

TENDENCIA DE LAS ENTIDADES FINANCIERAS SIN ANIMO DE LUCRO.
UNA METODOLOGIA DISCRIMINANTE PARA LAS CAJAS DE AHORROS DE
CASTILLA Y LEON

María Jesús MURES QUINTANA
Carmen HUERGA CASTRO
Ramón ALVAREZ ESTEBAN
Universidad de León

1.- INTRODUCCION

La idea global de este trabajo consiste en comprobar la estructura de las entidades bancarias, especialmente las Cajas de Ahorros de la Comunidad de Castilla y León, en relación a su agrupamiento y tomando como referencia una serie de ratios obtenidos a partir de las cuentas de activo y pasivo de sus balances, así como de la cuenta de resultados. Se complementa esta descripción con un estudio de posicionamiento de dichas entidades, una vez seleccionadas las variables discriminantes.

Se pretende observar el posicionamiento de las Cajas de Ahorro de la Comunidad de Castilla y León entre sí frente a otras entidades financieras. El proceso de fusiones y absorciones ha modificado el tamaño de las mismas, por lo que se tratará de determinar la clasificación de estas nuevas entidades en el ámbito financiero.

Las técnicas de análisis multivariable constituyen la base metodológica de este estudio. Concretamente, las técnicas de clasificación y un análisis factorial previo. El carácter descriptivo del Análisis Cluster y el descriptivo-predictivo del Análisis Discriminante, hacen de dichas técnicas una metodología totalmente adecuada en aras a conseguir los objetivos que nos hemos propuesto.

El esquema seguido en el desarrollo del trabajo comprende un epígrafe relativo a la metodología en el que se destacan las características fundamentales de las dos técnicas de clasificación señaladas. A continuación se realiza el análisis de datos tomando como referencia un conjunto de entidades bancarias de las que se considera una relación de ratios, en diferentes años, especificando los resultados obtenidos en cada caso. Se finaliza con las conclusiones que se pueden deducir de dichos resultados.

2.- METODOLOGIA

Las técnicas de análisis de datos aplicadas en este trabajo son el Análisis Cluster y el Análisis Discriminante ambas incluidas en las técnicas de clasificación. Este tipo de técnicas se caracterizan porque proporcionan una o varias particiones del conjunto de observaciones o de variables, aspecto que se pretende destacar con el fin de agrupar las entidades bancarias según una serie de ratios.

El *Análisis Cluster* engloba un conjunto de técnicas que permiten la obtención de grupos similares. Específicamente su objetivo global consiste en clasificar una serie de individuos en grupos lo más homogéneos posible en base a un conjunto de variables observadas sobre ellos, pudiéndose utilizar también para la agrupación de variables.

Se trata de una técnica descriptiva (aunque con cierta capacidad de predicción) que se aplica a matrices de datos formadas por individuos y variables. Previamente a su desarrollo es conveniente seleccionar mediante una técnica factorial (por ejemplo, el análisis de componentes principales) las variables más relevantes para identificar los grupos.

Una vez que se tiene la matriz de datos, se determinan los grupos (en nuestro caso, de entidades bancarias) mediante sus semejanzas o divergencias, lo que significa medir lo similares que son dos individuos cualesquiera en función de los valores que en cada uno de ellos tomen las variables introducidas. Este aspecto se realiza a partir de una medida de proximidad entre individuos lo que nos permite obtener la matriz de similaridad entre individuos.

Aunque existen diferentes medidas (coeficiente de correlación de Pearson, coeficiente por rangos de Kendall, índices de similitud, etc.) destacamos la "distancia euclídea" definida por la expresión:

$$d_{ij}^2 = \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^m (x_{ik} - x_{jk})^2$$

siendo "m" el número de individuos y "n" el número de variables, y la "distancia de Mahalanobis" cuya expresión es:

$$d_{ij}^2 = (X_i - X_j)^T C^{-1} (X_i - X_j)$$

siendo C la matriz de covarianzas. La interpretación de ambas permite asegurar que cuanto menor sea la distancia entre dos puntos (individuos) más similitud existe entre ellos.

Determinada la matriz de similitud (matriz de individuos por individuos) se forman los grupos, conglomerados o clusters mediante diferentes procedimientos (algoritmos de clasificación). Estos métodos de clasificación pueden dividirse en jerárquicos y no jerárquicos, de forma que los primeros se basan en una partición que debe determinarse y, los segundos, realizan una partición de los individuos en una serie de grupos conocidos a priori. Por esta razón nos referiremos a los jerárquicos, que se subdividen en aglomerativos o ascendentes (agrupan individuos en cada paso hasta llegar a un conglomerado que engloba a todos) y disociativos o descendentes (proceso contrario al anterior). Dentro de los jerárquicos se aplican indistintamente los ascendentes y descendentes, siendo uno de los más utilizados el "método promedio entregrupos" (average linkage between groups), ya que utiliza información de todas las distancias entre pares de individuos. Este método, denominado UPGMA (Unweighted Pair-Group Method using arithmetic Averages), define la distancia entre dos conglomerados como el promedio de las distancias entre todos los pares de individuos en los cuales un miembro del par pertenece a cada uno de los clusters formados anteriormente.

Hay que destacar también, entre los aglomerativos, el de las "distancias máximas", el de la "media ponderada", el del "centroide", el de la "mediana" y el de "Ward". Los del centroide, de la mediana y de Ward utilizan como medida de proximidad la distancia euclídea y el resto, cualquier medida. Todos ellos proporcionan una representación gráfica, denominada "dendograma" que facilita la visualización de resultados.

El *Análisis Discriminante*, por su parte, comprende una serie de técnicas estadísticas que permiten describir y caracterizar individuos, procediendo a su clasificación y facilitando la predicción.

El objetivo global de esta técnica es análoga al del Análisis Cluster en cuanto que consiste en clasificar los individuos. La diferencia radica en la forma de llevar a cabo dicha clasificación. Así, en el análisis discriminante se parte de una serie de grupos definidos a "priori" y lo que se pretende es distinguirlos en base a la información que hay en los datos y clasificar a los individuos en los grupos mediante una función discriminante que también se puede utilizar para predicciones futuras.

La base de partida de este análisis es una matriz de datos X formada por individuos a los que se le han sido medidas una serie de variables. Se dispone asimismo de una variable con diferentes categorías, lo que permite hablar de grupos según que los individuos se incluyan en cada una de ellas. Teniendo en cuenta que la distribución de los individuos en grupos es conocida a priori, el objetivo del análisis discriminante consiste en diferenciar los grupos a partir de la información disponible de cada sujeto, o lo que es lo mismo, determinar si los grupos quedan perfectamente discriminados en función de las variables originales disponibles.

Una vez que se sepa que los grupos existen, hay que determinar el conjunto de variables que los identifique, llamadas variables discriminantes, así como el poder de discriminación de cada una de ellas.

Otro objetivo, encaminado a predecir un comportamiento, consiste en asignar un individuo a uno de los grupos con un cierto grado de riesgo. Esto se consigue determinando la función discriminante (una cuando tengamos dos grupos y $k-1$ cuando dispongamos de " k " grupos) que será óptima cuando proporcione una regla de clasificación que minimice la probabilidad de cometer errores.

Las hipótesis necesarias para abordar el Análisis Discriminante son las siguientes:

- ** Los vectores que representan a cada individuo en el espacio de las variables siguen una distribución normal multivariante.
- ** Las matrices de varianzas-covarianzas de los grupos son iguales o muy parecidas, lo que se contrasta mediante el test M de Box.

- ** La muestra debe ser representativa de cada uno de los grupos que estén constituidos a priori, aunque no es necesario que el tamaño de la muestra de cada grupo sea el mismo.
- ** Antes de realizar el análisis interesa introducir todas las variables que puedan en mayor o menor grado explicar el fenómeno, debiendo ser elegidas de forma que sean lo más independientes posible.

El desarrollo de esta técnica consiste en realizar paso a paso la selección de la variable más discriminante. Ésta será la que ha obtenido un menor valor en el estadístico Lambda de Wilks. Este estadístico nos permite asegurar si existen diferencias entre los grupos para cada variable. De esta forma, si vale uno, las medias de todos los grupos son iguales y no se puede discriminar la población en grupos ya que éstos no existen. Por el contrario, si vale aproximadamente cero, existen diferencias significativas entre los grupos y la variable para la cual se verifica esta condición es una variable discriminante.

Obtenidas las variables discriminantes se determinan las funciones discriminantes para los individuos. La ecuación de la función discriminante para cada individuo es similar a la de regresión y viene dada de la forma:

$$D = B_0 + B_1X_1 + \dots + B_pX_p$$

donde B_i son los coeficientes respecto a las variables y X_i los valores de las variables independientes.

Esta función permite establecer una combinación lineal entre los valores de las variables independientes, que son cuantitativas, para predecir la variable dependiente que es cualitativa.

El objetivo del análisis se centra precisamente en estimar los valores B_i de forma que los valores D distingan el máximo posible entre los grupos. El criterio generalmente utilizado para encontrar dichos valores óptimos consiste en maximizar la razón:

$$\frac{\text{varianza intergrupos}}{\text{varianza intragrupos}}$$

Del desarrollo matemático correspondiente se deduce que los coeficientes discriminantes óptimos se obtienen a partir de la matriz de varianzas-covarianzas.

Para comprobar la significación de la función discriminante existen varios estadísticos. Tatsuoka (1971) propuso el criterio discriminante basado en el análisis de la varianza, de forma que una buena función discriminante es aquella que tiene la variabilidad intergrupos superior a la variabilidad intragrupos. Así, cuanto más alto sea el criterio discriminante ($CD = \text{varianza intergrupos} / \text{varianza intragrupos}$) más eficacia presenta la función para discriminar entre los casos.

Por último, se clasifican los individuos, siendo esta la fase más interesante del análisis ya que permite comprobar su poder de predicción o clasificación.

El valor o puntuación discriminante para cada individuo se obtiene a partir de la función discriminante. Además, utilizando la puntuación discriminante, es posible obtener una regla que permite clasificar a los individuos en uno de los grupos. Una técnica que se utiliza frecuentemente se basa en la regla de Bayes, según la cual, la probabilidad de que un individuo con una puntuación discriminante D pertenezca al grupo "i" se puede estimar por la fórmula:

$$P(G/D) = \frac{P(D/G) P(G)}{\sum P(D/G) P(G)}$$

En base a la puntuación discriminante, cada individuo se clasifica en el grupo para el cual la probabilidad $P(G/D)$ sea mayor.

3.- ANALISIS EMPIRICO Y RESULTADOS

Los datos utilizados para el análisis empírico se han obtenido del Anuario Estadístico del Consejo Superior Bancario, correspondientes en este caso a la Banca Privada y por otro lado, del Anuario Estadístico de la CECA, para las Cajas de Ahorro.

Se han considerado datos de los años 1988, 1989, 1990 y 1991, con el objetivo de diferenciar los grupos de entidades bancarias antes y después de las fusiones. El número de entidades varía en cada año (1988 y 1989: 137 «61 Bancos-76 Cajas»; 1990: 117 «61 Bancos-56 Cajas» y 1991: 115 «59 Bancos-56 Cajas»), y el criterio de elección

de la muestra ha sido el tamaño para el caso de los Bancos (Activo mayor de 40.000 millones) y todas las Cajas de Ahorros.

Por su parte, las variables medidas hacen referencia a los activos y pasivos de los balances, así como a la cuenta de resultados de cada período, incluyendo la Distribución de dividendos para los Bancos y Dotación a obras benéfico-sociales para las Cajas. Se presentan en forma de ratios como se observa en la tabla 1:

TABLA 1

R 1	$\text{Cuota de Mercado} = \frac{\text{Recursos Clientes}}{\text{Recursos Totales Clientes Mercado}}$
R 2	$\text{Tesorería} / \text{Activo Total}$
R 3	$\text{Inmovilizado Material Neto} / \text{Activo Total}$
R 4	$(\text{Dividendos, Obras Benéfico-Sociales}) / (\text{Recursos Clientes} + \text{Recursos Propios})$
R 5	$\text{Recursos Propios} / \text{Recursos Clientes}$
R 6	$\text{Gastos de personal por empleado}$
R 7	$\text{Inmovilizado Material Neto} / \text{Recursos Propios}$
R 8	$\text{Ingresos Totales} / \text{Recursos Propios}$
R 9	$(\text{Dividendos, Obras Benéfico-Sociales}) / \text{Recursos Propios}$
R10	$\text{Tesorería} / \text{Recursos Propios}$
R11	$\text{Tesorería} / \text{Recursos Clientes}$
R12	$(\text{Recursos Propios} - \text{Inmovilizado Material Neto}) / \text{Pasivo Total}$
R13	$(\text{Recursos Propios} + \text{Recursos Clientes}) / \text{Pasivo Total}$
R14	$\text{Recursos Propios} / \text{Pasivo Total}$
R15	$\text{Provisión Impuesto Sociedades} / \text{Beneficio Neto Contable}$
R16	$\text{Beneficio Neto Contable} / \text{Recursos Propios}$
R17	$\text{Beneficio Neto Contable} / \text{Recursos Clientes}$
R18	$\text{Beneficio Neto Contable} / (\text{Recursos Propios} + \text{Recursos Clientes})$
R19	$\text{Recursos de Clientes por empleado}$
R20	$\text{Recursos de Clientes por oficinas}$
R21	$\text{Empleados por oficina}$
R22	$\text{Beneficio neto Contable} / \text{Resultados propios por empleado}$
R23	$\text{Beneficio neto Contable por empleado}$
R24	$\text{Beneficio neto Contable por oficina}$
R25	$\text{Recursos propios por empleado}$
R26	$\text{Cartera de Valores} / \text{Tesorería}$
R27	$\text{Cartera de Valores por empleado}$
R28	$\text{Cartera de Valores por oficina}$
R29	$\text{Inmovilizado material Neto por empleado}$
R30	$\text{Inmovilizado material Neto por oficina}$
R31	$\text{Inmovilizado material Neto} / \text{Recursos de Clientes}$
R32	$(\text{Dividendos, Obras Benéfico-Sociales}) / \text{Beneficio neto Contable}$
R33	$\text{Gastos Financieros} / \text{Recursos de Clientes}$
R34	$\text{Gastos Financieros} / \text{Ingresos Totales}$
R35	$\text{Gastos Financieros} / \text{Activo Total}$
R36	$\text{Gastos Financieros por empleado}$
R37	$\text{Gastos Financieros por oficina}$
R38	$\text{Gastos Financieros} / \text{Recursos Propios}$

Las matrices de datos, por tanto, están formadas por las entidades bancarias (individuos) y por 38 ratios (variables).

En primer lugar se ha realizado un análisis factorial con el fin de determinar los ratios más relevantes. Se obtuvo que 6 factores explicaban el 61,3%, de lo que se puede deducir la conveniencia de trabajar con los ratios iniciales.

La aplicación del análisis cluster se ha efectuado para los años señalados considerando, por un lado cajas de ahorros solamente, y por otro lado todas las entidades bancarias (cajas de ahorros y bancos). Realizado con el paquete estadístico SPSS, la medida de similaridad considerada es la distancia euclídea y el algoritmo de clasificación es el de promedio entre grupos. Los resultados, para las entidades de la Comunidad Autónoma de Castilla y León, son los siguientes:

Para el año 1988, la Caja de Palencia tiene cierta similaridad con el Banco de Extremadura, aunque considerando sólo las cajas, se presenta como un elemento espúreo. La Caja de Zamora y la de Segovia son similares en ambas situaciones y tienen asimismo una estructura semejante a Bancos como el de Onteniente, Sevilla, Málaga, Alicante, etc. El Círculo Católico de Burgos aparece similar a la Caja de Soria, y mientras que al considerar solo cajas presenta similitud con la Caja Popular de Valladolid, en el caso de Bancos, existe cierta analogía con los Bancos de Valencia y Sabadell. Es de destacar la fuerte agrupación entre las cajas de León, Salamanca y Avila, de forma que al considerar el caso conjunto tiene cierta aproximación con la Caja Provincial de Valladolid, esta última se comporta de una forma aislada cuando sólo se tienen cajas. En este año, y respecto a los ratios considerados la Caja Municipal de Burgos es similar a Caja Santander.

Los resultados obtenidos para el año 1989 vienen caracterizados por el aislamiento de Caja Palencia tanto cuando se consideran cajas y bancos como cajas solas. La Caja de Zamora y la de León se presentan aisladas cuando no intervienen los bancos, sin embargo, en este caso presentan gran similaridad. Segovia y Valladolid (Popular) se presentan de forma análoga en ambos casos, con cierta similitud con los bancos de Onteniente, Sevilla y Layetana. La Caja de Soria se considera como un elemento espúreo en relación a las cajas y similar al Bankinter, Banca Catalana y Banco de Sabadell. Por su parte, Caja Salamanca, aparece cercana a la de Avila, el Círculo Católico de Burgos, así como con Caja Toledo y Caja Guadalajara. Caja Municipal de Burgos es similar a Caja Guipúzcoa y Caja de Santander.

(Popular) se presentan de forma análoga en ambos casos, con cierta similitud con los bancos de Onteniente, Sevilla y Layetana. La Caja de Soria se considera como un elemento espúreo en relación a las cajas y similar al Bankinter, Banca Catalana y Banco de Sabadell. Por su parte, Caja Salamanca, aparece cercana a la de Avila, el Círculo Católico de Burgos, así como con Caja Toledo y Caja Guadalajara. Caja Municipal de Burgos es similar a Caja Guipúzcoa y Caja de Santander.

Los resultados para los dos años siguientes difieren en gran medida de los señalados anteriormente. Es obvio dado que es en el año 1990 cuando se realizan algunas fusiones de Cajas.

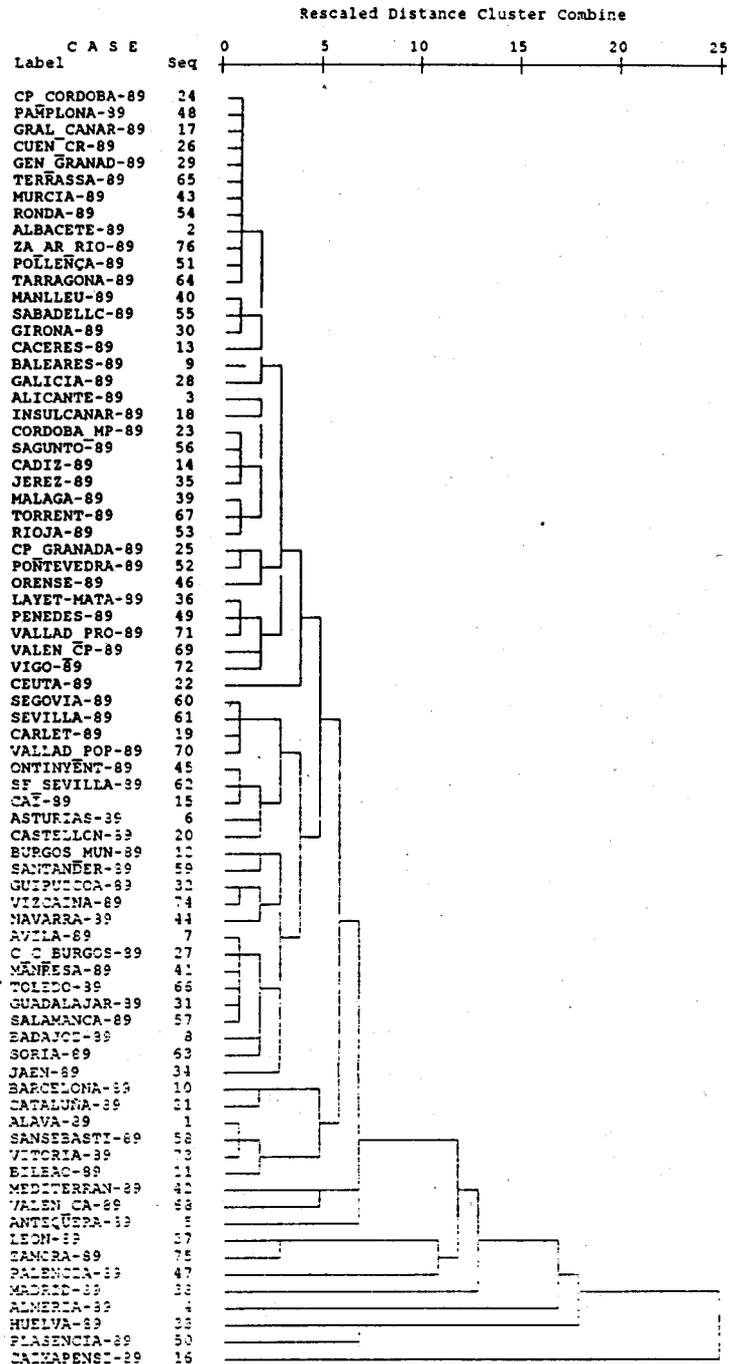
En el año 90, Caja España presenta una estructura similar a la Caja Salamanca-Soria cuando no intervienen los Bancos; sin embargo, en este caso aparece aislada y la de Salamanca-Soria con cierta analogía con Caja del Penedés. La Caja de Segovia presenta un carácter espúreo y poca similaridad con Caja Toledo. Asimismo el Círculo Católico de Burgos se asemeja a la Caja Municipal de Burgos, a la Caja de Avila y también a la CAI (Zaragoza).

En relación al año 91 la estructura correspondiente a Caja España y a la Caja de Salamanca y Soria es similar al año anterior destacando la cercanía de Caja España con Unicaja, el Banco Mediterráneo y la Banca Natwest. La Caja Segovia está aislada cuando sólo se consideran cajas y similar a la Caja Municipal de Burgos y Caja Toledo cuando intervienen los bancos. Hay que destacar que en esta situación la Municipal de Burgos se asemeja a la de Salamanca-Soria que a su vez es similar a la Caja del Penedés, Banco Zaragozano, Banca Catalana, Banco de Comercio y al Banco de Gestión e Inversión Financiera. El Círculo Católico de Burgos se aproxima, en ambos casos, a la Caja de Avila, la Caja de Santander y la Caja de Badajoz.

Los gráficos 1 y 2 corresponden a los dendogramas relativos al estudio sobre Cajas de Ahorros para los años 1989 y 1991, donde se pueden visualizar los resultados antes especificados.

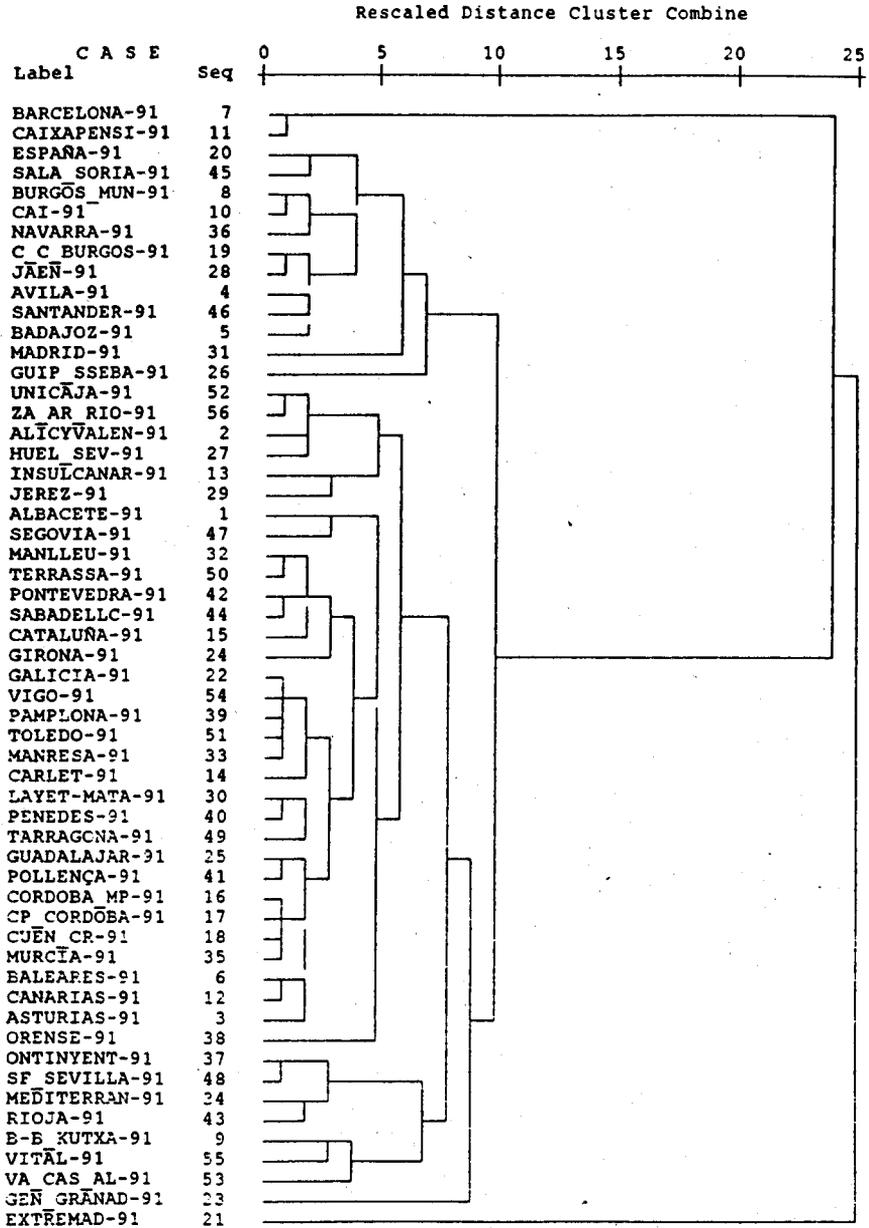
CLUSTER PARA CAJAS 89

Dendrogram using Average Linkage (Between Groups)



CLUSTER PARA CAJAS 91

Dendrogram using Average Linkage (Between Groups)



Se realizó a continuación un análisis discriminante para cada uno de los cuatro años considerando dos grupos a priori: Bancos y Cajas de Ahorros. Como trabajamos con dos grupos y realizamos el estudio para los años 1988, 1989, 1990 y 1991 obtendremos una sola función discriminante para cada uno de los años considerados. Estas funciones permitirán clasificar los individuos en uno de los dos grupos, conocidas sus características concretas (ratios).

En el análisis correspondiente de los resultados aparece en primer lugar un contraste F para la significación de las diferencias entre las medias de los grupos. A partir de los valores observados para dicho estadístico F y de su correspondiente grado de significación se observa que en todos los años considerados hay una serie de variables para las cuales ambos grupos son similares y, por lo tanto, dichas variables no serán variables discriminantes.

Aparece también el valor de la lambda de Wilks que representa el porcentaje de la varianza total de las puntuaciones discriminantes que no ha sido explicada por la diferencia entre los dos grupos considerados. Como los valores de lambda son pequeños (0.22 , 0.18 , 0.14 , 0.21) deducimos que las medias de los grupos son estadísticamente significativas y por lo tanto se rechaza la hipótesis nula que se formula en el análisis discriminante de que no existen diferencias significativas entre las medias de las puntuaciones discriminantes de los grupos.

A continuación se construyen las funciones discriminantes para cada uno de los cuatro años estudiados. Los coeficientes que nos permiten formar las combinaciones lineales de las variables que intervienen en cada función discriminante se recogen en la tabla 2:

TABLA DE COEFICIENTES FUNCION DISCRIMINANTE

	FUNCION 88	FUNCION 89	FUNCION 90	FUNCION 91
R1	- 4372159		- 4094012	4864528E-01
R2			1,041079	1588261E-01
R3		1111015		5118324
R4		- 1644957	1,026267	
R5			2845408	
R6	6677840	3069108	- 1,020455	5160072
R7		10,55909	- 20,59068	
R8	- 1664462			
R9		2,760835		
R10	- 30,61133	30,60459	- 12,87675	88,44502
R11	4,249776	- 5,259086	3,149693	- 2,613587
R12	4090314E-01	1,549011	- 2,453664	
R13	461,6438	- 422,5026	655,2427	- 754,7285
R14	225,2982			
R15	- 381,9585	78,29424		64,76316
R16		- 7406778E-02	3870075E-02	- 2865191E-01
R17	9611531E-03			
R18	1150261E-02		1009451E-02	
R19		- 2670341	- 1597508	
R20		- 8297445E-02		
R21	4307401E-01	5660267E-01	- 5420756E-01	9157018E-01
R22	4933434E-01	- 2041505E-01	5679748E-01	
R23	- 4254549E-02		- 3834577E-02	
R24	2300959		3232509	1117647
R25	- 3362129E-01	1266242E-01	- 4138249E-01	1746392E-01
R26		14,20297		
R27	1,786007			13,47274
R28	3291978	9,444280		
R29	- 37,67538		- 56,31552	34,11912
R30	- 1014694		5648315E-02	
R31	4527013E-02			- 1052905E-02
R32	- 2,535734	- 2,598006	- 2,750418	- 1787235E-01
CTE				

En base a la función discriminante es posible calcular la puntuación discriminante para cada individuo y analizar la capacidad de predicción de dicha función discriminante. La regla que nos permite clasificar a los individuos en cada grupo es la regla de Bayes señalada en el desarrollo metodológico anterior y que nos indica la probabilidad de que un individuo con una puntuación discriminante concreta pertenezca al grupo de Bancos o al grupo de Cajas. A la vista de los resultados se observa que la "capacidad de predicción" de las funciones discriminantes es muy buena en los cuatro años estudiados. Así, en el año 1988, tan solo aparecen 4 individuos mal clasificados (Banco de Alicante, Banco de Granada, Caja de Ahorros de Jaén, Caja Provincial de Valencia) y el año 1989 se observan 3 individuos mal clasificados (Banco de Granada, Banco de Valencia, Caja de Antequera) en 1990 la clasificación es perfecta y en 1991 tan solo aparece un individuo mal clasificado (Banco Chase).

Por último recogemos en la tabla 3 los resultados de la clasificación con cada función discriminante. En esta tabla se indica el grupo real de pertenencia y el grupo predicho así como el porcentaje de casos bien clasificados para cada año (97.08% en 1988, 97.81% en 1989, 100% en 1990, 99.13% en 1991). Este porcentaje indica que las funciones discriminantes son muy efectivas

TABLA 3

DISCRIMINANTE PARA BANCOS Y CAJAS

Clasificación de resultados

Año	Grupo Actual	Nº de Casos	Grupo Predicho	
88	Grupo 1	61	59	2
			96.7%	3.3%
	Grupo 2	76	2	74
			2.6%	97.4%
	Porcentaje de casos clasificados correctamente: 97.08%			
89	Grupo 1	61	59	2
			96.7%	3.3%
	Grupo 2	76	1	75
			1.3%	98.7%
	Porcentaje de casos clasificados correctamente: 97.81%			
90	Grupo 1	61	61	0
			100.0%	.0%
	Grupo 2	56	0	56
			.0%	100.0%
	Porcentaje de casos clasificados correctamente: 100.0%			
91	Grupo 1	59	58	1
			98.3%	1.7%
	Grupo 2	56	0	56
			0%	100.0%
	Porcentaje de casos clasificados correctamente: 99.13%			

4.- CONCLUSIONES

La competencia de la banca comercial privada con otro tipo de entidades se ha acentuado en los últimos años realizando las cajas operaciones que no le eran propias.

El análisis factorial efectuado demuestra que no existen factores claros que expliquen el comportamiento del mercado. El análisis cluster señala un cambio significativo en el periodo 89-90 debido a las fusiones. Por otro lado, algunas cajas parecen "comportarse" como verdaderos bancos aunque de tamaño reducido. La agrupación muestra el conjunto de los grandes bancos en un cluster muy alejados del resto, pero también con diferencias entre los mismos.

En cuanto a las cajas de Castilla y León, señalaremos que Caja Segovia no presenta similitudes con ningún grupo; por otra parte, para el periodo 90-91 Caja España parece cercana a Caja Salamanca y Soria, así como a Unicaja. El estudio discriminante bancos-cajas ofrece para los cuatro años de estudio funciones con alto poder discriminante.

	1988	1989	1990	1991
BANCOS	-2.0555	2.3539	-2.2843	1.8701
CAJAS	1.6498	-1.8893	2.4883	-1.9703
AVILA	0.9445	-1.5279	2.4587	-0.6865
BURGOS MUN.	1.0933	-2.0439	4.2579	-2.1968
C. C. BURGOS	2.4444	-1.6930		-3.1245
LEON	1.0381	-2.6206		
PALENCIA	0.5856	-0.8533		
SALAMANCA	1.8162	-1.3013		
SEGOVIA	2.8568	-2.3497	2.3113	-1.3668
SORIA	0.6904	-1.1326		
VALL. POP.	1.6268	-1.9283		
VALLAD. PROV.	2.0496	-3.1558		
ZAMORA	2.0082	-2.6740		
ESPAÑA			3.2397	-2.3152
SALAM-SORIA			3.7732	-1.9535

En la tabla anterior puede observarse una correcta clasificación en la mayor parte de los casos, especialmente C.C.Burgos, Segovia, Valladolid Provincial, Zamora y Caja España. El resto de los casos se encuentran en una zona denominada "gris", o de clasificación dudosa, aunque cercana a la correcta.

El proceso de fusiones, pues, se ha producido en algunos casos con entidades similares pero no en otros. Sin haber entrado a valorar los efectos económicos y financieros de las mismas, se ha intentado mostrar una visión conjunta de bancos y cajas de ahorro que han pasado de tener mercados distintos a competir fuertemente con la liberalización de los mismos. La adquisición de entidades existentes, más baratas que la ampliación con creación de nuevas oficinas, así como la entrada de banca extranjera ha complicado aún más el mercado.

5.- BIBLIOGRAFIA

- BISQUERRA ALZINA, R., Introducción conceptual al Análisis multivariable. Un enfoque informático con los paquetes SPSS-X, BMDP, LISREL y SPAD, Vol.I y II, Ed. PPU, Barcelona, 1989.
- CECA, Anuario Estadístico. Cajas de Ahorros Confederadas, Ed. CECA, Madrid, 1989, 1991.
- CONSEJO SUPERIOR BANCARIO, Anuario Estadístico de la Banca Privada, Ed. Consejo Superior Bancario, Madrid, 1988, 1989, 1990, 1991.
- CHATFIELD, C.; COLLINS, A.J., Introduction to Multivariate Analysis, Ed. Chapman and Hall, London, 1980.
- ESPITIA ESCUER, M.; POLO REDONDO, Y.; SALAS FUMAS, V., "Estructura de los mercados geográficos, comportamiento y resultados de las Cajas de Ahorros de España", Investigaciones Económicas, Vol. XV, nº 3, 1991, pp. 671-700.
- GUAL, J.; VIVES, X., Ensayos sobre el sector bancario español, Ed. FEDEA, Madrid, 1992.
- HAIR, J.F.; ANDERSON, R.E.; TATHAM, R.L., Multivariate Data Analysis, Second Edition, Ed. MacMillan, New York, 1987.
- JOHNSON, R.A.; WICHERN, D.W., Applied Multivariate Statistical Analysis, Ed. Prentice-Hall International, London, 1992.
- LEBART, L; MORINEAU, A.; WARWICK, K.M., Multivariate Descriptive Statistical Analysis, Ed. John Wiley and Sons, New York, 1984.
- MARTIN, C.; ROMERO, L.R., "Un análisis discriminante sobre el comportamiento diferencial de las empresas españolas con capital extranjero", Cuadernos Económicos del ICE, 1983, pp. 53-74.
- SANCHEZ CARRION, J.J., Introducción a las técnicas de Análisis Multivariable aplicadas a las Ciencias Sociales, Ed. Centro de Investigaciones Sociológicas, Madrid, 1984.
- SAPORTA, G., Théories et méthodes de la Statistique, Ed. Technic, Paris, 1978.