

UNIVERSITAT DE BARCELONA

FACULTAT DE CIÈNCIES ECONÒMIQUES I EMPRESARIALS

**LOS MODELOS CONTABLE-FINANCIEROS DE
PREDICCIÓN DE LA INSOLVENCIA EMPRESARIAL.
UNA APORTACIÓN Y SU APLICACIÓN A UNA MUESTRA
DE EMPRESAS DE LOS SECTORES TEXTIL Y
CONFECCIÓN DE LA PROVINCIA DE BARCELONA
(1994-1997)**

DEPARTAMENTO DE CONTABILIDAD
PROGRAMA DE DOCTORADO EN CONTABILIDAD
Y AUDITORÍA DE CUENTAS, BIENIO 1992-1994

TESIS DOCTORAL PRESENTADA POR
ANTONIO SOMOZA LÓPEZ
PARA EL ACCESO AL TÍTULO DE DOCTOR EN
CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES

DIRECTOR: DR. JOSEP VALLVERDÚ CALAFELL
TUTOR: DR. JAVIER CASTILLO NAVARRO

Barcelona, febrero de 2000

FUNCIONES	COMPOSICIÓN MUESTRA		PORCENTAJES DE ACIERTOS				MEDIDAS DE AJUSTE		
	SOLV	INSOLV	SOLVENTES	INSOLVENTES	TOTAL	-2LOG.	BONDAD	GHI-CUADRADO	
	Z3'	109	99	77,06	75,76	76,44	213,063	197,507	74,805
	74	61	72,97	68,85	71,11	151,126	132,567	34,770	
Z34'	36	33	69,44	81,82	75,36	60,706	57,954	34,818	
	14	17	71,43	82,35	77,42	28,703	27,089	13,981	
Z24'	35	34	85,71	79,41	82,61	55,617	51,906	40,023	
	30	20	86,67	65	78	45,873	43,134	21,429	
Z14'	36	33	77,78	69,70	73,91	71,166	59,127	24,358	
	34	19	85,29	31,58	66,04	64,960	52,260	4,209	

Todas las funciones son significativas excepto la Z14' logarítmica al 1%.

Figura 7. 13. Estadísticos de clasificación de las diferentes funciones (transformación logarítmica).

FUNCIONES		FUNCIONES	
Z3"	TIPIFICADA	$Z3'' = 1,5366 ZR18 + 2,5548 ZR19 - 20,7134 ZR20 - 4,1515 ZR21 + 3,0979 ZR55 + 0,8361 ZR72 - 3,8390$ (0,6859) (0,5154) (4,2925) (0,8226) (0,7021) (0,2865) (0,8668)	
	LOGARITMICA	$Z3'' = 0,1170 LR18 + 1,3428 LR19 - 1,1052 LR20 - 1,0834 LR21 + 0,5554 LR55 + 0,0002 LR72 + 2,9737$ (0,1778) (0,3010) (0,2343) (0,4593) (0,2574) (0,1618) (1,0823)	
Z34"	TIPIFICADA	$Z34'' = 0,8559 ZR62 + 0,9818 ZR65 + 22,1343 ZR70 - 1,0784$ (0,8453) (0,3403) (5,7639) (0,3999)	
	LOGARITMICA	$Z34'' = -0,1587 LR62 - 3,2243 LR65 + 0,6493 LR70 + 47,4611$ (0,3527) (2,5177) (0,3107) (36,7152)	
Z24"	TIPIFICADA	$Z24'' = 1,3063 ZR15 + 4,2681 ZR19 - 35,0327 ZR20 - 5,0646 ZR56 - 13,9421 ZR70 - 4,9551$ (1,7335) (1,5967) (15,1651) (2,0948) (6,8036) (2,9598)	
	LOGARITMICA	$Z24'' = 0,0939 LR15 + 2,3383 LR19 - 1,4374 LR20 - 0,9712 LR56 - 0,5214 LR70 + 2,1505$ (0,4685) (0,7644) (0,4620) (0,5661) (0,2438) (2,1169)	
Z14"	TIPIFICADA	$Z14'' = -0,9380 ZR02 - 12,7315 ZR64 - 1,1331$ (0,5279) (4,0698) (0,4393)	
	LOGARITMICA	$Z14'' = -0,8176 LR02 - 0,7418 LR64 + 6,9301$ (0,6432) (0,3029) (3,4739)	

Figura 7.14. Estadísticos de clasificación de las diferentes funciones (transformación logarítmica).

FUNCIONES	COMPOSICIÓN MUESTRA		PORCENTAJES DE ACIERTOS			MEDIDAS DE AJUSTE			
	SOLVENT	INSOLV	SOLVENTES	INSOLVENTES	TOTAL	-2LOG.	BONDAD	CHI-CUAD.	
Z3"	TIPIFICADA	110	97	80	79,38	79,71	171,560	159,833	114,586
	LOGARÍTMICA	86	55	83,72	56,36	73,05	151,054	130,345	37,542
Z34"	TIPIFICADA	35	32	88,57	78,13	83,58	61,503	65,249	31,244
	LOGARÍTMICA	17	16	52,94	68,75	60,61	36,222	28,989	9,496
Z24"	TIPIFICADA	36	34	86,11	91,18	88,57	35,793	34,758	61,190
	LOGARÍTMICA	29	20	89,66	70,00	81,63	43,408	54,405	22,858
Z14"	TIPIFICADA	36	31	88,89	77,42	83,58	47,585	59,465	44,923
	LOGARÍTMICA	32	8	96,88	62,50	90	29,519	45,788	10,513

Todas las funciones son significativas al 1%.

Figura 7. 15. Estadísticos de clasificación de las diferentes funciones (transformación logarítmica).

No nos atrevemos a concluir si una formulación es mejor que la otra o en qué sentido. Si bien, merece la pena subrayar, que en el caso de la transformación logarítmica estamos trabajando con un porcentaje de valores perdidos que en la original habíamos eludido.

En cuanto a la significación de los ratios para cada una de las formulaciones, señalemos cuáles son identificados como no significativos. Aparecen en la figura 7.16 de la siguiente página.

Casi todas las funciones tienen ratios no significativos, podemos observar como se repiten en algunas de ellas cuando se formulan a través del logaritmo neperiano y cómo se incrementan al aplicar dicha transformación.

Además podemos advertir:

- a. Las funciones logarítmicas posiblemente necesitan una selección diferente de las variables, dado que éstas son las que muestran un mayor número de ratios no significativos. En especial las funciones $Z3''$, $Z34'$ y $Z14'$.
- b. Hay una total concordancia entre los ratios no significativos en la formulación original y aquellos otros que se han considerado de esta manera en la logarítmica para la función $Z24''$.
- c. Es destacable que algunas funciones no compartan ratios no significativos al comparar las dos formulaciones, el caso de la $Z3'$.

Por último, de todas las funciones expuestas en este punto, la única función que no permite rechazar la hipótesis nula, referente a que todos los parámetros asociados a los ratios sean iguales a cero, es la $Z14'$ logarítmica, lo cual subraya la necesidad de una selección diferente de las variables independientes.

En conclusión, la mejoría que se pueda producir por la transformación de los ratios queda supeditada a cada función en concreto dado que tanto los resultados de clasificación, como la bondad de ajuste conseguida y, por supuesto, los ratios no significativos no permiten derivar una generalización sobre si dichas transformaciones son favorables o no.

FUNCIONES		RATIOS NO SIGNIFICATIVOS					
		RATIO	RATIO	RATIO	RATIO	RATIO	RATIO
Z3'	ORIGINAL Y TIPIF	R13	ZR13				
	LOGARITMICA	LR19					
Z3''	ORIGINAL Y TIPIF						
	LOGARITMICA	LR18	LR72				
Z34'	ORIGINAL Y TIPIF	R23	ZR23	R19	ZR19	R31	ZR31
	LOGARITMICA	LR13	LR19	LR23	LR25	LR31	
Z34''	ORIGINAL Y TIPIF	R62	ZR62				
	LOGARITMICA	LR62	LR65				
Z24'	ORIGINAL Y TIPIF	R07	ZR07				
	LOGARITMICA	LR07					
Z24''	ORIGINAL Y TIPIF	R15	ZR15				
	LOGARITMICA	LR15					
Z14'	ORIGINAL Y TIPIF	R38	ZR38				
	LOGARITMICA	LR38	LR56				
Z14''	ORIGINAL Y TIPIF	R02	ZR02				
	LOGARITMICA	LR02					

En Z34' tanto en los ratios originales como logarítmicos, ninguna de las variables es significativa al 5%, pero la función sí que lo es, aplicando el estadístico Chi-cuadrado.

En Z14' ningún ratio es significativo, pero a diferencia de la anterior función, en este caso el modelo es no significativo.

ORIGINAL: se refiere al modelo original sin valores influyentes.

WALD: significación del estadístico Wald, superior a 0, 05 no se puede rechazar la hipótesis nula de que el parámetro asociado al ratio es cero.

Figura 7.16. Ratios no significativos por Wald.

7.6. INTERPRETACIÓN DE LOS RESULTADOS

7.6.1. SELECCIÓN DE LOS MEJORES MODELOS

En este momento vamos a seleccionar 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. Ello nos lleva a confeccionar las dos siguientes figuras: figura 7.17 en la que aparecen las funciones con los ratios seleccionados por la muestra primaria y figura 7.18 con los ratios seleccionados por las dos muestras.

La estructura en estas dos figuras es la misma. En la primera columna aparecen las funciones obtenidas anteriormente, en las tres siguientes los resultados de clasificación correcta (para el grupo de las empresas solventes, las insolventes y finalmente para el total) y la última muestra cuáles son los ratios significativos en cada uno de estos modelos.

Si nos centramos únicamente en los resultados de la clasificación 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 en que los ratios se escogen *a medida* funciona mejor que la anterior, 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.

FUNCIONES	SOLVENTES	INSOLVENTES	TOTALES	RATIOS SIGNIFICATIVOS
Z3'	77,06	75,76	76,44	+R19 :deuda LP a activo total
				-R20: deuda a LP a capital soc.
				+R36: acreedores a ventas
Z34'	69,44	81,82	75,36	+R13: deuda LP a patr. Neto
				-R25: inmovilizado a patr. Neto
Z24'	85,71	79,41	82,61	+R19 :deuda LP a activo total
				-R20: deuda a LP a capital soc.
				-R21: BAT + am + prov a deuda total
Z14'	77,78	69,70	73,91	-R56: BAT + amortz + provisiones a ventas

* Variables independientes transformadas por su logaritmo neperiano.

Figura 7. 17. Mejores funciones con ratios significativos al 5% seleccionados por la muestra primaria sin valores influyentes.

FUNCIONES	SOLVENTES	INSOLVENTES	TOTALES	RATIOS SIGNIFICATIVOS
Z3''	80	79,38	79,71	-R18: (BAT + amortizaciones y provisiones) a gastos financieros
				+R19: acreedores a largo plazo a activo total
				-R20: deuda a largo plazo a capital
				-R21: (BAT + amortz + prov) a deuda total
				+R55: beneficio antes de impuestos a activo total
				+R72: reservas a activo total
Z34''	88,57	78,13	83,58	+R65: gastos de personal a número de empleados
				+R70: dotación de reservas a reservas
Z24''	86,11	91,18	88,57	+R19: acreedores a largo plazo a activo total
				-R20: deuda a largo plazo a capital
				-R56: (BAT + amortz + provisiones) a ventas
				-R70: dotación de reservas a reservas
Z14''	88,89 / 96,88*	77,42 / 62,50*	83,58 / 90*	-R64: BAT a número de empleados

* Variables independientes transformadas por su logaritmo neperiano.

Figura 7.18. Mejores funciones con ratios significativos al 5% y seleccionados por la muestra primaria y secundaria sin valores influyentes.

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 no es igual en los dos tipos de funciones examinadas. Si bien en la primera figura 7.17, 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 la segunda (figura 7.18), es precisamente, éste último año previo (Z14'') el que consigue el porcentaje de aciertos más elevado. Sólo en Z14'' los logaritmos permiten alcanzar mejores resultados.
 - 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; Z14' y Z24' (ésta última en logaritmos) consiguen mejores resultados en el grupo solvente; por el contrario, la Z34'' y Z14'' se decantan hacia la solventes y la Z24'' hacia la insolvencia.

En resumen, las funciones Z'' (no validadas) se comportan mejor que las Z' y, en cuanto a los mejores modelos para cada año previo, el segundo (en el caso de información completa) y el primero (en el caso de incorporar la muestra incompleta) son los que consiguen porcentajes de aciertos más elevados. La transformación logarítmica muestra su utilidad sólo en un caso, mejorando lo conseguido.

7. 6. 2. INTERPRETACIÓN CONTABLE Y ECONÓMICA

Se va a realizar a través del análisis de los ratios más significativos para cada una de esas funciones y lo que de ellos se puede extraer para indagar en las causas de la insolvencia empresarial.

7. 6. 2. 1. Las funciones globales (Z3' y Z3'')

Sin duda alguna éstas son las funciones que merecen un examen más exhaustivo ya que en ellas están de forma implícita o explícita, las que se refieren a cada período previo.

Si comparamos las dos funciones de las anteriores figuras, las variables comunes son la R19 y R20, ambas se ubicaban en el factor “endeudamiento a largo plazo” (figura 4.5). Por lo tanto, esta característica marca la diferencia en un modelo que contemple globalmente los dos grupos, no obstante cabe plantearse en qué sentido.

Es necesario, llegados a este punto, hacer unas breves reflexiones acerca del endeudamiento a largo plazo y su repercusión en la investigación que estamos realizando.

En primer lugar, la existencia de restricciones financieras para las pequeñas y medianas empresas, así como una estructura de endeudamiento con predominio de la financiación ajena a corto plazo queda puesto de relieve en la investigación de Hernando y Vallés [1992] para el sector manufacturero español². Por consiguiente, el endeudamiento a largo plazo es un “bien escaso” para este tipo de firmas, las cuales son parte esencial de las muestras utilizadas en esta tesis (véase al efecto el capítulo 5). Ello provoca que éstas se vean obligadas, en la mayoría de los casos, a financiarse por métodos, cuanto menos, arriesgados; recuérdese, al efecto, lo comentado en el capítulo 3 acerca del “apalancamiento” de las empresas textiles en el descuento financiero y cómo éste se había convertido en el responsable en los años 1993 y 1994 de una buena parte de las suspensiones de pagos ante una actitud restrictiva de las entidades financieras para la concesión de préstamos.

Comprobemos qué sucede en nuestra muestra a través de los dos siguientes cuadros (figuras 7.19 y 7.20):

MUESTRA CON RATIOS =0	R13-R19-R20	PORCENTAJE
Primaria	62	40% (62: 154)
Secundaria	29	51% (29: 57)
TOTAL	91	43% (91: 211)

Figura 7.19. Valores perdidos para los ratios 13, 19 y 20.

² La muestra sobre la cual se extraen estas conclusiones se refiere al período 1983-1988 y a partir de los datos de la Central de Balances del Banco de España.

Como de aquí se desprende, en realidad el 43% de las empresas con las que estamos trabajando no acceden a esta fuente de financiación a largo plazo. La siguiente pregunta es inmediata, si afecta más a las empresas solventes o insolventes:

COMPOSICIÓN DE LAS MUESTRAS			
	SOLVENTES	INSOLVENTES	TOTALES
PRIMARIA	31 / 77 = 0,40	31 / 77 = 0,40	62 / 154 = 0,40
SECUNDARIA	19 / 34 = 0,55	10 / 23 = 0,43	29 / 57 = 0,51
TOTAL	50 / 111 = 0,45	41 / 100 = 0,41	91 / 211 = 0,43

Figura 7.20. Valores perdidos por muestra primaria y secundaria así como estado.

No hay un mayor porcentaje de empresas endeudadas a largo plazo diferente en cada submuestra o, lo que es lo mismo, el endeudamiento a largo plazo no está más concentrado en uno de los dos grupos.

Por lo tanto, efectivamente una gran parte de las empresas no están endeudadas a largo plazo y no se observa un mayor protagonismo de éste en las empresas insolventes.

En segundo lugar, nos planteamos las repercusiones de no disponer de este recurso financiero. Lógicamente, aquellas que acceden poseen dos ventajas: si los recursos generados lo permiten, pueden llevar a cabo con mayor facilidad una expansión de la empresa (en general, para el endeudamiento se cumple, siempre y cuando el apalancamiento financiero tenga un efecto positivo sobre la rentabilidad) y, por otra parte, en caso de dificultades, el vencimiento de éstos les permitirán afrontar mejores soluciones.

En resumen, el endeudamiento a largo plazo puede discriminar, no tanto por su diferencial entre ambos tipos de empresas, sino por el hecho de disponerlo o no.

Dicho todo esto, comparemos los signos de ambos ratios. Mientras en el ratio 19 es positivo, en el ratio 20 es negativo; ello implica, en el primer caso, que ante un incremento del endeudamiento respecto al activo total se incremente la probabilidad de insolvencia (ciertamente, ello ocurre de esta manera). En el segundo caso es negativo y, por lo tanto, la interpretación sería la contraria, ante un incremento del endeudamiento a largo plazo

respecto al capital social se produce una disminución en esa probabilidad (o en sentido inverso, ante una disminución del ratio, hay un incremento de esa probabilidad).

Una vez más, acudamos a la propia muestra y a la evolución de los ratios para intentar comprender este resultado. A continuación se adjuntan los gráficos de esas variables para ambos grupos (figura 7.21 a, b c). Dado que una empresa tendrá más riesgo de llegar a una situación de insolvencia cuanto más endeudada esté, parece extraña la anterior aseveración, más, cuando al relacionarlo con el activo es positivo y al relacionarlo con el capital es negativo. Veamos si ello es así.

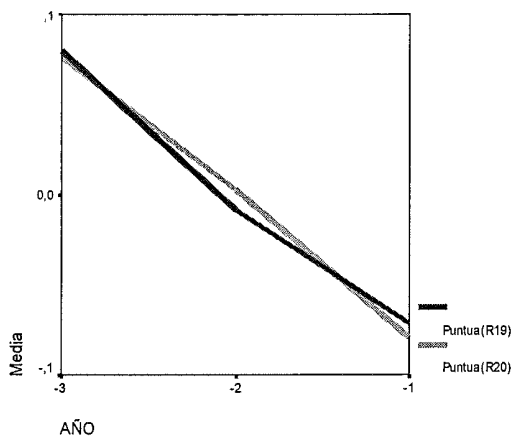


Figura 7.21a

← evolución de los dos ratios para toda la muestra y por cada ejercicio previo.

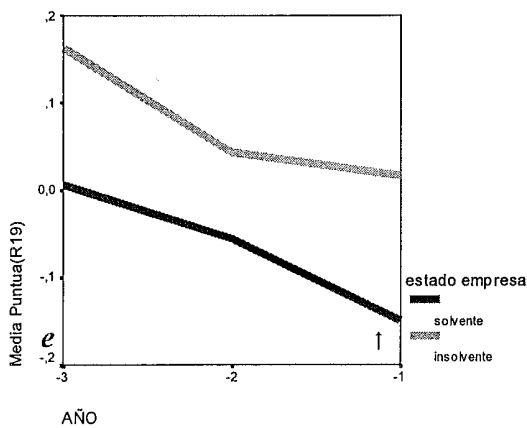


Figura 7.21b

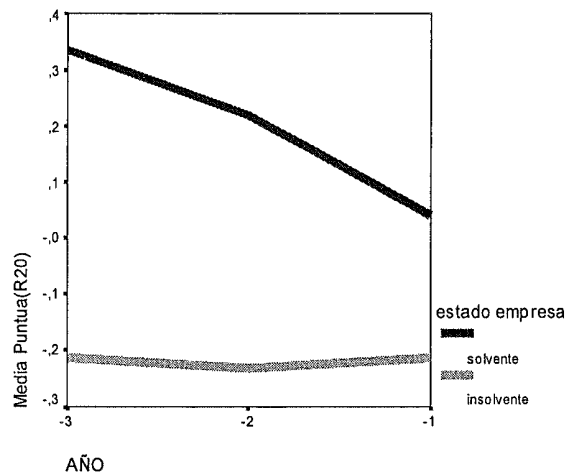


Figura 7.21c

↖ Evolución de los ratios 19 y 20 para ambos tipos de empresas.

Figura 7.21. Evolución temporal de los ratios 19 y 20 de endeudamiento a largo plazo (comportamiento de la media de los ratios tipificados).

Efectivamente, ambos ratios siguen la misma evolución, por lo que es de prever que estén muy correlacionados (figura 7.21 a). Ahora bien, mientras que el ratio 19 muestra un mayor endeudamiento a largo plazo para las empresas insolventes al relacionarlo con su activo (figura 7.21 b), el ratio 20 lo muestra para las solventes (figura 7.21c). Por consiguiente, parecen indicar, por una parte, cómo el endeudamiento a largo plazo tiene un límite, cual es la garantía ofrecida por el activo de la empresa; pero, por otra, como aquéllas empresas cuyo endeudamiento a largo plazo es superior respecto al capital son las que mayor confianza podrían ofrecer a las entidades financieras, posiblemente a través de otros componentes de los fondos propios (reservas, primas de emisión, remanentes, etc.).

Pasemos a ver los resultados obtenidos a través del análisis logit para valorar cuál de los dos ratios es más influyente. Como anteriormente se comentó, no es posible en éste considerar incrementos lineales, dado que tiene en cuenta la situación inicial de cada empresa (lo cual justifica la forma de la función), aunque sí es fácil determinar cuál de las dos variables tiene una mayor importancia relativa, en este caso dividiendo los parámetros a ellas asociadas. Se muestra a continuación sobre las variables tipificadas (figura 7.22):

	Z3'			Z3''		
	Coef.	R	Exp (coef)	Coef	R	Exp (coef)
ZR19	1,7775	0,2616	5,9153	2,4805	0,2715	11,9478
ZR20	14,8986	-0,2636	0,0000	19,9072	-0,2568	0,00000
R19/R20	0,1193			0,1246		

Figura 7.22. Importancia relativa de los ratios R19 y R20 estandarizados.

De lo que se desprende, que el efecto marginal sobre la probabilidad de la insolvencia es superior en el ratio 20 que en el 19. Ahora bien, analicemos qué sucede con los dos estadísticos que aparecen a continuación:

- R^3 simboliza la correlación parcial de cada ratio con la variable dependiente, en este caso, la probabilidad de insolvencia; de tal manera que si es positiva, indica que al incrementarse el ratio, se incrementa esa probabilidad. En este caso

³ Se formula como: $R = \sqrt{\frac{\text{(Estadístico Wald- 2grados de libertad)}}{-2 * \text{Log. verosimilitud solo con constante}}}$

podemos ver que tanto en el ratio 19 como 20 el efecto de cada una es parecido y en el caso de la 20 nos confirma su sentido opuesto.

- El exponente del coeficiente⁴ mide la probabilidad de que el evento suceda respecto a la probabilidad de que no suceda y, a través de este coeficiente, podemos constatar el incremento en la probabilidad de insolvencia al incrementarse el ratio en una unidad, en este caso vemos cómo un incremento de valor en el ratio 19 afecta a esas probabilidades, mientras que en el caso del ratio 20 lo deja inalterado.

Por consiguiente, el ratio 19 es el que mayor protagonismo adquiere dentro de la función, lo cual es positivo dado que tanto sus componentes como el propio ratio permiten una interpretación coherente con lo que de él se esperaba.

No hay que descartar que en el signo del ratio 20 intervenga la correlación espúrea (es decir un tercer factor que explique este comportamiento, hemos señalado al resto de componentes de recursos propios, pero podría ser otro) y el hecho mismo de que el capital de una empresa no es representativo de la posición actual de ésta. Es sólo un referente histórico con un sesgo legal importante (el capital social mínimo para constituir una sociedad anónima son 10.000.000 de pesetas, artículo 4 de la Ley de Sociedades Anónimas).

A mencionar, también, como en la función Z3' aparece un ratio de "rotación" (siguiendo la metodología del capítulo 3), si bien, en realidad, nos indica la capacidad de la empresa para devolver su exigible a través de las ventas (el signo es el esperado, cuanto más exigible en comparación con las ventas, más propensión a la insolvencia).

Hemos querido profundizar en las relaciones entre los ratios de cada modelo y para ello se ha incorporado la matriz de correlaciones, dado que es previsible la presencia de multicolinealidad, lo cual afectará a la estimación de los coeficientes. En la siguiente figura aparece el coeficiente de correlación de Spearman bilateral y si es estadísticamente significativo o no.

⁴ El factor exp (coeficiente) es el resultado de comparar el ratio (probabilidad de la insolvencia/ probabilidad no solvencia) cuando la variable es 0 y cuando la variable tiene valor 1. Por la división de estos dos cocientes obtenemos un factor que nos mide el incremento entre las dos probabilidades.

Z3'	R13	R19	R20	R36
R13	1			
R19	-0,0235	1		
R20	0,0966	0,6226*	1	
R36	0,1951	0,1261	0,0062	1

* significativos al 1%, significativos al 5%**.

Figura 7.23. Correlaciones entre variables.

Como se puede observar, la correlación entre R19 y R20 es significativa al 1% y elevada, lo cual confirma la existencia de multicolinealidad en esta función y permite añadir un factor más a los antes comentados para explicar las causa del signo contradictorio del ratio 20.

Con información incompleta el número de ratios aumenta (figura 7.18) y entre los ratios que figuran cabe destacar el ratio 21, de endeudamiento a largo plazo (a menores recursos generados respecto a los intereses y la deuda, mayor probabilidad de suspensión de pagos); el ratio 55, de rentabilidad, y el R72, de autofinanciación (ambos signos son contradictorios, a mayor rentabilidad y autofinanciación, más probabilidad de insolvencia). Al igual que anteriormente se ha procedido a calcular las correlaciones:

Z3''	R18	R19	R20	R21	R55	R72
R18	1					
R19	-0,0687	1				
R20	0,1249	0,6272*	1			
R21	0,8728*	-0,1007	0,1059	1		
R55	0,7429*	-0,0534	0,1770**	0,8750*	1	
R72	0,0435	-0,0388	-0,0707	0,1260	0,0225	1

* significativos al 1% , significativos al 5%.**

Figura 7.24. Correlaciones entre variables.

Aquí podemos observar cómo aparece la multicolinealidad en diferentes variables independientes, en concreto, hay una alta asociación positiva entre el ratio 18 con el ratio 21 y el 55, entre el 19 y 20, así como entre el 20 y el 21 con el 55 (precisamente aquellos con signos contradictorios).

Por último, señalar que si nuestro objetivo es la indagación en las causas que llevaron a las empresas textiles a una situación de insolvencia en el período considerado, deberemos escoger las funciones basadas en los ratios de la muestra primaria, dado que con un número más reducido de variables independientes, permiten una interpretación más diáfana de lo sucedido en esos años.

7.6.2.2. Las funciones por años previos

Las conclusiones que de aquí se obtienen son un tanto repetitivas con respecto a las anteriores, si bien con algunas matizaciones que en su momento comentaremos.

En el tercer ejercicio previo con información completa (figura 7.17), de los cuatro ratios significativos, uno es de endeudamiento a largo plazo (R13, positivamente relacionados con la probabilidad de insolvencia) y el otro, de estructura económica (R25, con signo negativo: a menor inmovilizado respecto al patrimonio neto, mayor probabilidad de insolvencia). Ello indica que lo comentado anteriormente acerca del endeudamiento tiene plena validez.

Parece deducirse que las características que marcan la diferencia entre las empresas insolventes y solventes provienen de la estructura económica, en concreto, un inmovilizado inferior para las empresas insolventes y un mayor endeudamiento.

Cuando incluimos la información incompleta, aparecen dos factores diferentes y no compartidos por la función anterior: la productividad a través del ratio 65 (a más gastos de personal, más posibilidad de suspensión de pagos) y la autofinanciación, con el ratio 70 (signo positivo, pero contradictorio con lo que se podría esperar); los ponemos en tela de juicio al no aparecer en la función anterior (ratios seleccionados con la muestra primaria únicamente).

En cuanto a la multicolinealidad, tenemos:

Z34'	R13	R19	R23	R25	R31	Z34''	R62	R65	R70
R13	1					R62	1		
R19	-0,1242	1				R65	-0,1877	1	
R23	0,0486	0,0446	1			R70	-0,4241*	-0,0461	1
R25	0,3266*	-0,1133	-0,2332**	1					
R31	-0,0855	0,1706	0,6791*	-0,0851	1				

* significativos al 1% , significativos al 5%.**

Figura 7.25. Correlaciones entre variables.

Las variables más correlacionadas en Z34' son el ratio 13 con el 25, el 23 con el 25 y el 31. En Z34'' únicamente el ratio 62 con el 70 tiene una asociación positiva.

En el segundo ejercicio previo las empresas solventes se diferencian una vez más de las insolventes por el factor endeudamiento a largo plazo (R19, R20 para Z24' y Z24'', los signos vuelven a ser los mismos que en Z3' y Z3''), así como un ratio de capacidad de devolución de las deudas a través de los recursos generados por la empresa, el R21.

Cuando incorporamos la muestra incompleta (Z24'') aparece el ratio R56 (signo esperado), de rentabilidad, y desaparece el ratio 21, lo cual confirma la volatilidad del ratio, así como aparece un tercer factor, la autofinanciación (R70), a través de la dotación a las reservas. Aquí el signo confirma lo que era de esperar; conforme nos acercamos al momento de la insolvencia declarada, las empresas insolventes tendrán menores beneficios o simplemente pérdidas.

Las funciones que representan este segundo ejercicio previo son las que consiguen poner de relieve ya no sólo la cuestión antes planteada del endeudamiento, sino también, cómo se traduce éste en problemas de rentabilidad y, posteriormente, de liquidez. Una vez más, incorporamos las correlaciones entre ratios:

Z24'	R07	R19	R20	R21	R70	Z24''	R15	R19	R20	R56	R70
R07	1					R15	1				
R19	-0,1139	1				R19	0,1097	1			
R20	-0,1092	0,7853*	1			R20	0,1754	0,7900*	1		
R21	-0,0202	-0,1072	-0,0089	1		R56	0,7578*	-0,0162	0,1081	1	
						R70	0,0024	0,1124	0,0782	-0,0884	1

* significativos al 1%, significativos al 5%**

Figura 7.26. Correlaciones entre variables.

Poco puede comentarse de esta figura sin tener que recurrir a lo antes explicado. Los ratios 19 y 20 vuelven a mostrar su alta correlación (incluso superior a Z3'), siendo los únicos correlacionados y solamente para Z24'' aparece, además, una asociación positiva entre los ratios 15 y el 56.

Finalmente, el último año previo es el más difícil de interpretar (figura 7.27). Mientras que la información completa selecciona un ratio significativo de rentabilidad (R56, con un signo coherente), al incorporar la muestra secundaria dicho ratio no es aceptado y, en su lugar, aparece un ratio de liquidez (R02) y otro de productividad (R64) de los cuales únicamente es significativo el último (ambos tienen un signo coherente con lo que en principio cabe esperar). En todo caso, no parece contradictorio con la diferencia de perfiles entre ambos tipos de empresas, las solventes generarán mayor rentabilidad que las insolventes y estas últimas tendrán serios problemas de liquidez. En cuanto al ratio de productividad, beneficios a número de empleados, lo realmente determinante es la diferencia en el numerador y no tanto en el denominador.

Z14'	R38	R56	Z14''	R02	R64
R38	1		R02	1	
R56	-0,0899	1	R64	0,2347**	1

* significativos al 1%, significativos al 5%

Figura 7.27. Correlaciones entre variables.

El análisis de las correlaciones presenta la alta asociación positiva entre los ratios 02 y 64 en Z14''.

B.I.B. S.A.
 Diagonal, 620, 08034 Barcelona
 Tel. 400 10 66

En la figura 7.28 se muestra un resumen de los factores más relevantes para diferenciar entre ambos tipos de empresas.

Como conclusión de este punto, podemos admitir el protagonismo del endeudamiento a largo plazo así como la rentabilidad como elementos discriminantes entre empresas solventes e insolventes.

Es necesario subrayar la gran utilidad de todo este tipo de consideraciones, no tanto para predecir una situación futura, cuanto para poner de manifiesto las relaciones subyacentes entre diferentes aspectos de una empresa que, en principio, no tienen una vinculación directa (por ejemplo, el endeudamiento a largo plazo con la rotación o la rentabilidad a través de la estructura económica de la empresa).

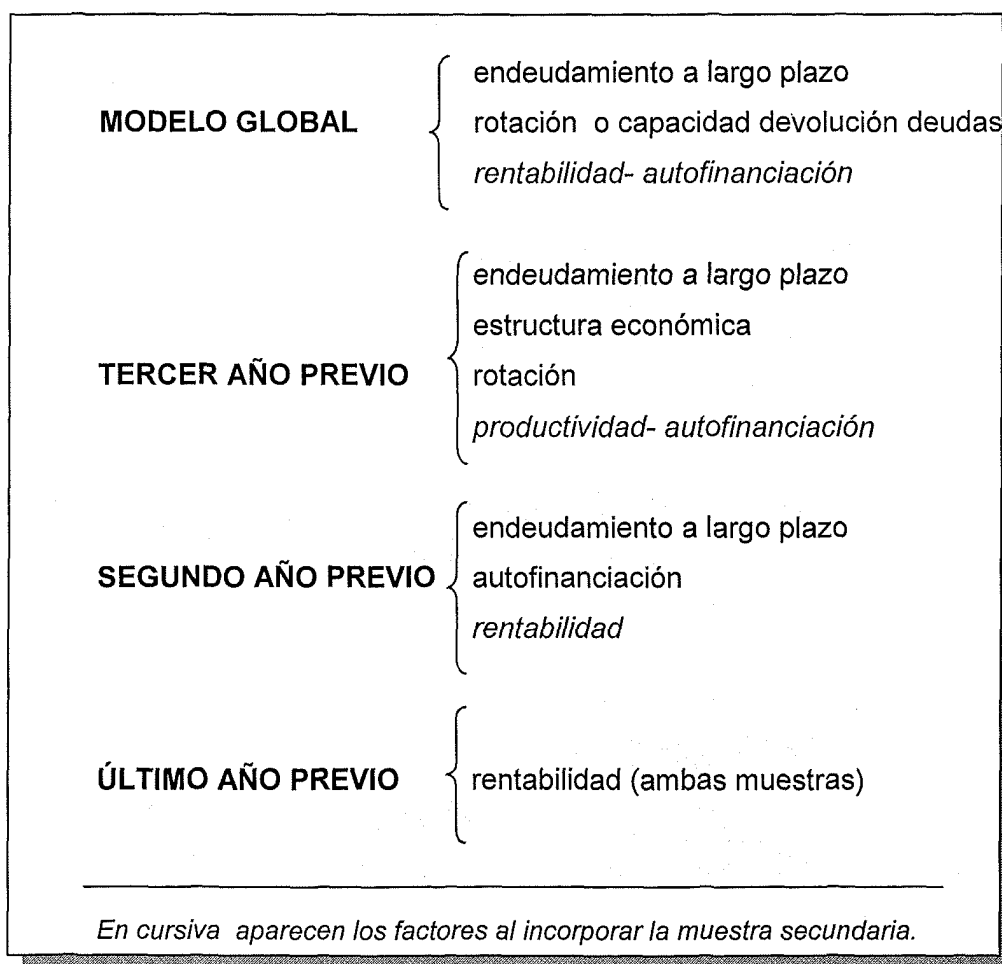


Figura 7.28. Factores para cada función de las figuras 7.17. y 7.18.

No podemos finalizar este apartado sin antes probar, qué sucedería si aplicáramos de nuevo el criterio de entrada *Wald* para las variables independientes seleccionadas en las funciones, con los ratios elegidos por la muestra primaria; es decir, hemos estimado de nuevo las funciones Z' con el objetivo de escoger aquellas más representativas. He aquí los principales resultados:

Función	modelo con ratios sin estandarizar	Porcentajes clasificación		
		Insolv	Solve	total
Z3'	11,0113 R19 – 0,4544 R20 + 1,3626 R36 -0,7877 (2,3180) (0,0965) (0,3898) (0,2934)	74,75	78,90	76,92
Z34'	No selecciona ninguna variable, término independiente: -00870 (s.e.: 0.2410)	100	0	52,17
Z24'	18,3177 R19 – 0,9342 R20 – 6,7681 R21 + 0,8578 (5,9290) (0,3014) (2,7914) (0,5131)	79,41	85,71	82,61
Z14'	0,0102 R18 – 28, 0502 R56 + 0,5644 (0,0081) (8,7115) (0,3808)	77,78	66,67	72,46

Figura 7.29. Ssegunda selección de ratios por *Wald*.

De esta segunda estimación podemos concluir:

1. No se consigue reducir la multicolinealidad al aplicar por segunda vez este criterio ya que los ratios originales en los cuales se había detectado continúan presentes en esta segunda formulación.
2. En el caso del modelo Z34' no hay ningún ratio seleccionado, lo cual podría inducir a pensar que ninguno de los anteriores es significativo.
3. Sí se constata una leve, muy leve mejoría en el poder de clasificación de la función global, mientras que para las diseñadas en cada ejercicio previo no se observa, manteniéndose en los mismos niveles anteriores.

7.7. UNA COMPARACIÓN CON LA LITERATURA PRECEDENTE

7.7.1. COMPARACIÓN DE LOS PORCENTAJES DE CLASIFICACIÓN

La primera comparación se refiere a los porcentajes de clasificación al utilizar las tres funciones anteriores, aquellas calculadas sobre la muestra primaria.

Como paso previo, debemos tener en cuenta algunos aspectos dignos de mención:

1. Éste es un estudio sectorial, con lo cual, los porcentajes obtenidos no son posiblemente aplicables a otros sectores u otros períodos de referencia⁵. Una gran parte de éstas recogen empresas de diferentes ramas de actividad.
2. Aquí se ha tratado de ver cuáles son las características que diferencian una empresa abocada posteriormente a una suspensión de pagos con otras solventes. Hay que constatar que muchos estudios no consideran la insolvencia financiera como variable dependiente y, en su lugar, utilizan la quiebra, la morosidad en las entidades crediticias, la adquisición por parte de otras empresas o diferentes situaciones de posible insolvencia (*warning systems*).
3. Hemos tratado sobre todo con pequeñas y medianas empresas, mientras que muchos trabajos utilizan firmas de gran tamaño y que coticen en bolsa, ya no sólo por la mayor disponibilidad de información⁶, sino también por la posibilidad de incorporar variables exógenas (tales como las de mercado reflejadas por sus cotizaciones).
4. La diversidad y el elevado número de artículos, libros y ensayos sobre este tópico obligan a no detenernos en cada uno en concreto, sino a dirigirnos a las conclusiones generales que de ellos se extraen y que en nuestro caso recogimos en el punto 2.6.2.

La figura 2.4 nos mostraba cuales son los estudios de predicción de la insolvencia que más comúnmente se citan en este campo de investigación y sus resultados. En este mismo capítulo, en concreto, en el apartado 2.6.2 realizamos una evaluación de los modelos de predicción. Es ahora el momento de verificar la validez de aquellos comentarios para esta investigación (página 59):

⁵ Éste será el primer punto a tratar en el siguiente capítulo: verificar si los modelos son específicos de la muestra.

Los resultados de los modelos univariantes han sido tan buenos como los de los multivariantes, aunque más utilizados los segundos⁷.

En esta tesis la aplicación del análisis dicotómico para la muestra primaria permitía obtener unos porcentajes de aciertos para el último año previo del 73% utilizando únicamente el ratio 21 (endeudamiento y solvencia a largo plazo), porcentaje que -recuérdese- era peor al conseguido por Beaver [1966] (87%).

Al aplicar el modelo multivariante, encontramos que la función discriminante múltiple consigue porcentajes superiores al logit para el último ejercicio previo (F14 [80,39%], Z14 [76,47%]) y, además, conforme nos alejamos en el tiempo y para el tercer año anterior, el mejor ratio seleccionado (el R63) consigue un 66% de aciertos, mientras que la mejor función (Z34) alcanza un 98,04%. Por consiguiente, en este caso, sí que se muestra superior a la formulación multivariante.

Podemos comprobar cómo, para el segundo año previo, el mejor ratio considerado aisladamente (R34: 71%) no se muestra mejor que la función escogida, logit Z24 (84,62%) y F23 (88,5%) .

De ello se deduce que, si bien a largo plazo es cierto que los modelos multivariantes son mejores que los univariantes, en el último ejercicio previo ambos consiguen un porcentaje de aciertos muy similar (R21: 73%, F14: 80,39% y Z14: 76,47%).

Respecto a la función global, el porcentaje de éxitos conseguidos supera al mejor resultado del mejor ratio univariante y siempre sobre la muestra primaria (la Z3 consigue el 83,12% de aciertos frente al ratio 21 del ejercicio previo con 71%).

⁶ Las empresas que cotizan en bolsa tienen la obligación de presentar sus cuentas anuales en formato normal e incluso información contable trimestral o semestral.

⁷ Scott [1981] sugiere que los modelos multivariantes discriminan mejor que los univariantes, pero que los mejores univariantes obtienen mejores resultados que los multidimensionales y ello porque existe un exceso de ajuste.

La siguiente cuestión a tratar es qué tipo de formulación detecta mejor la insolvencia, es decir, aquella en que el porcentaje de aciertos en el grupo insolvente es superior.

Volvamos a comparar lo obtenido por el univariante y el multivariante.

En el modelo univariante, y teniendo en cuenta la minimización del coste I, los ratios 21 y 34 eran los mejores para el tercer año previo con unos porcentajes de 20% y 26%, respectivamente; el ratio 56 (12%) y 34 (33%), para el segundo; y el ratio 56 (35%) y 21 (38%), para el último. Comparemos con los mejores resultados del multivariante:

- Función global o de los tres ejercicios, función Z3: $13/77 = 0,17$ (17%)
- Tercer ejercicio previo (año -3), función Z34: $1/25 = 0,04$ (4%)
- Segundo ejercicio previo (año -2), función Z24: $4/26 = 0,1538$ (15,38%) y F23: 19,2%.
- Primer ejercicio previo (año -1), función F14: 23,1% y función logit Z14: $7/26 = 0,269$, o sea 26,9%

Aquí la superioridad del análisis multivariante es evidente para el tercer ejercicio previo, no lo es tanto para el segundo (R56: 12% vs. F23:15,38%) y lo vuelve a ser para el último (ratio 56: 35% frente a F14: 23,1%). Es curioso cómo para el último año previo (-1) tanto los modelos multivariantes como el análisis univariante siempre conducen a peores resultados que el tercero anterior; no hay una razón evidente, a no ser las ya mencionadas en el punto 7.3.

Cabe destacar que la función global tiene un porcentaje de errores en este grupo algo superior a la que se obtiene de hacer la media de las tres funciones señaladas anteriormente, así Z34 , 4% (tercer año); Z24, 15,38% (segundo ejercicio); y Z14, 26,9% (último previo), situándose en el 15,4%.

La conclusión de todo lo anterior es una mejor valoración de los modelos multivariantes respecto a los univariantes puesto que, por una parte, obtienen mejores resultados como porcentaje de clasificación global y, al centrarnos en el grupo de las insolventes, los errores se mantienen en valores más bajos.

Los resultados para la muestra de estimación siempre son mejores que para la de validación.

Efectivamente, ya vimos anteriormente cómo los resultados obtenidos utilizando la muestra primaria eran mejores que cuando se utilizaba una segunda para validarla, así que recurrimos a reestimar la función para las dos muestras, pero aun así y todo, los porcentajes de exactitud no llegaban a los obtenidos únicamente por la muestra primaria.

Lo que sucede con el análisis univariante lo podemos dividir en dos fases:

- a. Aplicar el punto de corte calculado para la muestra primaria en la secundaria: si comparamos los resultados de la figura 7.30 con aquellos otros expuestos en la figura 6.12, se observa una reducción en el porcentaje de aciertos. No obstante, se ha de reconocer que la diferencia no es muy grande y, en todo caso, cada ratio muestra unos resultados muy divergentes para cada año respecto al resto (cuestión ésta última que no fue observada en el capítulo anterior). Por otra parte, lo que sí hay que destacar es un importante incremento en los errores tipo I, en algunos casos son los únicos que se producen debido a la incapacidad del punto de corte para discriminar entre ambos grupos, bien porque la empresa con el valor inferior se encuentra por encima de ese punto o porque la mayoría se encuentren en valores superiores al crítico. Una vez más, cabe destacar lo diferentes que son ambas muestras.
- b. Recalcular otro punto de corte para la muestra secundaria contemporánea, en la figura 7.31 hemos resumido los resultados. Es necesario advertir que el número de casos en esta segunda muestra no permite llegar en el ratio 63 a ningún punto de corte que sea fiable, y así se ha señalado en la misma figura. Aquí lo más importante a reseñar es que en algunos casos los anteriores eran los que mejor resultados producían y, también, volvía a suceder que la mejor solución provenía de considerar la totalidad de casos como pertenecientes a uno de los grupos (el tercer ejercicio previo). Intentando generalizar en lo posible, los valores aquí expuestos no muestran un comportamiento diferente al punto anterior.

De todo ello se deriva que, aun cuando los resultados ofrecidos en la muestra de validación no son mucho peores que en la original (sólo en el caso del ratio 21 para el último previo es mejor [73% frente al 79%]), sí permite entrever una falta de uniformidad no observada en la primaria.

Conforme nos alejamos del período previo, los porcentajes de clasificación correcta van cayendo de forma brusca o continua. Se puede comprobar cómo para el año previo los porcentajes de clasificación correcta son del orden de 90%, mientras que para el quinto en pocos estudios se supera el 80%⁸.

Analicemos en primer lugar la muestra primaria ya que disponemos de suficiente evidencia como para verificar su cumplimiento:

- Con el análisis univariante, el porcentaje de clasificación correcta para el último previo no consigue el 90% - tal y como se comentó en el capítulo 6 - y, por supuesto, aunque no se ha incluido el quinto último, sospechamos que no alcanzaría el 70% (dado que el tercero previo consigue un 66% en el mejor ratio). Sí es cierto que hay una progresión positiva (figura 6.12) en los porcentajes de clasificación desde el tercero al último previo.
- El multivariante consigue unos porcentajes muy satisfactorios, pero no sigue la tendencia antes comentada; son el tercero y el segundo previos los que presentan unos porcentajes superiores al 80% y, sorprendentemente, es el tercero el que mejor puntuación consigue (función Z34: 98,06%), en cambio, el último (año -1) es el peor, lo cual contradice lo que cabría esperar. El grupo insolvente presenta la suspensión de pagos en los meses próximos y, por lo tanto, debería reflejar esa insolvencia de forma evidente en su información contable. En este punto el comportamiento de la muestra es diferente a lo establecido por la mayoría de estudios.

De lo que se deduce que esta hipótesis se cumple en su vertiente univariante pero no en la multivariante.

⁸ Laffarga y Mora [1998] consideran que los modelos permiten predecir la quiebra con exactitud, al menos durante cinco años.

Al incorporar la muestra secundaria observamos:

- En el análisis univariante: como antes se ha comentado no pueden ser calificados de mejores con respecto a la muestra primaria. Al igual que lo que allí sucedía, parece haber una tendencia hacia unos mejores porcentajes de aciertos conforme nos acercamos al momento de la insolvencia, si bien, a diferencia de lo que ocurría con la muestra original, no es generalizable al conjunto de ratios. Encontramos algún resultado extraño al aplicar el punto de corte original, como en el ratio 63 cuyo peor porcentaje aparece en el último previo comparado con los dos anteriores (50%, tercero; 58%, segundo; 38%, último previo).

- En el análisis multivariante: es repetitivo, pero ni las funciones con las variables originales (recuérdese aquellas representadas por Z'), ni aquellas otras en las que las variables han sido recalculadas de nuevo (con comillas), permiten llegar para el último ejercicio previo a superar el 90% de clasificaciones correctas, aunque mantienen porcentajes elevados de aciertos para los tres anteriores. Tampoco se observa ese descenso comentado anteriormente. Por otra parte, sólo el último previo se erige como el mejor en el caso de que las funciones hayan seleccionado los ratios que en ellas entran a formar parte (designada como $Z14''$ [90% en su formato logarítmico]).

Si comparamos con otras investigaciones precedentes y, más concretamente, con aquellas expuestas en la figura 2.4. no podemos evitar considerar a este estudio como algo decepcionante⁹ ya no sólo por el hecho más evidente del año previo al fracaso (Beaver consiguió el 87%, Altman [1968] 95%, Edminster [1972] 93% y podríamos continuar con otros), sino también por los resultados obtenidos en la validación.

⁹ Es necesario recordar que una investigación pionera, Ohlson [1980] obtuvo un alto porcentaje de clasificaciones incorrectas para el año previo: un 17,4% para el grupo solvente y un 12,4% para el insolvente.

**VALIDACIÓN DE LOS PUNTOS DE CORTE UNIVARIANTES DE LA MUESTRA PRIMARIA SOBRE LA SECUNDARIA
CONTEMPORÁNEA**

RATIO SDO.	AÑO -3						AÑO -2						AÑO -1									
	CORTE	✓	X	X I	X II	X I	CORTE	✓	X	X II	X I	CORTE	✓	X	X II	X I	CORTE	✓	X	X II	X I	
R21	Endeudamiento y solvencia largo plazo	0,117746	42%	58%	36%	64%	0,0383151	68%	32%	33%	67%	0,0690853	79%	21%	75%	25%						
R34	Rotación	0,272051* 0,3224735*	58%	42%	0%	100%	0,5219332	47%	53%	50%	50%	0,889820319	21%	78%	67%	33%						
R56	Rentabilidad	-0,0200278*	58%	42%	0%	100%	0,08580114	53%	47%	90%	10%	0,0245531	68%	32%	50%	50%	0,03256928	63%	37%	72%	28%	
R62	Rentabilidad	-0,1390129* 0,3565794	58%	42%	0%	100%	0,422282	58%	42%	37%	63%	0,41741011	74%	26%	60%	40%	0,1561562	74%	26%	20%	80%	
R63	Productividad	14.857342	50%	50%	67%	33%	11.215.942	58%	42%	50%	50%	12.249.063	38%	62%	50%	50%						

✓ : porcentaje de aciertos.

X : porcentaje de errores totales.

X I: porcentaje de errores tipo I dentro del total de errores : empresas SUSPENDIDAS consideradas como SANAS.

X II: porcentaje de errores tipo II dentro del total de errores: empresas SANAS consideradas como SUSPENDIDAS.

* Ambos puntos de corte caen por debajo de la empresa con el valor inferior, por lo tanto todas se consideran como no suspendidas.

Figura 7.30. Resultados del análisis dicotómico aplicado a la muestra secundaria contemporánea utilizando la primaria para calcular el punto de corte.

PUNTOS DE CORTE UNIVARIANTES DE LA MUESTRA SECUNDARIA CONTEMPORÁNEA

RATIO	SDO.	AÑO -3				AÑO -2				AÑO -1						
		CORTE	✓	X	X I	CORTE	✓	X	X I	CORTE	✓	X	X I			
R21	Endeudamiento y solvencia largo plazo	0*	58%	42%	0%	100%	0,0383151	68%	32%	33%	67%	0,0690853	79%	21%	75%	25%
R34	Rotación	0*	58%	42%	0%	100%	0,18130661	68%	32%	0%	100%	0,19796814	68%	32%	0%	100%
R56	Rentabilidad	0*	58%	42%	0%	100%	0,01621661	79%	21%	25%	75%	0,0120522	79%	21%	25%	75%
R62	Rentabilidad	0*	58%	42%	0%	100%	-1,35119188	68%	32%	0%	100%	0,33737582	74%	26%	60%	40%
R63	Productividad	--**	--	--	--	--	0**	64%	36%	0%	100%	0**	70%	30%	0%	100%

✓ : porcentaje de aciertos.

X : porcentaje de errores totales.

X I: porcentaje de errores tipo I dentro del total de errores: empresas SUSPENDIDAS consideradas como SANAS.

X II: porcentaje de errores tipo II dentro del total de errores: empresas SANAS consideradas como SUSPENDIDAS.

* No hay punto de corte, se consideran todas las empresas como sanas.

** No hay suficientes datos para llegar a un cálculo (sólo disponemos de cuatro valores).

Figura 7.31. Resultados del análisis dicotómico aplicado a la muestra secundaria contemporánea y con el punto de corte calculado para ésta última.

Hay un único punto que nos deja satisfechos, los modelos aquí calculados han sido más estables que los referenciados en el capítulo 2, así, por ejemplo, Altman [1968] para el quinto ejercicio previo obtiene unos porcentajes de clasificación del 36%, Sinkey [1975] para el tercero alcanza el 64% (son dos ejemplos de los posibles mencionados anteriormente).

Si queremos comparar con investigaciones más cercanas, ya sea porque la muestra sea más parecida a la que hemos trabajado o bien, porque también utilicen la suspensión de pagos, entonces debemos referirnos a investigaciones como la de Edminster [1972] quien aplicando siete variables en forma de tendencias y valores relativos consigue unos porcentajes de aciertos para el año previo del 93 %.

En cuanto a estudios españoles, y acotándolos a aquellos no sectoriales, esto es, los de Gabas [1990], Lizarraga [1997c], García, Calvo y Arqués [1997] encontramos, como en el caso anterior, unos mejores resultados para el último ejercicio previo que en el nuestro (todos llegan a porcentajes superiores al 90% sobre la muestra inicial), sólo en el caso de Lizarraga [1997c], la validación para el año previo baja al 84% y para García, Calvo y Arqués [1997] (que no hacen referencia a un ejercicio anterior en concreto) se sitúa desde el 85% en el sector comercio, al 78% en el manufacturero.

Este trabajo se podría, por lo tanto, considerar más cercano a los mencionados de Lizarraga [1997c] y García, Calvo y Arqués [1997] en porcentajes de aciertos conseguidos y metodología de trabajo.

En cuanto a estudios sectoriales, cabe mencionar los de Laffarga *et al.* [1985, 1986, 1987 y 1991] y Pina [1989] para entidades financieras, y el de Mora [1994a] para el sector seguros, todos ellos con un alto grado de eficiencia clasificadora.

Un último apunte proviene del ya citado estudio de Zmijewski [1984] y se refiere a la utilización de datos incompletos. En nuestro caso hemos comprobado cómo estos afectaban de una forma similar a ambos grupos (figura 5.4) y no de forma más frecuente a las empresas insolventes. Al ser incorporados en las funciones los resultados variaban, la cuestión es si esta variación es o no relevante, lo podemos comprobar (figura 7.32):

	ORIGINAL			Funciones Z'			Funciones Z''		
	TOTAL	SOLV	INSO	TOTAL	SOLV	INSOV	TOTAL	SOLV	INSOV
Z3	83,12	83,12	83,12	72,04	78,38	65	75,36	76,58	74
Z34	98,04	100	96	68,57	64,86	72,73	75,71	81,08	69,70
Z24	84,62	84,62	84,62	77,46	83,78	70,59	87,32	83,78	91,18
Z14	76,47	80	73,08	57,14	97,30	12,12	77,14	86,49	66,67

Figura 7. 32. Porcentajes de clasificación correcta total y por grupos.

Las funciones Z' y Z'' figuran con valores influyentes y aparecen en el punto 7.4 dado que tampoco se habían extraído en el modelo original.

Como de aquí se desprende, la inclusión de los datos incompletos a través de una muestra secundaria de validación reduce todos los porcentajes de aciertos, lo cual permite entrever la necesidad de un ajuste, tal y como Zmijewski [1984] realizó en su investigación.

7.7.2. COMPARACIÓN DE LAS VARIABLES INDEPENDIENTES

Nos cuestionamos si los ratios utilizados en el análisis univariante tienen alguna relación con los que el modelo logit ha seleccionado para entrar a formar parte de la función. Veámoslo, en el univariante habíamos elegido los siguientes ratios:

- Ratio 56: (BAT + amortizaciones y provisiones) a Ventas → RENTABILIDAD
- Ratio 62: (BAT + amortizaciones y provisiones) a Capital social → RENTABILIDAD
- Ratio 34: Activo a ventas → ROTACIÓN
- Ratio 63: Ventas a número de empleados → PRODUCTIVIDAD
- Ratio 21: (BAT+ amortizaciones y provisiones) a deuda total → ENDEUDAMIENTO
O SOLVENCIA A LARGO PLAZO (mejor ratio de Beaver).

Sólo dos de estos ratios entran a formar parte de las funciones: el 21 (Z24' y Z3'') y el 56 (Z14' y Z24''), en las figuras 7.17. y 7.18. El ratio 21 que de forma univariante ya había demostrado su poder discriminante para el ejercicio previo, vuelve aquí a ser relevante. En el caso del 56, dicha variable, aun no llegando a porcentajes de clasificación tan satisfactorios como el 21, era de los mejores. Por lo tanto, en este sentido hay una concordancia en los resultados. No cabe decir lo mismo con el resto de ratios, en especial el 34 que, a priori, podría considerarse como altamente discriminante, puesto que exhibe la rotación de las empresas.

Antes de entrar a fondo en la parte comparativa con la literatura precedente, recordemos que las características más representadas por los ratios en los modelos considerados eran:

- Modelo global: el endeudamiento a largo plazo, la rotación o capacidad de devolución de la deuda y la rentabilidad.
- Para cada ejercicio previo:
 - En el tercero, el endeudamiento a largo plazo, la estructura económica, la productividad y la autofinanciación.
 - En el segundo previo, el efectivo, el endeudamiento a largo plazo, la rentabilidad y la autofinanciación.
 - En el último previo, la rentabilidad.

La comparación de los ratios con otros estudios de la predicción de la insolvencia empresarial puede resultar una tarea harto difícil. A las anteriores razones expuestas acerca de la dificultad de comparar porcentajes de clasificación, se añade otra aún más difícil de tratar, la diferente formulación que un mismo ratio puede tener, así como la diversidad de interpretaciones a las que puede dar lugar. Es por ello que en este apartado nos remitiremos más a los factores que, a nuestro parecer, quedan subyacentes en los ratios, que no a éstos en sí.

Es evidente que ello puede formular más de una crítica dada la subjetividad subyacente, pero deberíamos preguntarnos qué es lo esencialmente importante en la contribución que una investigación de este tipo pueda aportar: un modelo sofisticado y, a veces, poco útil para explicar el fracaso empresarial o, por el contrario, una conceptualización de las características que marcan las diferencias. El autor de este trabajo

se posiciona en esta segunda vertiente puede que por la “inflación” de trabajos empíricos sobre el tema, puede que porque - tal y como comentan Altman *et al.* [1981] y Zmijewski [1983] - un estudio de este tipo no puede quedarse en “bruto empiricismo”.

Hemos recogido los factores más relevantes expuestos en la literatura sobre insolvencia empresarial y hemos añadido las investigaciones españolas. He aquí los factores más significativos:

1. Las variables de rentabilidad [Zmijewski, 1983; Chen y Shimerda, 1981; Scott, 1981; Hamer, 1983; Mora 1995; Laffarga- Mora, 1998], salvo para Zavgren [1983]. Aquí también podríamos incluir las que se refieren a la generación de recursos, por la estrecha relación con ésta [Scott,1981; Laffarga- Mora, 1998].
2. El endeudamiento [Zmijewski, 1983; Chen y Shimerda, 1981; Hamer, 1983]. Especial relevancia adquiere el estudio de Opler y Titman [1994] quienes encuentran evidencia suficiente para afirmar la existencia de una relación directa entre situación financiera y el rendimiento de las empresas en sectores con disminuciones en su producción sectorial. En concreto, aquellas firmas que tienen fuerte apalancamiento sufren un descenso de las ventas y una reducción de los márgenes superior a aquellas otras que tienen una estructura financiera conservadora. Esto confirma el papel relevante de los ratios de endeudamiento antes comentados.
3. La liquidez [Zavgren, 1983; Chen y Shimerda 1981; Hamer, 1983; Mora 1995].
4. Las rotaciones [Chen y Shimerda, 1981].
5. Otros factores también considerados importantes son: las cargas de estructura y el período de maduración [Zmijewski, 1983] y la rotación de las cuentas a cobrar [Chen y Shimerda, 1981].

De estos estudios hay dos, en concreto, que merecen una especial atención, el de Chen y Shimerda [1981] puesto que aplican un análisis factorial a los ratios más utilizados en esta rama de investigación, precisamente con el objetivo de encontrar los factores subyacentes, y el de Hamer [1983] que compara los trabajos de Altman [1968], Deakin [1972], Blum [1974] y Ohlson [1980] a través de los grupos de ratios por ellos utilizados.

En cuanto a investigaciones españolas los factores más destacados son: la rentabilidad [Gabas, 1990; Lizarraga, 1997c; García, Calvo y Arqués, 1997]; el endeudamiento [Lizarraga, 1997c; García, Calvo y Arqués, 1997]; las cargas financieras [García, Calvo y Arqués, 1997]; la liquidez [García, Calvo y Arqués, 1997]; la rotación [Lizarraga, 1997c], y, finalmente, el equilibrio financiero [García, Calvo y Arqués, 1997].

Una última aportación es la de Rodríguez Vilariño [1994b] quien, después de una extensa revisión de lo publicado sobre predicción de la insolvencia, concluye que en general los ratios mixtos son los mejores predictores de ésta.

Si comparamos con nuestros resultados concluimos que, efectivamente, desde el punto de vista unidimensional la rentabilidad jugaba un papel predominante sobre el resto de ratios así como el ratio de rotación. No podemos decir lo mismo al aplicar el análisis multidimensional puesto que, por el contrario, la rentabilidad cedía su papel protagonista al endeudamiento a largo plazo, aunque, al igual que la rotación, también aparecía como variable significativa. Por consiguiente, aquí los resultados siguen la tendencia general en cuanto a factores desencadenantes del fracaso empresarial, si bien no con la misma extensión.

También es de fácil comprobación que los ratios mixtos (aquellos que tienen un componente del balance de situación y otro de la cuenta de resultados) entran a formar parte de casi todas las funciones realizadas en este trabajo.

Un último punto a destacar es el hecho de que los ratios liquidez no hayan aparecido como significativos en este trabajo, cuando precisamente lo que se intenta es indagar en las causas que conducen a la falta de liquidez. Las razones pueden ser diversas, aunque, quizás, la más importante sea que la gestión de tesorería actualmente es diferente de antaño y las empresas no necesitan tener grandes recursos inmovilizados en cuentas de tesorería o con gran liquidez, ya sea por la existencia de pólizas de crédito, por líneas de descuento o bien por las inversiones en valores a corto plazo. Por otra parte, tampoco hay que descartar que siendo éste el foco de atención en una suspensión de pagos, las sociedades afectadas intenten dar una imagen lo menos negativa posible en esa área.

7.8.UNA SELECCIÓN PREVIA DE LOS RATIOS: EL ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES

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 no aplicar un criterio contable o económico previamente, sino porque las repercusiones del mismo son fácilmente detectables y, en algunos casos graves. Aquí ya hemos señalado la existencia de multicolinealidad y cómo algunas variables no tenían una fácil interpretación.

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

En el capítulo 6 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 la multicolinealidad existente y, posiblemente, una mejor interpretación. 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.

En lo que a continuación se expone aparecen únicamente en su formulación estandarizada, por la razón anteriormente expuesta.

- Función discriminante de los 16 ratios del análisis de componentes principales, el proceso de escalonamiento llega al siguiente resultado con los valores perdidos en la muestra:

F1= R56			
Grupo	0	1	% correcto
0	59 76,6%	18 23,4%	77
1	47 61%	30 39%	77
Total			57,79%

33 casos de empresas no suspendidas
25 casos de empresas suspendidas
Lamda Wilks: 0,705
Correlación canónica: 0,5424

Función significativa al 1%.

-Logit con valores perdidos:

- Función global:

Z1= -2,6331 ZR56 - 1,2177 ZR63 - 0,8668 ZR11 -0,4194			
(0,7864) (0,5360) (0,9458) (0,3814)			
casos	0	1	% correcto
0	27	6	81,82
1	6	19	76,00
Total			79,31

33 casos de empresas no suspendidas
25 casos de empresas suspendidas
-2 log likelihood: 47,725
Bondad de ajuste: 50,169
Chi-cuadrado: 31,574

Función significativa al 1%, el único ratio no significativo al 0,05 es el ZR11.

- Para cada ejercicio previo:
 - El tercer ejercicio previo no selecciona ningún ratio.
 - El segundo ejercicio previo es:

Z21= - 1,4547 ZR56 -0,66664			
(0,7534) (0,6017)			
casos	0	1	% correcto
0	9	2	81,82
1	3	5	62,50
Total			73,68

11 casos de empresas no suspendidas
8 casos de empresas suspendidas
-2 log likelihood: 17,338
Bondad de ajuste: 14,137
Chi-cuadrado: 8,526

Función significativa al 1% y el ratio 56 no es significativo al 5%.

$Z_{11} = -3,01009 Z_{R56} + 0,1122$ (1,4199) (0,5326)			
casos	0	1	% correcto
0	12	3	80
1	3	9	75
Total			77,78

15 casos de empresas no suspendidas
12 casos de empresas suspendidas
-2 log likelihood: 24,483
Bondad de ajuste: 20,690
Chi-cuadrado: 12,612

Función significativa al 1% pero el ratio 56 no es significativo al 5%.

A continuación aparecen las funciones logit (figuras 7.33, 7.34 y 7.35) sustituyendo los valores perdidos por la media total; media de cada grupo y, finalmente, media de cada grupo y para cada ejercicio previo. Como último punto, hemos seleccionado las mejores funciones y las hemos validado (figura 7.36).

En primer lugar, centrémonos en las siguientes funciones:

- I. *Las funciones globales:* si comparamos los porcentajes de aciertos sobre la muestra primaria constatamos que la función Z1 es superior al resto, si bien, y dado que los resultados mostrados aquí se calculan sobre la propia muestra, quedan muy por debajo del Z1 del punto 7.3 (allí se situaba en el 93%).

En el resto de funciones se consiguen porcentajes inferiores si se cotejan con las anteriores y los ratios que entran a formar parte en unas y en otras no son los mismos (dos excepciones: el ratio 56 en Z2 y el 19 en Z3 y Z4).

Hay que reconocerles, en cambio, una mejor interpretación de las variables independientes. Efectivamente, en las funciones de las figuras aparecen repetidos los siguientes ratios (lo cual muestra su estabilidad ante diferentes subgrupos utilizados para sustituir los valores perdidos): 56 en las funciones Z1, Z2, Z3 y Z4, los ratios 19 y 34 en Z3 y Z4, y sólo el 34 en Z2.

Funciones con media total	COMPOSICIÓN MUESTRA		PORCENTAJES ACIERTOS		MEDIDAS DE AJUSTE			
	Solventes	insolventes	solventes	Insolv.	totales	A	B	C
Z2=-0,7389 ZR56 + 1,3146 ZR34 + 0,1661 (0,2381) (0,4157) (0,1861)	77	77	71,43	61,04	66,23	186,51	152,517	26, 976
Z32: no selecciona ningún ratio. Constante: -0,0392 (e.s.: 0,2801)	26	25	100	0	50,98	70,681		
Z22: -0,8616 ZR56 + 1,7962 ZR34 + 0,4419 (0,4470) (0,8966) (0,3717)	26	26	73,08	65,38	69,23	59,902	48,895	12,185
Z12: -1,7179 ZR56 + 0,2093 (0,6191) (0,3363)	26	25	68	73,08	70,59	55,927	46,287	17,754

Z2 : significativa al 1% y todos los ratios son significativos al 1%.

Z22: significativa al 1% y el R56 no es significativo al 5%.

Z12: significativa al 1% y todos los ratios son significativos al 5%.

A: -2 logaritmo de verosimilitud para el análisis LOGIT.

B: Bondad del ajuste para LOGIT.

C: Chi-cuadrado del modelo.

Figura 7.33. Selección de los ratios a través de la muestra con valores perdidos sustituidos por la media total.

Funciones con media para cada grupo	COMPOSICIÓN MUESTRA		PORCENTAJES DE ACIERTOS			MEDIDAS DE AJUSTE		
	Solventes	Insolventes	solventes	Insolventes	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	77	77,92	63,64	70,78	176,513	149,460	36,977
Z33= 0,5349 ZR03 + 1,2071 ZR19 + 0,0109 (0,3071) (0,5333) (0,3161)	25	26	84,62	72	78,43	60,770	50,245	9,912
Z23 = 0,8323 ZR19 + 1,9137 ZR34 + 0,3173 (0,4538) (0,7887) (0,3494)	26	26	65,38	65,38	65,38	59,275	48,645	12,813
Z13= -2,2671 ZR56 + 0,5145 ZR18 + 0,2407 (0,7559) (0,4344) (0,3561)	26	25	72	76,92	74,51	51,459	43,256	19,222

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

Z33; es significativo al 1% y el ratio 03 no es significativo al 5%.

Z23 es significativa al 1% y el ratio 19 no es significativo al 5%.

Z13; es significativa al 1% y 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.

Figura 7.34. Selección de los ratios de la muestra con valores perdidos sustituidos por la media de cada grupo.

Funciones con media grupo y año previo	COMPOSICIÓN MUESTRA		PORCENTAJES DE ACIERTOS			MEDIDAS DE AJUSTE		
	Solventes	Insolventes	solventes	Insolventes	totales	A	B	C
Z4: -0,7679 ZR56 + 0,6109 ZR19 + 1,2701 ZR34 + 0,1828 (0,2457) (0,2190) (0,4230) (0,1935)	77	77	75,32	63,64	69,48	175,68	149,25	37,806
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)	25	26	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)	26	26	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)	26	25	72	76,92	74,51	51,252	43,177	19,430

Z4: 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 significativo 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.

Figura 7.35. Selección de los ratios a través de la muestra con valores perdidos sustituidos por la media del grupo y año previo.

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.

II. *Las funciones para cada ejercicio previo*, en primer lugar, los porcentajes de aciertos se comportan de igual forma que en las funciones globales; se mantienen en niveles más bajos de eficiencia clasificadora, para ello no hay más que comparar las funciones de la figura 7.33 a 7.35 con aquellas otras citadas en los apartados anteriores.

Si comparamos los ratios que entran a formar parte en cada función original y aquellos que entran en éstas, tampoco hay coincidencia, y sólo los ratios 13, 19 y 25 para Z34; el ratio 19 en Z24 y el ratio 56 en Z14 constituyen las excepciones.

También es necesario remarcar la mejor interpretación de los ratios dado que aparecen repetidos en algunas de las anteriores funciones, lo cual permite poner en relieve su papel discriminante: el ratio 56 aparece en Z22 - Z12 y en Z24 - Z14, el ratio 19 en Z23 y Z33.

Para finalizar vamos a realizar una última selección con la muestra primaria y secundaria, lo que habíamos bautizado como funciones Z". No repetimos la validación de las funciones anteriores (antes Z'), puesto que si los resultados en la muestra primaria ya eran peores que con la totalidad de ratios, no se espera que sean mejores en la muestra de validación. No obstante, puede resultar interesante comprobar qué variables elige el programa cuando introducimos la muestra secundaria, no tanto para comparar los porcentajes de aciertos que, a priori sabemos que serán peores, pero sí para verificar si son muy diferentes a los anteriores y por qué.

Aparecen en la siguiente figura 7.36 y también aquí podemos comparar:

Funciones Z"	COMPOSICIÓN MUESTRA		PORCENTAJES DE ACIERTOS			MEDIDAS DE AJUSTE		
	Solventes	Insolventes	solventes	Insolventes	totales	A	B	C
Z3" El programa no elige ninguna variable : -0,1044 (e.s.: 0,1379)	111	100	100	0	52,61	291,934	211	
Z34": 0,5658 ZR63 -0,1449 (0,3128) (0,2465)	33	37	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)	34	37	72,97	61,76	67,61	82,306	71,375	15,99 4
Z14": -1,0070 ZR03- 0,1672 (0,4409) (0,2560)	33	37	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.

Figura 7. 36. Selección de los ratios a través de la consideración conjunta de las dos muestras para su cálculo.

- a. *Con las funciones de la muestra primaria:* no hay función global, 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, además, sólo en el caso de la función Z24” comparte un ratio con la Z24: el 56.
- b. *Con las funciones obtenidas en anteriores apartados:* nos hemos de remitir obligatoriamente a la figura 7.7 del punto 7.4 y la confrontación con esas funciones permiten llegar a la conclusión de que aquellas son mucho mejores a las aquí presentadas y ello por dos razones básicas:
- Los ratios de aquella figura son consistentes con los obtenidos en la muestra primaria únicamente, aquí en cambio, no.
 - El proceso de selección de los ratios parte ahora de un conjunto de ratios que reflejan las principales características de la muestra primaria, la cual es, subrayémoslo, diferente a la secundaria. Ahora, si cabe, queda más patente esa diferencia al no ser aplicables los ratios seleccionados como característicos de la secundaria.

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 que no ha colaborado en el cálculo de los factores relevantes.

7. 9. RESUMEN Y CONCLUSIONES

La hipótesis básica planteada al principio de esta tesis se ha verificado: la utilidad de la información contable para identificar situaciones de insolvencia y, por lo tanto, para la toma de decisiones relacionadas con ésta. Si no dispusiéramos de este tipo de información, ante la disyuntiva planteada, la elección sería totalmente aleatoria. Ahora bien, 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.

Pasemos a comentar los puntos más importantes de la metodología de trabajo seguida:

- I. **Preparación de la información básica.** Ya en el capítulo quinto se realizó un análisis de la información contable en cuanto a consistencia de las cifras y señalamiento de defectos, por consiguiente, desde una perspectiva contable. Ahora la información ha sido analizada para procesarla estadísticamente. En primer lugar, se ha expuesto cada una de las técnicas así como sus limitaciones (tanto atribuibles al diseño de la investigación como al procedimiento). Más concretamente, el principal problema al que nos hemos enfrentado es el relativo a los valores ausentes. Lo que a priori no debería haber supuesto un gran escollo, en realidad sí lo fue, y es por esta razón que hemos escogido un criterio para su resolución: *la sustitución de estos valores por sus medias*. Medias que se calcularon globalmente (ambos grupos), para cada estado y, finalmente, para cada año previo en cada uno de los grupos.

- II. **Aplicación y comparación de las dos técnicas consideradas a la muestra primaria.** Se ha procedido a calcular las funciones mediante un proceso de selección de los ratios por etapas (cada técnica selecciona las variables que formarán parte de la función) y tanto para los tres años en conjunto, como para cada ejercicio previo. Éstas son las principales conclusiones:
 - a) De los resultados podemos concluir que, aun cuando la diferencia entre las dos técnicas no es elevada, el logit se muestra superior para las funciones globales, pero no para cada año previo.
 - b) De igual forma, hemos constatado cómo la mejor opción para sustituir los valores perdidos ha consistido en utilizar una media para cada grupo en las funciones globales, y otra para cada grupo en cada ejercicio previo, en las que hacen referencia a cada año anterior al fracaso (excepto para el inmediatamente anterior).

- III. **Validación en la muestra secundaria contemporánea y cálculo de nuevas funciones.** Recordemos en primer lugar que consideramos como tal, a la muestra en

que no disponíamos de más de un año en sus estados financieros. Hemos procedido principalmente con el logit, y, de forma subsidiaria, con el discriminante.

- a) Validamos las funciones acabadas de obtener: los resultados no dejan ningún margen de dudas, puesto que las funciones pierden gran parte de la efectividad demostrada en la muestra inicial y, en algún caso, caen por debajo del 50% (Z14: 42%).
- b) Recalculamos nuevas funciones:
 - Respetando los ratios obtenidos anteriormente (bautizadas con una comilla detrás del nombre de la función), con lo cual los resultados mejoran sustancialmente, aunque no alcanzan los anteriores porcentajes. Ello implica que la incorporación de datos de la secundaria afecta significativamente y de forma negativa a los modelos resultantes.
 - Dejando que el procedimiento estadístico seleccione nuevos ratios de las dos muestras (en este caso llevan doble comilla). Aparecen variables comunes con las anteriores (R19 y R20) así como porcentajes de aciertos parecidos a los obtenidos sólo con la muestra primaria, lo cual es consistente con el hecho de que también aquí los ratios se han seleccionado *a medida*.

IV. Mejora de los resultados.

- a) *Extracción de los valores atípicos*: se han identificado y eliminado de las funciones. Ha mejorado la clasificación obtenida así como los estadísticos referentes a medidas de ajuste.
- b) *Transformación logarítmica*: aunque dicha transformación había sido calificada como útil en el capítulo 6, aquí no permite mejorar los resultados. La causa principal puede residir en la necesidad de seleccionar nuevamente los ratios para esta formulación.

V. **Interpretación de los resultados.** Nos hemos centrado sobre todo en los ratios y, en especial, en dos de ellos que aparecen en las mejores funciones: el ratio 19 (acreedores a largo plazo a activo total) y el 20 (acreedores a largo plazo a capital). La primera cuestión que hemos abordado es la existencia de multicolinealidad en la selección de las variables independientes, lo que explica el por qué dos ratios que comparten numerador son escogidos en la función; pero, además, hemos indagado un poco más en la importancia relativa de ambos –la cual hemos analizado de forma

estandarizada- y nos confirmaba que es el ratio 19 el que mayor protagonismo adquiriría (consistente con lo que cabría prever). Por consiguiente, el endeudamiento es, sin lugar a dudas, el factor más explicativo de cuantos aparecen en los modelos. Una comparación con la literatura previa nos ofrece algunas conclusiones interesantes:

- a) 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).
- b) Los resultados en la muestra de estimación son superiores a la de validación.
- c) 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.
- d) 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.
- e) 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.

VI. **Una formulación paralela: los ratios del análisis de componentes principales.**

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 expuesta en el capítulo anterior. 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, ni los porcentajes de aciertos ni la validación 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, este capítulo pone 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.

CAPÍTULO 8: UNA INDAGACIÓN MÁS PROFUNDA SOBRE LAS CAUSAS

8.1. INTRODUCCIÓN

Tal y como anteriormente se comentó, este capítulo final se va a centrar en la investigación de las variables independientes: los ratios. Ya habíamos señalado cómo la falta de una teoría había conducido a una excesiva proliferación de éstos, lo cual había provocado una búsqueda de los que mejor comportamiento hubiesen demostrado en investigaciones previas así como en sus diversas formulaciones.

Nosotros vamos a seguir por esta vía y ello se traducirá en una estructura diferente a la mostrada en anteriores capítulos. En primer lugar, las mejores funciones calculadas anteriormente van a ser validadas sobre una muestra de empresas del mismo sector, pero para un ejercicio posterior al cual fueron calculadas, en concreto el cerrado a 31 de diciembre de 1997. Una vez cumplido este primer requisito procederemos a contrastar diferentes hipótesis, concretamente la validez de las variables de tipo cualitativo y de tipo macroeconómico y sectorial. Se hará una breve referencia histórica a aquellas otras utilizadas en este tipo de estudios y no utilizadas aquí, especialmente las de cash flow y del estado de origen y aplicación de recursos. Por último, y tomando como precedente más inmediato la investigación de Van Frederikslust [1978], se aplicará un modelo teórico adaptado al sector e información de que disponemos.

8.2. VALIDACIÓN INTERTEMPORAL DE LOS MODELOS: UNA MUESTRA DEL EJERCICIO 1997

8.2.1. EL POR QUÉ DE UNA VALIDACIÓN POSTERIOR: LITERATURA PREVIA

La primera cuestión que debe responderse es por qué se realiza una segunda validación de los modelos si ya han sido probados con una muestra diferente a la original.

Como en casos anteriores, la literatura sobre el tema nos proporciona no sólo precedentes, sino, además, razones más que suficientes sobre la conveniencia de esta forma de actuar.

Dos artículos metodológicos nos introducen en el tema: el de Joy y Tollefson [1975] y el de Ball y Foster [1982]. En el primer estudio se distingue una validación *ex - post* (*cross validation*) de otra *ex - ante* (*inter-temporal validation*): en la primera se realiza la clasificación de una muestra coincidente en el tiempo con la original, aunque, tal y como señalan los autores, “*may provide a useful foundation of the past, but it does not provide sufficient evidence for concluding that the future can be predicted*”¹[*ibídem*: 727], es por este motivo que proponen la segunda (*ex-ante*), o sea, la clasificación de los miembros de otra muestra posterior al último año del fracaso. Consideran igualmente necesario conseguir una función que agrupe tanto la original como la *ex - post* (coincidente en el tiempo).

Ball y Foster [1982] denominan a la validación intertemporal como validez externa (*external validity*) y, tal y como los propios autores señalan (citando a Cook y Campbell²), “*refers to approximate validity with which we can infer that the presumed causal relationship can be generalized to and across alternate measures of the cause and effect and across different types of persons, settings and times*” [*ibídem*: 188], esta última, como puede observarse, es una definición más amplia, pero también más general, de lo que se pretende con este tipo de metodología.

El lector puede comprobar que éste ha sido el proceder del autor de este trabajo, al considerar que es el tratamiento más completo y adecuado.

La principal ventaja de una validación posterior es, como señala Jones [1987: 152], “*one can test for both overfitting and the violation of the stationary assumption. The stationary assumption implies that the relationship between the independent variables and*

¹ Los autores señalan que la utilidad de la validación *ex - post* viene dada para determinar la capacidad explicativa de las variables independientes.

² Cook, T.D. y Campbell D.T. *Quasi-experimentation: desing and analysis issues for field settings*, Chicago, Rand Mac Nally , 1979 (extraído de la página 37).

the dependent variable will hold over time” y añade que es necesario cuando aparece la multicolinealidad³ entre las variables independientes.

Estas aportaciones nos explican la importancia de utilizar una muestra posterior. El investigador no pretende obtener un modelo útil únicamente para las empresas sobre las cuales lo ha calculado, por el contrario, persigue que sea lo más generalizable posible; la forma de probarlo es validar los resultados en un grupo de empresas que sean diferentes en cuanto a período de referencia (incluso se podría plantear con un diferente ciclo económico). En resumen, de lo que se trata es de investigar la estabilidad del modelo (si es estacionario).

La siguiente cuestión a tratar es la de las limitaciones o aquello que no es posible conseguir a través de esta segunda validación. Scott [1981] - refiriéndose al proceso de validación en general - sostiene que, aunque con éste se trata de limitar el exceso de ajuste generado únicamente por la muestra primaria, ello no impide que el principal escollo de este tipo de trabajos subsista: una selección de los ratios no basada en teoría alguna, lo cual acaba repercutiendo en los resultados (sobre todo cuando se comparan con los univariantes). Si bien es totalmente cierto lo que Scott afirma, no parece demasiado coherente, puesto que si la selección de los ratios no tiene una base teórica, cualquier modelo que de ellos se derive arrastrará esa limitación y, lo que es más, la validación como tal no podrá subsanar ese defecto inicial, por lo tanto, no parece que el hecho de prescindir de la validación pudiera conducir a solventar ese problema.

Otra interesante aportación acerca de las limitaciones proviene de Zavgren [1983] quien plantea el hecho de que un número insuficiente de empresas fracasadas (menciona expresamente las quebradas) puede conducir a que las validaciones (en el sentido amplio de la palabra) sean difíciles de alcanzar. Ciertamente así sucede, puesto que a este problema nos hemos enfrentado desde el principio (véase al efecto el capítulo 5), pero cabe añadir que tampoco debe ser un revulsivo para dejar de aplicarlo. Hay que considerar que lo que está en juego es la esencia misma de la utilidad de los modelos, por lo tanto, la validación es como poner a funcionar un coche nuevo; por pocos kilómetros que se hagan, siempre será mejor que no probarlo. Lo que sí es cierto es que, si no hay un número

³ Como el propio autor subraya, una hipótesis implícita con ratios correlacionados es que ésta se mantenga en

suficiente de empresas en esa muestra secundaria, las conclusiones que de ella se extraigan habrán de ser cautelosas.

Por último, Ball y Foster [1982] también plantean que las dos principales limitaciones a la validación externa provienen, por una parte, de la propia muestra (la propia definición de los grupos) y de la técnica estadística utilizada que tiende a ajustar excesivamente los datos que la originaron. Es por ello que se precisa disponer de una muestra externa o procedimientos estadísticos como Lachenbruch.

El último punto a tratar en este apartado es el referente a los resultados que han aplicado este tipo de contraste. Son muchos los estudios que han verificado la validez de los modelos en una muestra posterior, en todos ellos los resultados han sido inferiores a los obtenidos en la muestra que los generó, aquí sólo mencionaremos los más significativos. Deakin [1972] realizó una validación “hacia atrás”⁴, en vez de escoger una muestra posterior, la seleccionó de un subperíodo de la original. Como afirma Jones [1987], la validación hacia delante es mucho más interesante que no la realizada hacia atrás. En 1977 realiza una segunda validación hacia delante del modelo de 1974 investigando qué había pasado con las empresas clasificadas en peligro, en realidad, excedieron a las que posteriormente fracasaron.

Blum [1974] parte la muestra en dos mitades, de tal forma que en la primera calcula el modelo y en la segunda lo valida. Lo más significativo de este trabajo es la inestabilidad de las correlaciones entre variables para cada ejercicio previo al evento estudiado.

También es interesante destacar otros trabajos a modo de referencia, como el de Mensah [1983], cuya validación tiene en cuenta de forma explícita el ciclo económico; Zavgren [1985] para el período 1972-1978 y validado para 1979-1980; Altman [1993] quien también realiza una validación externa para sus modelos de 1968 y 1973 en la década de los 70 y 80 (hasta 1991); Aziz y Lawson [1989] para comparar modelos con variables de cash flow; Platt y Platt [1990] en lo que se denominan como modelos de

el futuro.

⁴ La muestra de validación es de los años 1963-1964, mientras que la original recogía el período comprendido entre 1964-1970.

señales de alarma y, por último entre los españoles, Pina Martínez [1989] para el sector bancario y Gabas Trigo [1990] en un modelo con diferentes sectores, entre otros. En el punto 8.2.3, exponemos una relación de sus resultados.

8.2.2. CARACTERÍSTICAS DE LA MUESTRA DE VALIDACIÓN: UNA MUESTRA DEL AÑO 1997

En este apartado actuaremos de una forma similar a lo que se hizo en el capítulo 5 y 7, pero de forma más sintética. En primer lugar, en los anexos 8.1 y 8.2 mostramos el listado de empresas que forman parte de esta muestra secundaria. También aquí se ha tenido en cuenta los 9 meses que deben transcurrir entre las últimas cuentas anuales presentadas en el Registro Mercantil y la fecha de la suspensión de pagos.

Hay que hacer dos puntualizaciones: la primera viene dada por la empresa Cor Punt, S.A. que, como puede comprobarse, presentó la suspensión en febrero de 1998 (anexo 8.2), pero que hemos incluido dada la dificultad en conseguir información sobre otras empresas que, aun habiéndola presentado en 1997, resultaban de imposible tratamiento (ya sea por no encontrarse en el directorio utilizado, por no poder emparejarla, etc.). El segundo comentario proviene de la pareja de empresas Alazán, S.A. y Camisería 2021, S.L., que vamos a dejarlas de considerar dentro de esta muestra por una razón de carácter metodológico; el emparejamiento de una empresa insolvente (Alazán), con otra con grandes problemas financieros (Camisería 2021).

En resumen, esta muestra consta inicialmente de 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.

Seguidamente se ha procedido a investigar las cuentas anuales que disponíamos y en qué formato las presentaban, lo que figura en el anexo 8.3 y, como de él se desprende, tanto el número de empresas como sus cuentas anuales han disminuido enormemente.

A continuación presentamos algunas estadísticas que permitan comprender con mayor detalle el tipo de información que poseemos:

valores absolutos 1997	Balance	cuenta de pérdidas y ganancias	Memoria	Informe de auditoría
formato normal	7	4	5	6
formato abreviado	46	49	45	
TOTAL ESTADOS	53	55	50	6
Porcentajes sobre total 1997	Balance	cuenta de pérdidas y ganancias	Memoria	Informe de auditoría
formato normal	13%	7%	10%	100%
formato abreviado	87%	93%	90%	
TOTAL	100%	100%	100%	100%

Figura 8.1. Estadísticas de la muestra secundaria contemporánea en números de estados contables disponibles.

En esta figura se han tenido en cuenta los estados contables de años anteriores y a efectos comparativos, se incluyen en los de los ejercicios inmediatamente posteriores.

Al analizar las anteriores muestras, 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.

Como en el capítulo anterior, hemos procedido a confeccionar un anexo con comentarios para esta muestra - tal y como se hizo en el anexo 5.4 y 7.4 - con el objetivo de desarrollar aquellos puntos que creemos puedan ser de interés para una comprensión más adecuada de los resultados. Aparecen en el anexo 8.4 el cual, además de dichos comentarios, incluye las opiniones de los auditores en aquellos casos donde estaban presentes, dado que aquí disponemos de un número demasiado reducido como para dedicarle uno en concreto.

8.2.3. APLICACIÓN DE LOS MEJORES MODELOS OBTENIDOS EN EL CAPÍTULO 7

En esta sección vamos a realizar la validación en las funciones sin valores atípicos obtenidas en el capítulo anterior. Recuérdese que trabajábamos con dos tipos: las denominadas Z' (aquellas construidas sobre la muestra de datos completos) y la Z'' (que incluían también los datos incompletos).

En la siguiente figura aparecen los porcentajes conseguidos junto con los obtenidos con los datos hasta 1996 (sin entrar a formar parte de éstas los ratios referentes a 1997).

PORCENTAJES	MUESTRA PRIMARIA			MUESTRA SECUNDARIA		
	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

Figura 8.2. Porcentajes de aciertos en la muestra primaria (completa e incompleta) y su validación sobre la secundaria para el año 1997.

PORCENTAJES	MUESTRA PRIMARIA			MUESTRA SECUNDARIA		
	SOLV	INSOL	TOTAL	SOLV	INSOL	TOT
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 8.3. Porcentajes de aciertos en la muestra primaria (completa e incompleta) y su validación sobre la secundaria para el año 1997.

En estas funciones no se han presentado los parámetros asociados, puesto que son los mismos obtenidos anteriormente, salvo en el caso de las variables estandarizadas ya

que, al contar con un número superior de datos para el cálculo de la tipificación, provoca un cambio en éstos. Hay que advertir, no obstante, que tanto la función obtenida como la interpretación de cada variable (ratio) sigue siendo la misma.

Pasemos a comentar los resultados. Para las funciones Z' (figura 8.2) hay un descenso en los porcentajes de aciertos, si bien, se ha de decir, que son similares a los obtenidos en la muestra primaria y sólo en un caso empeora claramente (el $Z34'$ de 75,36% a 62,50%), mientras que en otro hay una importante mejoría ($Z14'$: 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 $Z3'$.

Si comparamos en el segundo cuadro las funciones obtenidas a partir de la consideración de la muestra primaria y secundaria (figura 8.3), 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 $Z24''$ 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).

Si tuviéramos que elegir una función de aplicación, nos decantaríamos siempre por las que utilizan los tres ejercicios previos y no, en cambio, por las que aíslan a uno en concreto, aun cuando en algunos casos los porcentajes son superiores (la $Z3'$ se ve superada en aciertos por la $Z14'$, pero únicamente por ésta y en $Z3''$ ocurre lo mismo con la $Z14''$). Los resultados de las funciones para cada ejercicio previo son tan dispares que realmente hacen desconfiar de su posible aplicación; los porcentajes de aciertos son siempre inferiores y sólo si la empresa está en el último ejercicio previo a la suspensión de pagos se manifiesta claramente superior.

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.

8.2.4. INTERPRETACIÓN DE LOS RESULTADOS

Para este objetivo comparamos con otras investigaciones previas y, más en concreto, con las referenciadas en el punto 8.2.1. La figura 8.4 presenta una síntesis de los resultados obtenidos por los autores anteriormente citados tanto para la muestra original, como para la secundaria.

Nuestros resultados están en la línea de los anteriores estudios, si bien con el mérito adicional de partir de unas funciones cuyos porcentajes originales en muchos casos no habían llegado al porcentaje de aciertos conseguido por otros autores.

En efecto, en la muestra original no habíamos llegado a porcentajes de éxitos tan elevados como los aquí señalados: en Z14' se queda en 74% y en Z3'' en 84% (redondeando decimales), lejos de los 90-95% que aparecen en la figura de la siguiente página.

Es conveniente apuntar un dato, como en las validaciones realizadas por Altman [1993] con su ZETA para el año previo o Pina Martínez [1989] para el tercero anterior, aquí también se observa en el último ejercicio previo en Z14', un incremento en la capacidad predictiva del modelo por encima de su muestra original, escogemos estas dos investigaciones, puesto que el período de validación es posterior al de la muestra original.

INVESTIGACIÓN	MUESTRA PRIMARIA	MUESTRA DE VALIDACIÓN
DEAKIN [1972]	Período: 1964-1970 Tasa de error año previo: 3% Tasa de error quinto previo: 17%	Período 1963-1964: Tasa error ejercicio previo: 22% Tasa error quinto previo: 15%
STEVENS [1973]	Período: 1966-1970 Porcentaje exactitud: 70%	Período: 1967-1968 Exactitud: 70%
BLUM [1974]	Período: 1954-1968 Año previo: 93% a 95% Segundo previo: 80% Tercero a quinto: 70%	Período: 1954-1968 Porcentajes de aciertos del 95% (último ejercicio previo) a 70% (quinto previo)
MENSAH [1983]	Período: 1975-1978 Porcentajes de exactitud: 91,7% (máximo)- 70% (mín.)	Período: 1979-1980 Porcentajes: 78,3% (máximo) – 63% (mínimo).
ZAVGREN [1985]	Período: 1972-1978 Tasa de error año previo: 18% Tasa error quinto previo: 20%	Período: 1979-1980 Tasa de error: 31% del primero al quinto
GENTRY <i>et al.</i> [1985a]	Período: 1970-1981 Porcentajes de aciertos: de 77% (media tres años) a 83% (año previo)	Período: 1978-1980 Porcentajes de aciertos: de 71% (año previo) a 74% (media tres años)
AZIZ Y LAWSON [1989]	Período: 1973-1982 Año previo: 95,9% Quinto previo: 71,9%	Período: 1973-1982 Año previo: 82,8% Quinto previo: 72,9%
PINA MARTÍNEZ [1989]	Período: 1977-1982 Porcentaje de aciertos: 92% (tres años anteriores) y 92% un año antes	Período: 1983-1985. Porcentaje de aciertos: 1 año antes: 90%. Porcentaje tres años antes: 96%
PLATT Y PLATT [1990]	Período: 1972-1986 Porcentaje de aciertos: 90%	Período 1986-1987: Porcentaje de aciertos: 90%
GABAS TRIGO [1990]	Período: 1977-1982 Porcentaje de aciertos máximos: 88% un año antes	Período : 1983-1985 Porcentaje de aciertos: 83,33%
ALTMAN [1993]	Modelo Z-score (1968) Año previo: 95% Tercero previo: 48%	Muestras de empresas décadas 70-80: Porcentajes de aciertos: 80% para las empresas insolventes. No se hace referencia a un ejercicio previo
	Modelo ZETA (1977) Año previo: 92,8% Quinto año previo: 76,8%	150 compañías quebradas en dos períodos: 1974-1991: Último año previo: 94% Quinto previo: 64% 1987-1991: Último año previo 95% Quinto año previo: 64%

Figura 8.4. Resultados de los estudios con muestra de validación.

8.3. LA INCORPORACIÓN DE VARIABLES CUALITATIVAS EN LA INVESTIGACIÓN

8.3.1. UNA REVISIÓN DE LOS ESTUDIOS PREVIOS

Los ratios contables tienen limitaciones importantes para su aplicación en la predicción de la insolvencia empresarial. Laffarga y Mora [1998] destacan: la ausencia de una teoría en su elección; las limitaciones estadísticas (en nuestro caso ya habíamos demostrado la carencia de distribución normal, la existencia de valores atípicos o la multicolinealidad existente en los modelos) y las diferencias sectoriales y de tamaño (para nosotros, las primeras son limitadas⁵ y las segundas se refieren a despreciar a ésta como variable potencialmente discriminante).

Una posible forma de evitar estas restricciones es la utilización de variables alternativas, entre las que destacan las cualitativas. Empecemos comentando qué entendemos como tales desde un punto de vista estadístico. Son aquellas que “no toman valores numéricos y describen cualidades” [Peña, 1994a : 45], se denominan también como *atributos*. Dentro de éstas nos encontramos dos clasificaciones: aquellas que son susceptibles de ser ordenadas (*cualitativa en escala ordinal*) y aquellas otras que carecen de orden (*cualitativa en escala nominal*) [Ferrán, 1997].

Lo que estamos introduciendo a través de este tipo de variables son aquellas características que parecen discriminantes al investigador y que no se pueden (o quieren) formular a través de los ratios (ya sean contables o no).

La consideración explícita de buscar una alternativa a los ratios es presente desde los primeros estudios empíricos en esta rama de investigación y es el propio Netter [1966] quien, en su discusión sobre la investigación de Beaver [1966], plantea un modelo *ingenuo* en comparación con el basado en éstos⁶. Posteriormente, Blum [1974] traza lo que serían

⁵ Dado que hemos centrado la investigación en el sector textil, sólo cabría contemplar una fuente de diversidad sectorial en función de la actividad manufacturera o comercial.

⁶ En concreto, este modelo ingenuo lo que plantea es que un banquero no afrontará las proporciones utilizadas en la investigación de Beaver [1966] para la concesión de un préstamo, por el contrario las empresas fracasadas siempre están en proporciones muy por debajo de las no fracasadas. A partir de este

nuevas líneas de investigación en el futuro: la utilización de variables que no fueran ratios; el empleo de ratios diferentes a aquellos utilizados por el análisis tradicional y, finalmente, la construcción de árboles de decisión. Por otra parte, y en el mismo artículo, experimenta con las variables independientes y descompone los ratios en sus componentes (numerador y denominador) obteniendo una exactitud similar a la conseguida con éstos, excepto para el año previo. El autor concluye que un modelo basado en las magnitudes contables es más un discriminante entre tamaños de empresas, que no entre la situación financiera de éstas.

Entrando en las investigaciones que han utilizado variables cualitativas, vamos a destacar aquellos que han tenido más repercusión (ya sea por sus resultados o por las variables utilizadas) para aprovechar y adaptar algunas de estas variables a nuestra muestra:

- ❑ Edminster [1972]: utiliza variables cualitativas en su modelo para pequeñas empresas, pero que derivan de ratios a través de su conversión en variables cualitativas en forma de umbrales o niveles mínimos (enfoque normativo). Con éstas el autor alcanza un porcentaje de aciertos del 93%. Las principales críticas a esta investigación provienen de la definición de fracaso escogida por el autor [Joy y Tollefson, 1975] ⁷.
- ❑ Ohlson [1980]: incorpora a los ratios empleados en su trabajo, una variable cualitativa que - como en el caso anterior - procede de una cuantitativa. En concreto, es el beneficio neto, de tal forma que si es 1 es negativo y si es 0, positivo. Una revisión del trabajo puede consultarse en el anexo del capítulo 2.
- ❑ Whittred y Zimmer [1984] proponen una asociación positiva entre el retraso en la presentación de las cuentas anuales y el informe de auditoría con el fracaso empresarial. Escogen una muestra de empresas australianas y observan esta correlación en un período mínimo de dos años previos. Advierten que no tiene por qué ser causal (el retraso en la información no tiene por qué implicar el fracaso).
- ❑ Argenti [1983]: sintetiza las causas y los síntomas del fracaso empresarial. En su primer trabajo de 1976⁸ desarrolla tres posibles trayectorias en una crisis empresarial (cuyas líneas son una mezcla de rentabilidad, liquidez y flexibilidad) y, con

dato, plantea qué sucedería si un banquero considera a todas las empresas como no fracasadas y llega a un porcentaje de aciertos del 98%.

⁷ Para una mejor revisión de la investigación, un resumen de este artículo se encuentra en el anexo del capítulo 2.

posterioridad, formula lo que denomina como *A-score*, con una clara inspiración en Altman [1968].

A-Score de Argenti	
DEFECTOS:	
Autocracia	4
El mismo presidente y jefe ejecutivo	2
Consejo de administración pasivo	2
Déficit de habilidades (directivas)	2
Director financiero débil	2
Gestión pobre y superficial	1
No hay control presupuestario	3
No hay presupuestos de tesorería	3
No hay un sistema de costes	3
Respuesta pobre ante el cambio	15
DEFECTOS TOTALES	43
PUNTUACIÓN MÁXIMA PARA LOS DEFECTOS	10
ERRORES:	
Alto apalancamiento	15
<i>Overtrading</i> ⁹	15
Existencia de grandes proyectos	15
ERRORES TOTALES	45
PUNTUACIÓN MÁXIMA PARA LOS ERRORES	15
SÍNTOMAS:	
Signos financieros	4
Contabilidad <i>creativa</i>	4
Signos no financieros	3
Signos terminales	1
PUNTUACIÓN TOTAL MÁXIMA	100
PUNTUACIÓN MÁXIMA PARA PASAR	25

Figura 8.5. Variables del A-Score de Argenti [1983].

Este índice se presenta como el resultado de la ponderación de un conjunto de variables subjetivas y cualitativas - presentadas en la figura 8.5- de tal forma que si la

⁸ Argenti [1976]: *Corporate collapse: the causes and symptoms*, Mc. Graw- Hill, citado en el estudio de 1983.

⁹Una empresa practica *overtrading* cuando obtiene beneficios excelentes, pero presenta una escasa liquidez y, tal y como señala Monzón [1997], ello provoca una situación arriesgada debido a que la empresa adquiere una dimensión excesiva para su capacidad de actuar.

empresa consigue una puntuación igual o superior a 25 (a través de la suma de defectos, errores y síntomas), está en peligro de fracasar.

Dada la ponderación que le da a cada uno de los defectos o errores, sólo que caiga en dos de esos elementos, la empresa estará en una situación comprometida. Clarke *et al.* [1994] consideran que algunos elementos de ese índice son comunes a empresas con éxito y esta metodología exige visitar la organización sobre la cual se quiere aplicar. Asimismo, y comparándolo con Altman [1968], sostienen que mientras el Z-score es un predictor general de la insolvencia para todas las empresas, Argenti distingue tres trayectorias diferentes de ese índice y concluyen que es improbable encontrar esos elementos en un fracaso particular.

En el mismo trabajo, Clarke *et al.* [1994] investigan la aplicación de este modelo a empresas australianas y de esos datos infieren que, aunque lo presentado por Argenti tiene la virtud de explicar el fracaso de empresas concretas como un proceso dinámico en la estructura y acumulativo en el tiempo, cuando es confrontado con el primer modelo de Altman, languidece en el tiempo y se muestra menos efectivo (incluso con una probabilidad que no superaría la aleatoriedad).

- Keasey y Watson [1987] verifican si las cualidades descritas en el trabajo por Argenti [1983] tienen suficiente validez empírica. Comparan tres modelos: basado en ratios financieros; en variables cualitativas y en ambas. Entre las cualitativas destacan: la edad de la empresa; el número de gestores y su rotación; el número de acciones de las que son propietarios; la existencia de variaciones de capital (ampliaciones); la naturaleza del informe de auditoría; el cambio en los auditores; la existencia de créditos asegurados con los activos de la empresa y, finalmente, los retrasos, tanto en la presentación de las cuentas anuales, como del informe de auditoría. Los resultados no dejan margen de dudas: tanto en la muestra original como en la validación, las variables de tipo cualitativo incrementan el poder discriminante de las funciones, destacando como más significativas las referentes al número de gestores, los retrasos y las deudas aseguradas con los activos de la empresa, así como la naturaleza del informe de auditoría. Los autores reconocen que se utiliza la contabilidad creativa cuando el fracaso se aproxima.
- Peel y Peel [1986, 1987, 1988] en el primer artículo introducen las siguientes variables cualitativas: el retraso y los cambios en éste de la presentación de las cuentas anuales; la rotación en los directores y sus participaciones en la empresa. Las tres variables les permiten incrementar la exactitud obtenida en los modelos con sólo ratios. En el

segundo artículo se profundiza en la discriminación entre los dos tipos de empresas en la zona gris (es decir, aquella en la cual la solapación entre los dos grupos es más intensa). Dentro de las variables que utilizan se encuentran:

- El retraso en la presentación de las cuentas anuales, lo miden en meses entre el ejercicio económico cerrado y la fecha de publicación de sus estados anuales. Dicha variable ya había sido hallada significativa para el tercer año previo a la insolvencia y en el inmediatamente anterior por uno de los autores.
- Actividad: entre empresas manufactureras y comerciales.
- Opinión vertida por los auditores, en cuanto al cumplimiento del principio de empresa en funcionamiento en el futuro. Siendo 1 si el auditor manifestó una incertidumbre en éste.

Los resultados son satisfactorios, incluso para la muestra secundaria (78% para el año previo como media) y en cuanto a las variables, la última tenía un signo contradictorio con lo que cabría esperar, puesto que un informe de auditoría con incertidumbres sobre la continuidad de la empresa debería de estar asociado con la insolvencia de ésta¹⁰. Otro punto interesante es la estrecha vinculación entre la variable acabada de mencionar con el retraso en la presentación de las cuentas anuales, lo cual implica una simultaneidad en la aparición de ambas. La técnica utilizada es el multilogit¹¹ para distinguir entre empresas insolventes y solventes con beneficios y pérdidas.

Por último, en el tercer artículo [1988] aplican la misma técnica para predecir el año en que la empresa llega a una situación de insolvencia y probar la capacidad incremental de la variable cualitativa del retraso en la presentación de las cuentas anuales. Sus resultados vuelven a confirmar el poder de ésta. Keasey *et al.* [1990a] confirman la eficacia de este procedimiento con ese mismo objetivo en una muestra diferente y con otras variables.

- Flagg *et al.* [1991]: también aquí se pretende discriminar entre empresas potencialmente fracasadas (en concreto, tres años consecutivos de pérdidas) y quebradas, pero, a diferencia del anterior, y en lo que respecta a las cualitativas, toman como punto de partida la teoría de la agencia. Estos autores parten de la hipótesis de que los gestores harán todo lo posible para evitar una situación de quiebra,

¹⁰ Observan en cambio que se asocia de forma positiva con la solvencia de la empresa cuando esa relación debería haber sido negativa según los autores.

¹¹ El análisis multilogit parte de una variable dependiente que puede tomar varios valores y no únicamente dos, como en nuestro caso (solvencia o insolvencia). Se utiliza para predecir en qué año se producirá el

por consiguiente, tendrán éxito si logran recuperar su empresa de su estado crítico. De esta forma postulan cuatro eventos relacionados con el proceso de insolvencia, incorporándolos como variables cualitativas:

- La reducción de los dividendos (dada la repercusión en el mercado de capitales, serán reacios a dar una imagen adversa).
- La violación de los convenios sobre deuda (ello puede ocurrir bien por unos resultados pobres, más allá del control de la administración, bien por un esfuerzo de la dirección para conservar o incrementar los recursos generados, o facilitar una reestructuración de la deuda).
- La reestructuración de la deuda problemática (lo cual permitiría sobrevivir a la empresa).
- La opinión de los auditores (ante los primeros signos de problemas financieros, generalmente no plantearán ningún tipo de incertidumbre, pero, cuando aparece ésta en el informe, proporciona una medida de la capacidad de la empresa para continuar en el futuro inmediato).

Estos cuatro eventos se incorporan como variables independientes en su modelo, además de los ratios financieros, y los resultados son que tanto la opinión de los auditores como la reducción en los dividendos son altamente significativas, ambas asimismo son negativas, lo cual refuerza la idea de que una reducción de los primeros y la aparición de esa incertidumbre, reducen la probabilidad de la insolvencia. El modelo llega a un porcentaje de clasificación del 94% en un modelo global para los cinco años previos.

Una vez revisadas las investigaciones más relevantes, señalemos que, generalmente, las variables cualitativas se incorporan dentro de modelos con ratios, dado que se considera que son los que poseen mayor contenido informativo. Sólo Argenti [1983] construye un modelo de variables cualitativas, si bien plenamente subjetivo.

Pasemos a adaptar en lo posible alguna de las variables antes mencionadas. De Edminster [1972] podemos aprovechar la idea de utilizar las tendencias de los ratios para definir variables cualitativas, no obstante, preferimos abstenernos de utilizar el enfoque normativo; de Ohlson [1980] se puede aplicar la idea de tomar una magnitud contable y a

fracaso, así por ejemplo la variable dependiente puede tomar valor 0 (empresas sanas), 1 (empresas

partir de ésta, construir una variable dicotómica. Ambos estudios no dejan de ser subproductos de los ratios.

El enfoque de Argenti, aun cuando atractivo, no podemos aplicarlo aquí dado que requiere un profundo conocimiento de cada empresa, lejos de ser expuesto en las cuentas anuales, además de cualquier consideración respecto a la adecuación tanto de sus factores, como de sus ponderaciones.

Son sin duda los trabajos de Kasey y Watson [1986, 1987] (con el precedente de Whitter y Zimmer [1984], Peel y Peel [1986,1987, 1988] y Flagg *et al.* [1991]) los que dan más posibilidades de extender nuestra investigación. Todos comparten una variable: la opinión de los auditores. Como ya se comentó en el capítulo 5, no disponemos de un volumen suficiente de informes de auditoría como para poder llegar a ningún tipo de resultado significativo.

Sin embargo, y centrándonos en las variables significativas, del primero de los trabajos acabados de mencionar, disponemos del número de administradores y del retraso en la presentación de las cuentas anuales, no, en cambio, de la existencia de deudas aseguradas con los activos de la empresa. También podemos incluir otras variables como es la edad de la empresa o la variación de capital (apartado dedicado a los fondos propios en la memoria).

En cuanto a la segunda referencia, Peel y Peel [1986, 1987, 1988], disponemos de información acerca de qué empresas eran manufactureras y cuáles eran comerciales, así como si hubo retraso en la presentación de las cuentas anuales (en nuestro caso, la situación es más grave por cuanto que, más que retraso, hay falta de depósito en el Registro Mercantil) y la rotación de los administradores, pero no de su participación en el capital de la compañía, ni en muchos casos de la opinión de los auditores, al no estar sometidas a auditoría obligatoria.

Finalmente, del tercer trabajo [Flagg *et al.*, 1991], la reducción en los dividendos la podemos extraer del apartado de la distribución del resultado en la memoria. No podemos

insolventes un año antes del evento), 2 (empresas insolventes dos años antes) etc.

llegar a conocer ni la reestructuración de la deuda ni el incumplimiento en su pago porque ambas situaciones aparecen cuando se inicia el procedimiento concursal que estamos analizando. Respecto a la opinión de los auditores, es válido lo acabado de comentar.

Acerca del retraso en el depósito de las cuentas anuales, la norma estipula que deben ser entregadas en el Registro Mercantil en el mes siguiente a su aprobación (*art. 218 de la Ley de Sociedades Anónimas y, art. 365 del Reglamento del Registro Mercantil*). Ello es aplicable a las sociedades anónimas, de responsabilidad limitada, comanditaria por acciones y de garantía recíproca, y cualquier otro tipo que estén obligadas por algún precepto legal.

Para las sociedades anónimas el plazo máximo para este depósito es de un mes después de la aprobación de las cuentas anuales (*art. 218 LSA*) y, dado que éstas deben ser aprobadas por la Junta General de accionistas, ello ocurrirá dentro de los seis meses siguientes al cierre de cada ejercicio (*art. 95 LSA*). En todo caso, los administradores están obligados a formularlas en un plazo máximo de tres meses contados desde el final del ejercicio social (*art. 171 LSA*).

Por todo lo dicho, las cuentas anuales deben estar depositadas en el Registro Mercantil como máximo a 31 de julio del ejercicio posterior al cual se refieren, en el supuesto de cierre a 31 de diciembre. Para las sociedades de responsabilidad limitada todo el capítulo VII de la ley de sociedades anónimas (relativo a las cuentas anuales) les es de aplicación.

En los quince días siguientes a su depósito, el registrador calificará si los documentos presentados son los requeridos legalmente (*art. 365 Reglamento del Registro Mercantil*). Se hará una publicación de las sociedades que cumplieron esa obligación en el Boletín Oficial del Registro Mercantil (*art. 360 Reglamento del Registro Mercantil*), y en el primer mes de cada año se remitirá a la Dirección General de los Registros las empresas que no cumpliesen con ese requisito en el año anterior para que el Ministerio de Economía y Hacienda incoe el correspondiente expediente sancionador (*art 370 del Reglamento del Registro Mercantil*).

La realidad ha sido que muchas empresas incumplían esta obligación, dado que, entre otros factores, la sanción impuesta compensaba los posibles efectos beneficiosos de esa infracción.

En este caso tenemos, por lo tanto, que la variable a incluir sería tanto el retraso de ese depósito como el incumplimiento en uno de los años analizados.

Además de los factores cualitativos acabados de mencionar, a nuestro juicio, hay otro tipo de circunstancias que son relevantes para la muestra con la que estamos tratando. La pequeña y mediana empresa española se caracteriza por tener una serie de vinculaciones familiares, tanto en su accionariado como en su plantilla, que muchas veces es definitoria de su éxito o fracaso.

El protagonismo de este tipo de organización ha sido fundamental desde la Revolución Industrial en Europa. Benaul [1998] plantea desde una perspectiva histórica cuáles han sido las ventajas y desventajas: entre las primeras, el establecimiento de redes de confianza y el compromiso adquirido, lo cual afectaba de forma directa a la reinversión de los beneficios y a la responsabilidad ilimitada de los socios; en cuanto a las segundas, el sometimiento de la estrategia empresarial a factores familiares y el problema de la sucesión¹².

Pese a que no es objeto de esta tesis entrar con detalle en este tema, sí merece la pena señalar que en algunas de las empresas analizadas en esta investigación hemos constatado que, en efecto, aparecían relaciones familiares. Ello era fácilmente detectable observando la coincidencia en los apellidos de los administradores, casi siempre propietarios en las pequeñas y medianas empresas (y siendo conscientes de la posibilidad de coincidencia en éstas sin ese tipo de vinculación).

¹² El trabajo de Benaul [1998] describe el caso de una empresa textil y lanera de Sabadell (Barcelona) en la segunda mitad de siglo XIX y cómo tras un período de éxito intenso, llega al fracaso.