objetivo planteado. Resulta muy difícil poder llegar a manifestar una preferencia por un ratio, dado que ninguno de ellos logra ser el que menos porcentajes de errores consigue para cada año previo, y de forma consecutiva.

Tampoco queda claro poder entrever un comportamiento diferente entre ambos tipos de empresas, efectivamente, si en el tercer año es el ratio de productividad o, en su defecto, el de endeudamiento el que marca la diferencia; en el segundo, es la rotación, y en el año previo, el de solvencia a largo plazo o endeudamiento.

## **6. RESULTADOS PRINCIPALES DE LOS MODELOS**

La selección de los mejores modelos se ha realizado partiendo de los 72 ratios iniciales y se ha aplicado de forma paralela el análisis discriminante múltiple y logit, aunque nos decantamos de una forma explícita por el segundo dadas las ventajas que ofrece respecto al primero. El programa estadístico utilizado ha sido el SPSS. Para el proceso de selección de los ratios, se utilizó el procedimiento de etapas (stepwise) consistente en escoger sólo aquellas

variables independientes que aportaran mayor información a las funciones (o mayor poder clasificatorio).

Seguidamente, se consideró simultáneamente tanto las funciones que incluían los tres años previos (aparecen en la figura 4 como Z3' y Z3''), como aquellas otras que aislaban a uno sólo en concreto (resto de funciones, denotando el primer dígito el año previo al que se refieren, por ejemplo, Z24' es para el segundo año anterior a la insolvencia) y se rechazaron los valores atípicos. Por último, se probó si la transformación logarítmica de los ratios conseguía mejorar los modelos.

En este momento vamos a mostrar sólo los modelos que mejor comportamiento hayan demostrado para poder interpretar los resultados. En nuestro caso escogemos como criterio la capacidad de clasificación, sea cuál sea la formulación de los ratios.

Función	MUESTRA PRIMARIA			MUESTRA DE VALIDACIÓN		
	SOLV	INSOL	TOTAL	SOLV	INSOL	TOT
Z3'	77,06	75,76	76,44	88,89	60	75
Z34'	69,44	81,82	75,36	66,67	57,14	62,50
Z24'	85,71	79,41	82,61	55,56	88,89	72,22
Z14'	77,78	69,70	73,91	100	88,89	94,44
Z3''	80	79,38	79,71	44,44	88	65,38
Z34''	88,57	78,13	83,58	88,89	14,29	56,25
Z24''	86,11	91,18	88,57	11,11	88,89	50
Z14''	88,89	77,42	83,58	88,89	44,44	66,67

*Figura 4. Porcentajes de aciertos en la muestra primaria (completa e incompleta) y su validación sobre la secundaria para el año 1997.*

En la figura 4 del apéndice aparecen las funciones con los ratios seleccionados por la muestra primaria (son  $Z'$ ) y por las dos muestras ( $Z''$ ); y los ratios significativos de las dos funciones.

Si nos centramos únicamente en los resultados de la clasificación de la muestra primaria (no aún en la de validación) encontramos que:

1. Para la función global, el porcentaje de aciertos supera el 75% tanto en un caso como en otro y dicha función se decanta hacia una clasificación más exacta de las empresas solventes, aunque el margen de un grupo sobre el otro no supera el 2%. Por otra parte, y como ya se había comentado anteriormente, la función  $Z3''$  funciona mejor que la  $Z3'$ , no obstante, cabe señalar que tampoco parece haber aquí una superioridad aplastante (76% la  $Z3'$  frente al 79% en  $Z3''$ ). Por lo tanto, la inclusión de la muestra con datos incompletos no logra aportar una información que permita definirla como claramente superior.
2. Para las funciones de cada ejercicio previo, las conclusiones son menos evidentes e incluso en algunos casos, algo contradictorias:
  - La progresión en los resultados es parecido en los dos tipos de funciones examinadas: en las funciones  $Z'$ , el segundo ejercicio previo ( $Z24'$ ) consigue el porcentaje de aciertos más elevado y el porcentaje más bajo se da en el último año previo ( $Z14'$ ); en las funciones  $Z''$  sucede algo similar, puesto que otra vez, el segundo año previo ( $Z24''$ ) consigue el índice más alto de éxitos.
  - Si nos centramos en los dos estados analizados (solventes *versus* insolventes) no podemos constatar una tendencia de las funciones a identificar mejor un grupo que el otro, y ello sucede tanto si se ha utilizado el primer conjunto de funciones como el segundo: por ejemplo, en la primera figura vemos cómo mientras  $Z34'$  detecta mejor la

insolvencia;  $Z_{14}'$  y  $Z_{24}'$  (ésta última en logaritmos) consiguen mejores resultados en el grupo solvente; por el contrario, la  $Z_{34}''$  y  $Z_{14}''$  se decantan hacia la solvencia y la  $Z_{24}''$  hacia la insolvencia.

En resumen, las funciones  $Z''$  se comportan mejor que las  $Z'$  y, en cuanto a los mejores modelos para cada año previo, el segundo es el que consigue porcentajes de aciertos más elevados. La transformación logarítmica muestra su utilidad sólo en un caso, mejorando lo conseguido (véase figura 4 del apéndice).

En cuanto a la validación, en la anterior figura aparecen los porcentajes conseguidos –columnas de “muestra de validación”- junto con los obtenidos con los datos hasta 1996 (sin entrar a formar parte de éstas los ratios referentes a 1997).

Pasemos a comentar los resultados. Para las funciones  $Z'$  hay un descenso en los porcentajes de aciertos, si bien, se ha de decir, que son similares a los obtenidos en la muestra original y sólo en un caso empeora claramente (el  $Z_{34}'$  de 75,36% a 62,50%), mientras que en otro hay una importante mejoría ( $Z_{14}'$ : 73,91% frente a 94,44%). Podemos evaluarlas de forma muy satisfactoria, puesto que al ser validadas en una muestra posterior, conservan gran parte de su capacidad predictiva, más si cabe si nos fijamos en la función global  $Z_3'$ .

Si comparamos con las funciones obtenidas a partir de la consideración de la muestra primaria y secundaria ( $Z''$ ), los resultados no son tan buenos como los obtenidos únicamente con la muestra de datos completos. En concreto, así como hemos comentado una pequeña disminución en los porcentajes obtenidos que confirmaban su validez para una muestra posterior, en este caso, el descenso es general en todas las validaciones y en algún caso el porcentaje no permite calificarlo como satisfactorio: por ejemplo, en  $Z_{24}''$  la validación permite

concluir que esta función es equivalente a tirar una moneda al aire, lo cual implica que no aporta ningún tipo de información. En el resto de casos el descenso es considerable, véase el caso de la Z34” de un 83,58% a un 56,25% o el de Z14” de un 83,58% a un 66,67%. Una vez más, la función global es la que se mantiene en unos valores más que aceptables al realizar la validación (de 79,71% en la muestra original a 65,38% en la secundaria).

En cuanto a cada estado, la validación pone de manifiesto cómo cada función se decanta hacia la solvencia o la insolvencia. Así, Z3’, Z34’, Z14’, Z34” y Z14” detectan mejor la solvencia (el porcentaje de aciertos en este estado supera al obtenido en el otro), mientras que Z24’, Z3”, Z24” discriminan mejor la insolvencia.

## **7. MODELOS CON RATIOS DEL ANÁLISIS FACTORIAL**

Hasta este momento hemos seguido la metodología empleada por la mayoría de investigaciones sobre la insolvencia empresarial: partir de un conjunto de ratios de la literatura contable y, a través de un proceso por etapas o escalonamiento, seleccionar aquellos que mayor relevancia muestren en una regresión logística o en el análisis discriminante múltiple.

Este tipo de metodología ha sido fuente de críticas no sólo por la falta de aplicación de un criterio contable o económico previamente, sino porque las repercusiones del mismo son fácilmente detectables y, en algunos casos, graves<sup>8</sup>.

No queremos acabar este trabajo sin antes saber qué sucedería si introducimos una selección previa en el conjunto original de los ratios. No es un

---

<sup>8</sup> Aquí ya hemos señalado la existencia de multicolinealidad y cómo algunas variables no tenían una fácil interpretación.



intento vano, bien al contrario, nos respaldan algunas investigaciones anteriores y, sobre todo, los clarificadores artículos de Chen & Shimerda [1981] y Chen y Church [1996], quienes consideran este paso preliminar como indispensable para cualquier estudio en esta área de investigación.

Anteriormente calculamos 16 componentes principales, representativas de otras tantas características de la muestra primaria. Si obligamos al programa a escoger entre únicamente esos 16 factores (en nuestro caso los ratios más representativos), conseguiremos *reducir*<sup>9</sup> la multicolinealidad existente. En lo que a continuación se expone aparecen únicamente en su formulación estandarizada, por la razón anteriormente expuesta.

A continuación aparecen las funciones logit (figura 5 y figura 5 del apéndice con el detalle de los parámetros asociados a los ratios):

Función	Resultados con variables del análisis de componentes			Resultados con variables según literatura previa		
	SOLV	INSOL	TOTAL	SOLV	INSOL	TOT
Z3'	77,92	63,64	70,78	77,06	75,76	76,44
Z34'	88,46	88	88,24	69,44	81,82	75,36
Z24'	80,77	69,23	75	85,71	79,41	82,61
Z14'	72	76,92	74,51	77,78	69,70	73,91
Z3''	100	0	52,61	80	79,38	79,71
Z34''	89,19	33,33	62,86	88,57	78,13	83,58
Z24''	72,97	61,76	67,61	86,11	91,18	88,57
Z14''	62,16	78,79	70	88,89	77,42	83,58

**Figura 5.** Comparativa de exactitudes según criterio de selección de ratios

<sup>9</sup> Decimos *reducir* y no *eliminar*, puesto que no hemos escogido los factores conseguidos a través de dicha técnica, lo cual nos hubiera asegurado una falta de multicolinealidad entre ellos por la propia técnica utilizada.

Podemos concluir de estos resultados:

- i. Al aplicar el análisis factorial (figura 5, apéndice), en las funciones de las figuras aparecen repetidos los siguientes ratios: 56 en las funciones  $Z3'$ ,  $Z24'$ ,  $Z14'$  y  $Z24''$ ; el ratio 19 en  $Z3'$ ,  $Z34'$ ,  $Z24'$  y, el 34 en  $Z3'$  y  $Z24'$ . Podemos concluir, por lo tanto, que si aplicamos esta selección previa, la rentabilidad (R56) junto con la rotación (R34) y el endeudamiento (R19) son los factores básicos que condujeron a las empresas textiles a una suspensión de pagos durante el período estudiado. El endeudamiento a largo plazo se confirma, una vez más, como característica claramente definidora de la insolvencia empresarial. Además, y no menos importante, cabe resaltar que el número de ratios disminuye mucho.
- ii. En cuanto a los porcentajes obtenidos por las funciones, los aciertos se mantienen en niveles más bajos, para ello no hay más que comparar las funciones de la figura anterior y ello se hace más patente en las funciones  $Z''$ , es decir cuando incorporamos la muestra secundaria. Cabe subrayar el caso de  $Z3''$  en la cual el programa no ha elegido ningún ratio para entrar a formar parte de ésta. Para cada ejercicio previo encontramos unos porcentajes de aciertos muy inferiores a los obtenidos para la muestra primaria (comparando las  $Z'$  con las  $Z''$ ).

Por lo tanto, hemos de concluir que, aun cuando la principal ventaja de una selección previa no proviene de los porcentajes de aciertos, sino de los ratios seleccionados, cabe matizar que este haz de luz se desvanece en cuanto incorporamos una muestra secundaria al caer de forma estrepitosa el porcentaje de aciertos.

## RESUMEN Y CONCLUSIONES

La conclusión básica de este trabajo es que los modelos de predicción de la insolvencia empresarial producen unos resultados dependientes del criterio de selección de los ratios.

En primer lugar, después de aplicar las diferentes técnicas estadísticas, los resultados muestran que podemos clasificar correctamente de un 76,4% a un 79,71% de las firmas (en el primer caso con los ratios seleccionados de la muestra primaria únicamente y, en el segundo, incorporando la muestra secundaria contemporánea en esta selección), muy por encima del 50% que implica la aleatoriedad. Los resultados en una muestra de validación posterior en el tiempo (1997) no hacen sino confirmar la validez intertemporal de estas funciones.

En segundo lugar, una comparación con la literatura previa nos ofrece algunas conclusiones interesantes:

- i. Las funciones multivariantes son mejores para predecir la insolvencia que los modelos univariantes, en nuestro caso, es cierto a largo plazo, pero no a corto (para el último año previo: -1) para la muestra primaria.
- ii. Los resultados en la muestra de estimación son superiores a la de validación.
- iii. No observamos la tendencia que muchos trabajos subrayan acerca de una mejora en la capacidad predictiva de los modelos conforme nos acercamos al momento del fracaso.
- iv. No hemos conseguido porcentajes de éxitos tan elevados como en estudios previos, pero tampoco hay una caída en la capacidad predictiva semejante a la observada en otros modelos.

- v. Aun cuando la comparación de los ratios con otros trabajos ha sido una ardua tarea, sí podemos entrever una consistencia en el factor de endeudamiento. No obstante, la rentabilidad –que jugaba un papel determinante en el análisis univariante- no aparece aquí con la fuerza que encontramos en otras investigaciones.

Por último, motivados por investigar este último punto, hemos realizado una formulación paralela en la cual los ratios escogidos no eran elegidos del conjunto original, sino de un subconjunto previamente seleccionado por la técnica estadística del análisis de componentes principales. Con ello intentábamos solventar los dos problemas más importantes que habían aparecido hasta ese momento: la presencia de la multicolinealidad y el menor protagonismo de los factores de rentabilidad en las funciones (que habían demostrado de forma univariante su capacidad discriminante). La principal conclusión es que, si bien la principal ventaja de esta forma de proceder es la obtención de unas variables independientes más heterogéneas y con una reducción de la multicolinealidad, así como con la fuerte presencia de ese factor, los porcentajes de aciertos no son comparables en eficiencia a la conseguida anteriormente.

Lo acabado de exponer nos permite concluir que tan determinante como la información de partida, lo es la metodología de trabajo empleada. Hemos constatado cómo, a medida que hemos calculado, depurado y validado funciones mejoraban los resultados, pero, simultáneamente, podía aparecer algún tipo de inconsistencia (redundancia en la información aportada, factores que sabemos tienen incidencia, pero que no son altamente significativos). Si, por el contrario, establecemos una selección previa de los ratios, las variables explicativas son más ricas en matices y permiten una mejor explicación del fracaso; ahora bien, el inconveniente es que no llegan a ser tan efectivas como las anteriores.

En definitiva, ponemos de relieve como metodologías diferentes llevan a resultados contrapuestos: un modelo predictivo pero no demasiado explicativo frente a otro que sí lo es, pero no es tan efectivo. Elegir uno u otro dependerá de la finalidad que se pretenda. Aquí reside la principal aportación de este trabajo.

## **BIBLIOGRAFÍA**

ALTMAN, EDWARD [1968]: "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy", *The Journal of Finance*, Vol XIII, n.4, September, pp. 589-609.

ALTMAN, EDWARD; MARGAINE, MICHEL; SCHLOSSER, MICHEL.; VERNIMMEN, PIERRE [1974]: "Financial and statistical analysis for commercial loan evaluation: a French experience", *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, March, pp. 195-211.

ALTMAN, EDWARD; HALDEMAN , ROBERT; NARAYANAN, P. [1977]: "ZETA™ Analysis. A new model to identify bankruptcy risk of corporations", *Journal of Banking and Finance*, June, pp. 29-54.

ALTMAN, EDWARD; AVERY, ROBERT; EISENBEIS, ROBERT; SINKEY, JOSEPH [1981]: *Application of Classification Techniques in Business, Banking and Finance*, Contemporary studies in economic and financial analysis, volume 3, J.A.I. Press Inc, Connecticut (USA).

BARNEY, DOUGLAS; GRAVES, O. FINLEY; JOHNSON, JOHN D. [1999]: “The Farmers home administration and farm debt Failure Prediction”, *Journal of accounting and public policy*, n. 18, pp. 99-139.

BEAVER, WILLIAM H. [1966]: "Financial ratios as predictors of failure", *Empirical Research in Accounting: Selected Studies*, supplement to vol.5, *Journal of Accounting Research*, pp.71-111.

BERNSTEIN, LEOPOLD A. [1996]: *Análisis de estados financieros*, edit. Irwin, Barcelona.

BLUM, MARK [1974]: "Failing company discriminant analysis", *Journal of Accounting Research*, Spring , pp.1-25.

CASEY, CORNELIUS; BARTCZAK, NORMAN J [1984]: “Cash flow it’s not the bottom line”, *Harvard Business Review*, July-Agoust, pp. 61-66.

CHYE KOH, IAN; SUAN TAN, SEN [1999]: “A neuronal network approach to the prediction of going concern status”, *Journal of Accounting Research*, vol. 29, n.3, pp. 211-216.

DEAKIN, EDWARD [1972]: "A discriminant analysis of predictors of business failure", *Journal of Accounting Research*, Spring, pp. 167-179.

DEAKIN, EDWARD [1977]: “Business failure prediction: an empirical analysis”, Chapter 4 of *Financial crisis: institutions and markets*, pp. 72-88.

DONALDSON, GORDON [1974]: *Estrategia financiera de la empresa*, Pirámide, Madrid.

EDMINSTER, ROBERT O. [1972]: "An empirical test of financial ratio analysis for small business failure prediction", *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, March, pp. 1477-1493.

EISENBEIS, ROBERT A. [1977]: "Pitfalls in the application of discriminant analysis in business, finance and economics", *The Journal of Finance*, vol. 32, n. 3, June , pp. 875-900.

ELAM, RICK [1975]: "The effect of lease data on the predicitive ability of financial ratios", *The Accounting Review*, January, pp. 25-43.

FRYDMAN, HALINA; ALTMAN, EDWARD I.; DUEN-LI, KAO [1985]: "Introducing recursive partitioning for financial classification: the case of financial distress", *The Journal of Finance*, vol. XL, n. 1, March, pp. 269-291.

GABÁS TRIGO, FRANCISCO [1990]: *Técnicas actuales del análisis contable. Evaluación de la solvencia empresarial*, Instituto de Contabilidad y Auditoría de Cuentas (ICAC), Ministerio de Economía y Hacienda, Madrid.

GALLEGO, ANA; GÓMEZ, CARLOS; YAÑEZ LEANDRO [1997]: "Modelos de predicción de quiebras en empresas no financieras", *Actualidad Financiera*, n. 5, mayo, pp. 3-14.

GENTRY, JAMES A.; NEWBOLD, PAUL; WHITFORD, DAVID [1985]: "Classifying bankrupt firms with funds flow components", *Journal of Accounting Research*, vol. 23, n. 1, Spring, pp. 146-160.

HAMER, MICHELLE M. [1983]: "Failure prediction: sensitivity of classification accuracy to alternative statistical methods and variable sets", *Journal of Accounting and Public Policy*, vol. 2, pp. 289-307.

JONES, FREDERICK J. [1987]: "Current techniques in bankruptcy prediction", *Journal of Accounting Literature*, vol. 6, pp. 131-164.

LAFFARGA BRIONES, JOAQUINA; MARTÍN MARÍN, JOSÉ LUÍS; VAZQUEZ CUETO; MARÍA JOSÉ [1985]: "El análisis de la solvencia en las instituciones bancarias: propuesta de una metodología y aplicaciones a la banca española", *ESIC- Market*, n.48, abril-junio, pp. 51-73.

LAFFARGA BRIONES, JOAQUINA; MARTÍN MARÍN, JOSÉ LUÍS; VÁZQUEZ CUETO; MARÍA JOSÉ [1986]: "El pronóstico a largo plazo del fracaso en las instituciones bancarias: metodología y aplicaciones en el caso español", *ESIC- Market*, n. 54, octubre-diciembre, pp. 113-167.

LAFFARGA BRIONES, JOAQUINA; MARTÍN MARÍN, JOSÉ LUÍS; VÁZQUEZ CUETO; MARÍA JOSÉ [1987]: "Predicción de la crisis bancaria española: la comparación entre el análisis logit y el análisis discriminante", *Cuadernos de Investigación Contable*, vol.1, n.1, otoño, pp. 103-111.

LIZARRAGA, FERMÍN [1995]: "Información contable y fracaso empresarial: una contrastación de los resultados univariantes de Beaver con datos del Registro Mercantil", comunicación presentada al *VIII Congreso de AECA* celebrado en Sevilla, tomo I, pp. 601-618.

LIZARRAGA, FERMÍN [1997]: "Los flujos de tesorería en la predicción del fracaso empresarial", *Actualidad Financiera*, abril, pp. 73-93.



MENSAH, WAW H. [1983]: “The differential bankruptcy predictive ability of specific price level adjustments: some empirical evidence”, *The Accounting Review*, vol. LVIII, n. 2, April, pp. 228-246.

MORA ENGUÍDANOS, ARACELI [1994A]: “Los modelos de predicción del fracaso empresarial: una aplicación empírica del LOGIT”, *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol. XXIII, n.78, enero-marzo, pp. 203-233.

OHLSON, JAMES A. [1980]: "Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy", *Journal of Accounting Research*, vol 18, n.1, Spring, pp. 109-131.

SERRANO CINCA, CARLOS; MARTÍN DE BRIO, BONIFACIO [1993]: "Predicción de la quiebra bancaria mediante redes neuronales artificiales", *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, vol XXIII, n. 74, enero- marzo, pp. 153-176.

SINKEY, JOSEPH F. [1975]: “A multivariate statistical analysis of the characteristics of problem banks”, *The Journal of Finance*, vol. XXX, n. 1, March, pp. 21-36.

URÍAS, JESÚS [1997]: *Análisis de estados financieros* (segunda edición), Mc. Graw-Hill, Madrid.

VAN FREDERIKSLUST, R.A.I. [1978]: *Predictability of Corporate Failure*, Martinus Nijhoff Social Sciences Division, Leiden , Boston (U.S.A.).

WILCOX, JARROD W. [1971]: “A simple theory of financial ratios as predictors of failure”. *Journal of Accounting Research*, Autumn, pp. 389-395.

ZAVGREN, CHRISTINE [1983]: "The prediction of corporate failure: the state of art", *Journal of Accounting Literature*, vol. 2, pp. 1-38.

ZAVGREN, CHRISTINE [1985]: "Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: a logistic analysis", *Journal of Business Finance and Accounting*, vol. 12, n. 1, Spring, pp. 19-45.

ZMIJEWSKI, MARK E. [1984]: "Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models", *Journal of Accounting Research*, vol. 22, supplement, pp. 59-82.

## APÉNDICE

**Figura 1: Ratios seleccionados según literatura previa**

RATIOS	PARTIDAS DE CÁLCULO SEGÚN DEFINICIONES AL USO
Cuentas financieras a PC- R1	<u>Inversiones financieras temporales + tesorería</u> Acreedores a corto plazo
C.Financieras + deudores a PC-R2	<u>Inversiones financieras temporales + tesorería + deudores</u> Acreedores a corto plazo
Tesorería +val. Negociables a PC-R3	Tesorería + cartera de valores a corto plazo+ participaciones en <u>empresas del grupo y asociadas - provisiones de las IFT</u> Acreedores a corto plazo
Tesorería y val. neg. a ventas-R4	Tesorería + cartera de valores a corto plazo+ participaciones en <u>empresas del grupo y asociadas - provisiones de las IFT</u> Importe neto de la cifra de negocios
Tesorería y val. neg. a activo –R5	Tesorería + cartera de valores a corto plazo+ participaciones en <u>empresas del grupo y asociadas - provisiones de las IFT</u> Total de activo
Tesor+val neg+crédit a cp a PC-R6	Tesorería + cartera de valores a corto plazo +créditos emp. <u>Grupo+créditos empresas asociadas+otros créditos-prov. IFT</u> Acreedores a corto plazo
Intereses a (efectivo +IFT)-R7	<u>Gastos financieros</u> Tesorería + inversiones financieras temporales
Efectivo a gastos de const.-R8	<u>Tesorería</u> Gastos de establecimiento
AC a pasivo circulante-R9	<u>Activo circulante</u> Acreedores a corto plazo
Exigible total a patrimonio neto-R10	<u>Acreedores a corto plazo + acreedores a largo plazo+prov. riesgos/gtos.</u> Patrimonio neto
Deudas totales a capitales prop-R11	<u>Acreedores a corto plazo + acreedores a largo plazo+ prov. riesgos/gtos.</u> Fondos propios
Deuda total a pasivo total-R12	<u>Acreedores a corto plazo+acreedores a largo plazo+ prov. riesgos/gtos.</u> Pasivo total
Deuda a LP a patrimonio neto-R13	<u>Acreedores a largo plazo+provisiones para riesgos y gastos</u> Patrimonio neto
Pasivo circulante a patrm. neto-R14	<u>Acreedores a corto plazo</u> Patrimonio neto
Beneficio explotación a Ints.-R15	<u>Resultados de explotación</u> Gastos financieros
Dividendo a fondos propios-R16	<u>Dividendos</u> Fondos propios
Gastos financieros a F Aj.-R17	<u>Gastos financieros</u> Acreedores a corto plazo + acreedores a largo plazo + prov.riesgos y gtos.
Cash flow de explotación a intereses-R18	Beneficio antes de impuestos + dot. amortz. + var. prov. Inmovilizado <u>+ variaciones de provisiones circulante</u> Gastos financieros
Deuda a largo plazo a activo t-R19	<u>Acreedores a largo plazo+ prov riesgos y gastos</u> Total activo

## APÉNDICE

RATIOS	PARTIDAS DE CÁLCULO SEGÚN DEFINICIONES AL USO
Deuda a largo plazo a capital-R20	<u>Acreeedores a largo plazo + prov. riesgos y gastos</u> Capital suscrito
Cash flow a deuda total-R21	Beneficio antes de impuestos + dot. amortz. + var. provis. Inmovilizado <u>+ variaciones de provisiones circulante</u> Acreeedores a corto plazo+ acreed. a largo plazo +prov. riesgos y gastos
Deuda total a fondo de maniob-R22	<u>Acreed. a corto plazo + acreeedores a largo plazo+ prov. riesgos y gastos</u> (Activo circulante - acreeedores a corto plazo)
Activo circulante a existencias-R23	<u>Activo circulante</u> Existencias
Activo circulante a activo fijo-R24	<u>Activo circulante</u> Inmovilizado
Activo inmovilizado a PN-R25	<u>Inmovilizado</u> Patrimonio neto
Financiación básica a Activo fijo-R26	Fondos propios + ingresos a distribuir en varios ej. + provisiones para <u>riesgos y gastos y acreeedores a largo plazo</u> Inmovilizado
Capital circulante a activo total-R27	<u>Activo circulante - acreeedores a corto plazo</u> Activo total
Cuentas a cobrar a existencias-R28	<u>Deudores</u> Existencias
Activos líquidos a existencias-R29	<u>Inversiones financieras temporales + tesorería</u> Existencias
Existencias a fondo de maniobra-R30	<u>Existencias</u> Activo circulante - acreeedores a corto plazo
Ventas a existencias-R31	<u>Importe neto de la cifra de negocios</u> Existencias medias
Deudores a ventas-R32	<u>Deudores medios</u> Importe neto de la cifra de negocios
CMV /Existencias-R33	<u>Coste de la mercancía vendida</u> Existencias medias de productos acabados
CMV / Exist. comerc. - R33 C Existencias medias de productos comerciales	<u>Coste de la mercancía vendida</u>
Activo a ventas-R34	<u>Activo total medio</u> Importe neto de la cifra de negocios
Ventas a fondo de maniobra-R35	<u>Importe neto de la cifra de negocios</u> Activo circulante – acreeedores a corto plazo (valores medios)
Acreeedores a ventas-R36	<u>Acreed. a C.P. + acreed. a L.P. + prov. riesgos y gastos (valores medios)</u> Importe neto de la cifra de negocios
Ventas a fondos propios-R37	<u>Importe neto de la cifra de negocios</u> Fondos propios medios
Ventas a financiación básica-R38	<u>Importe neto de la cifra de negocios</u> F.P.+ingres. a distribuir+prov. riesgos y gastos+ acrd. a L.P. (medios)

## APÉNDICE

RATIOS	PARTIDAS DE CÁLCULO SEGÚN DEFINICIONES AL USO
Ventas a activo fijo-R39	<u>Importe neto de la cifra de negocios</u> Inmovilizado neto medio
Compras a existencias MP-R40	<u>Compras de materias primas</u> Existencias medias de materias primas
Compras a existencias comerciales- R 40C	<u>Compras de productos comerciales</u> Existencias medias de productos comerciales
Compras a proveedores de MP-R41	<u>Compras de materias primas</u> Proveedores medios
Compras a proveedores comerciales - R 41C	<u>Compras de productos comerciales</u> Proveedores medios
Producción a exist.PEC-R42	<u>Gastos de explotación</u> Existencias de producto en curso medios
Producción acabada/Exist.PA-R43	<u>Gastos de explotación más variación de productos en curso</u> Existencias medias de productos acabados
Ventas/ Dos de cobro medios-R44	<u>Importe neto de la cifra de negocios</u> Deudores medios
Fondo de maniob. op/ventas-R45	<u>Activo circulante-acreedores a corto plazo (valores medios)</u> Importe neto de la cifra de negocios <i>Dicho ratio coincide con el ratio 47 si no hay información suficiente.</i>
Fondo de maniobra op/activo tot-R46	<u>Activo circulante-acreedores a corto plazo</u> Activo total <i>Dicho ratio coincide con el ratio 27 si no hay información suficiente.</i>
Capital circulante a ventas-R47	<u>Activo circulante-acreedores a corto plazo medios</u> Importe neto de la cifra de negocios <i>Dicho ratio coincide con el ratio 45 si no hay información suficiente.</i>
Ventas a AC-existencias-R48	<u>Importe de la cifra de negocios</u> Activo circulante - existencias (valores medios)
Ventas a efectivo-R49	<u>Importe neto de la cifra de negocios</u> Tesorería media
BAT a ventas-R50	<u>Beneficio antes de impuestos</u> Importe neto de la cifra de negocios
BAT a PN-R51	<u>Beneficio antes de impuestos</u> Patrimonio neto
BN a Capital social-R52	<u>Resultado neto</u> Capital social
(BN +AMORTZ+ PROV) /CS-R53	<u>Beneficio después de impuestos + amortz + var. provisiones inmov y circ.</u> Capital social
BAT/(PN+Exg. a LP)-R54	<u>Beneficio antes de impuestos</u> Patrimonio neto + acreedores a largo plazo+provisiones riesgos y gastos
BAT/ activo total-R55	<u>Beneficio antes de impuestos</u> Activo total

## APÉNDICE

RATIOS	PARTIDAS DE CÁLCULO SEGÚN DEFINICIONES AL USO
Cash flow de explot/Ventas-R56	<u>Beneficio antes de impuestos+ dot amortz+var prov inmov. y circulante</u> Importe neto de la cifra de negocios
Cash flow de explotación/ AT medio-R57	<u>Beneficio antes de impuestos+ dot amortz+var. prov inmov. y circulante</u> Activo total medio
Remuneración accta / Neto-R58	<u>Dividendos repartidos + incremento de capital con cargo a reservas</u> Fondos propios
Dividendos/Nº acciones-R59	<u>Dividendos repartidos</u> Nº de acciones
Dividendo acc / B acción-R60	<u>Dividendos/ Nº acciones</u> Beneficios después de impuestos / Nº acciones
RN Explotación /Inversión expl-R61	<u>Resultados de explotación</u> Inmovilizado total - inmovilizado financiero
Cash flow a capital social - R62	<u>Beneficio antes de impuestos + dot amortz+var. prov inmov. y circulante</u> Capital social
Ventas /Nº empleados-R63	<u>Cifra anual de negocios</u> Número de empleados medios
BAT/Nº empleados-R64	<u>Beneficio antes de impuestos</u> Nº de empleados medios
Gastos de personal/Nº empleados-R65	<u>Gastos de personal</u> Número de empleados medios
Ventas a gastos de personal-R66	<u>Importe neto de la cifra de negocios</u> Gastos de personal
PN+Exig a LP a Nº empleados-R67	<u>Patrimonio neto + acreedores a largo plazo+ prov. riesgos y gastos</u> Número de empleados
Cotiz por acción a B por acción-R68	<u>Cotización</u> Resultado del ejercicio / número acciones
Reservas a fondos propios-R69 Fondos propios	<u>Reservas + reservas por revalorización</u>
Dot de reservas a reservas-R70	<u>Dotación a reservas</u> Reservas + reservas por revalorización
Dot reservas y amortz/Inmov.-R71	<u>Dotación reservas y amortz inmovilizado</u> Inmovilizado
Reservas a activo total-R72	<u>Reservas</u> Activo total

## APÉNDICE

**Figura 2.** Aplicación del análisis de componentes principales (principales agrupaciones de ratios por factores)

<i>FACTOR</i>	<i>CON 16 FACTORES</i>	<i>CON 20 FACTORES</i>	<i>CON 25 FACTORES</i>
<i>FACTOR 1</i>	R56, R50, R55, R57, R21, R64, R61, R12*	R56, R50, R55, R57, R21, R64, R61, R12*	R56, R50, R55, R57, R21, R61, R64, R12*.
<i>FACTOR 2</i>	R03, R06, R01, R05, R04, R29	R03, R06, R01, R05, R04, R29	R03, R06, R01, R05, R04, R29.
<i>FACTOR 3</i>	R25, R54, R14, R51, R10.	R25, R54, R14, R10, R51.	R25, R54, R14, R10, R51.
<i>FACTOR 4</i>	R24, R39, R26, R71.	R24, R39, R26, R71.	R24, R39, R26, R71.
<i>FACTOR 5</i>	R72, R45, R27, R02, R12*.	R45, R72, R27, R02, R12*	R62, R53, R52.
<i>FACTOR 6</i>	R62, R53, R52	R62, R53, R52	R72, R45, R27, R12*, R02, R09
<i>FACTOR 7</i>	R28, R23, R31.	R23, R28, R31.	R23, R28, R31.
<i>FACTOR 8</i>	R19, R20, R09, R13.	R19, R20, R09	R20, R19, R09.
<i>FACTOR 9</i>	R34, R32, R36	R34, R36, R32	R36, R34, R32.
<i>FACTOR 10</i>	R63, R66, R67	R63, R66	R63, R66
<i>FACTOR 11</i>	R18, R15	R18, R15	R18, R15.
<i>FACTOR 12</i>	R11, R69	R69, R11	R69, R11.
<i>FACTOR 13</i>	R22, R30	R22, R30	R22, R30.
<i>FACTOR 14</i>	R49, R07	R49, R07	R49, R07.
<i>FACTOR 15</i>	R48.	R65, R67	R67, R64
<i>FACTOR 16</i>	R13, R37*	R13	R13
<i>FACTOR 17</i>		R37, R38	R29, R04.
<i>FACTOR 18</i>		R17, R44	R48
<i>FACTOR 19</i>		R48	R37
<i>FACTOR 20</i>		R35	R44
<i>FACTOR 21</i>			R70
<i>FACTOR 22</i>			R38
<i>FACTOR 23</i>			R17
<i>FACTOR 24</i>			R35
<i>FACTOR 25</i>			R65

## APÉNDICE

**Figura 3.** Resultados del análisis dicotómico aplicado a los mejores ratios por ANOVA y componentes principales.

RATIO	SDO.	AÑO -3					AÑO -2					AÑO -1				
		CORTE	✓	✗	✗ I	✗ II	CORTE	✓	✗	✗ I	✗ II	CORTE	✓	✗	✗ I	✗ II
R21	Endeudamiento y solvencia largo plazo	0,117746	61%	39%	20%	80%	0,0383151 0,0562751	68%	32%	65% 47%	35% 53%	0,0690853	73%	27%	38%	62%
R34	Rotación	0,272051 0,3224735	63%	37%	48% 26%	52% 74%	0,5219332	71%	29%	33%	67%	0,889820319	69%	31%	87%	13%
R56	Rentabilidad	-0,0200278	59%	41%	86%	14%	0,08580114	69%	31%	12%	88%	0,0245531 0,03256928	71%	29%	50% 35%	50% 65%
R62	Rentabilidad	-0,1390129 0,3565794	59%	41%	86% 48%	14% 52%	0,422282	69%	31%	44%	56%	0,41741011 0,1561562	71%	29%	50% 72%	50% 28%
R63	Productividad	14.857342	66%	34%	62%	38%	11.215.942	67%	33%	41%	59%	12.249.063	68%	32%	54%	46%

✓: porcentaje de aciertos.

✗: porcentaje de errores totales.

✗ I: porcentaje de errores tipo I dentro del total de errores: empresas suspendidas consideradas como no suspendidas.

✗ II: porcentaje de errores tipo II dentro del total de errores: empresas no suspendidas consideradas como suspendidas.



## APÉNDICE

**Figura 4.** Las mejores funciones logit con los ratios de la literatura previa (procedimiento de selección por etapas)

Función		FUNCIONES SIN VALORES INFLUYENTES	SOLVENTES	INSOLVENTES	TOTALES
Z3'	ORIGINALES	$Z3' = -0,0126 R13 + 10,8615 R19 - 0,4665R20 + 1,4004 R36 - 0,7720$ (0,0198) (2,3312) (0,995) (0,4035) (0,2955)	77,06	75,76	76,44
	TIIFICADAS	$Z3' = -0,1344 ZR13 + 1,7775 ZR19 - 14,8986 ZR20 + 1,2627 ZR36 - 2,6720$ (0,2111) (0,3815) (3,1765) (0,3638) (0,6402)	77,06	75,76	76,44
Z34'	ORIGINALES	$Z34' = 0,7688 R13 + 6,6064 R19 + 0,4868 R23 - 0,3379 R25 - 0,1869 R31 - 0,2475$ (0,2755) (3,7030) (0,2990) (0,1403) (0,1003) (0,7170)	69,44	81,82	75,36
	TIIFICADAS	$Z34' = 8,2736 ZR13 + 1,0723 ZR19 + 4,6611 ZR23 - 14,5437 ZR25 - 3,1527 ZR31 + 1,0254$ (2,9645) (0,6010) (2,8632) (6,0372) (1,6915) (0,6174)	69,44	81,82	75,36
Z24'	ORIGINALES	$Z24' = 0,0701 R07 + 19,4931 R19 - 1,0024 R20 - 7,0102 R21 + 0,6454$ (0,0561) (6,2088) (0,3172) (2,8275) (0,5352)	85,71	79,41	82,61
	TIIFICADAS	$Z24' = 3,2751 ZR07 + 3,3162 ZR19 - 34,4620 ZR20 - 1,2429 ZR21 - 6,4437$ (2,6213) (1,0563) (10,9046) (0,5012) (2,2002)	85,71	79,41	82,61
Z14'	ORIGINALES	$Z14' = -0,0786 R38 - 24,2565 R56 + 1,1366$ (0,0461) (7,4981) (0,5262)	77,78	69,70	73,91
	TIIFICADAS	$Z14' = -5,7333 ZR38 - 4,5483 ZR56 - 0,1799$ (3,3637) (1,4060) (0,4003)	77,78	69,70	73,91

**Figura 2.** Estadísticos de clasificación de las diferentes funciones teniendo en cuenta los valores atípicos y extrayéndolos.

## APÉNDICE

Función		FUNCIONES SIN VALORES INFLUYENTES	SOLVENTES	INSOLVENTES	TOTAL
Z3''	ORIGINALES	$Z3'' = 0,0338 R18 + 15,5966 R19 - 0,6529 R20 - 23,4213 R21 + 25,9505 R55 + 5,5723 R72 + 0,4418$ (0,0151) (3,1466) (0,1353) (4,6408) (5,8812) (1,9096) (0,3799)	80	79,38	79,71
	TIIFICADAS	$Z3'' = 1,5366 ZR18 + 2,5548 ZR19 - 20,7134 ZR20 - 4,1515 ZR21 + 3,0979 ZR55 + 0,8361 ZR72 - 3,8390$ (0,6859) (0,5154) (4,2925) (0,8226) (0,7021) (0,2865) (0,8668)	80	79,38	79,71
Z34''	ORIGINALES	$Z34'' = 0,1011 R62 + 0,00000104 R65 + 2,4143 R70 - 4,5202$ (0,0999) (0,00000036) (0,6287) (1,2157)	88,57	78,13	83,58
	TIIFICADAS	$Z34'' = 0,8559 ZR62 + 0,9818 ZR65 + 22,1343 ZR70 - 1,0784$ (0,8453) (0,3403) (5,7639) (0,3999)	88,57	78,13	83,58
Z24''	ORIGINALES	$Z24'' = 0,0568 R15 + 25,0690 R19 - 1,0167 R20 - 26,9580 R56 - 1,5270 R70 + 1,8083$ (0,0754) (9,3781) (0,4401) (11,1499) (0,7451) (0,7092)	86,11	91,18	88,57
	TIIFICADAS	$Z24'' = 1,3063 ZR15 + 4,2681 ZR19 - 35,0327 ZR20 - 5,0646 ZR56 - 13,9421 ZR70 - 4,9551$ (1,7355) (1,5967) (15,1651) (2,0948) (6,8036) (2,9598)	86,11	91,18	88,57
Z14''	ORIGINALES	$Z14'' = -1,7328 R02 - 0,0000026 R64 + 0,8020$ (0,9751) (0,000000838) (0,6440)	88,89 / 96,88*	77,42 / 62,50*	83,58 / 90*
	TIIFICADAS	$Z14'' = -0,9380 ZR02 - 12,7315 ZR64 - 1,1331$ (0,5279) (4,0698) (0,4393)	88,89 / 96,88*	77,42 / 62,50*	83,58 / 90*

\* Variables independientes transformadas por su logaritmo neperiano.

**Figura 5.** Mejores funciones con los ratios seleccionados según el análisis factorial de componentes principales

Funciones Z'	PORCENTAJES DE ACIERTOS			MEDIDAS DE AJUSTE		
	solventes	<i>Insolventes</i>	totales	A	B	C
Z3' = -0,7598 ZR56 + 0,5789 ZR19 + 1,2776 ZR34 + 0,1824 (0,2457) (0,2156) (0,4223) (0,1931)	77,92	63,64	70,78	176,513	149,460	36,977
Z34' : -167,250 ZR25 - 0,6101 ZR62 + 5,4662 ZR19 (66,2413) (0,4509) (1,9164) + 31,6840 ZR13 + 20,3447 (14,0581) (7,7487)	88,46	88	88,24	24,345	25,544	46,336
Z24' : -0,8337 ZR56 + 0,8321 ZR19 + 1,7660 ZR34 + 0,4156 (0,4700) (0,4502) (0,9082) (0,3864)	80,77	69,23	75	54,608	47,563	17,479
Z14' : -2,2731 ZR56 + 0,5171 ZR18 + 0,2356 (0,7523) (0,4368) (0,3563)	72	76,92	74,51	51,252	43,177	19,430

Z3': es significativo al 1% y todos los ratios son significativos.

Z34': es significativo al 1% y el ratio 62 no es significativo al 5%.

Z24' es significativa al 1% y ninguno de los ratios es significativos al 5%.

Z14' es significativa al 1% y sólo el ratio 18 no es significativo al 5%.

**A:** -2 logaritmo de verosimilitud para el análisis LOGIT y la lambda de Wilks para el discriminante.

**B:** Bondad del ajuste para LOGIT y correlación canónica para el discriminante.

**C:** Chi-cuadrado del modelo.

Funciones Z''	PORCENTAJES DE ACIERTOS			MEDIDAS DE AJUSTE		
	solventes	Insolventes	totales	A	B	C
Z3'' El programa no elige ninguna variable : -0,1044 (e.s.: 0,1379)	100	0	52,61	291,934	211	
Z34'': 0,5658 ZR63 -0,1449 (0,3128) (0,2465)	89,19	33,33	62,86	92,621	69,266	4,191
Z24'':- 1, 9716 ZR56 - 3,0701 ZR13 + 0,5215 (0,8021) (1,6370) (0,3596)	72,97	61,76	67,61	82,306	71,375	15,994
Z14'':-1,0070 ZR03- 0,1672 (0,4409) (0,2560)	62,16	78,79	70	88,252	69,240	8,560

Z34'' la función es significativa al 5% pero no al 1% y el único ratio que ha seleccionado no es significativo al 5%.

Z24'' La función es significativa al 1%, el único ratio no significativo es el R13 (Significación Wald superior a 0,05).

Z14'': La función es significativa al 1% y el ratio es significativo al 5%.

**A:** -2 logaritmo de verosimilitud para el análisis LOGIT y la lambda de Wilks para el discriminante.

**B:** Bondad del ajuste para LOGIT y correlación canónica para el discriminante.

**C:** Chi-cuadrado del modelo.