

**VALORACIÓN CREDITICIA DE LA DEUDA DE LAS  
COMUNIDADES AUTÓNOMAS ESPAÑOLAS: UNA APLICACIÓN  
DEL ANÁLISIS DISCRIMINANTE.\***

**Joaquín Auriolés, Alfonso Pajuelo y Rogelio Velasco\*\***

WP-EC 96-18

---

\*Varias personas y entidades han contribuido con comentarios o aporte de información a esta investigación: Alan Davis del Barclays Bank P.L.C.(Londres), Keith Salmon de la Universidad de Luton, José Miguel Físico de Analistas Financieros Internacionales, José Sánchez Maldonado de la Universidad de Málaga, los Departamentos de Finanzas de la Generalitat de Cataluña y de la Generalitat de Valencia, Moody's Investors Service España S.A. y un evaluador anónimo. La economista Inmaculada Gallego del Proyecto SAETA (Junta de Andalucía), llevó a cabo el tratamiento estadístico de la información. Los errores que pudieran subsistir, son de nuestra exclusiva responsabilidad.

\*\* Joaquín Auriolés Martín: Universidad de Málaga, Alfonso Pajuelo Gallego: U. N. E. D., Rogelio Velasco Pérez: Universidad de Granada.

**Editor: Instituto Valenciano de  
Investigaciones Económicas, S.A.**  
Primera Edición Diciembre 1996.  
ISBN: 84-482-1382-3  
Depósito Legal: V-4538-1996  
Impreso por Copistería Sanchis, S.L.,  
Quart, 121-bajo, 46008-Valencia.  
Impreso en España.

# VALORACIÓN CREDITICIA DE LA DEUDA DE LAS COMUNIDADES AUTÓNOMAS ESPAÑOLAS: UNA APLICACIÓN DEL ANÁLISIS DISCRIMINANTE.

Joaquín Auriolés Martín, Alfonso Pajuelo Gallego y Rogelio Velasco Pérez

## RESUMEN

Utilizando la técnica de Análisis Discriminante, se lleva a cabo una valoración de los ratings que las agencias Moody's Standard & Poor's conceden a la Deuda emitida por diversas Comunidades Autónomas españolas. Se definen y contrastan cuatro modelos. En el primero, se introducen exclusivamente variables presupuestarias. El resultado obtenido apunta a las CC.AA. de Andalucía y Valencia como las que más prudentemente han llevado a cabo la política fiscal, consiguiendo la puntuación más alta. El segundo modelo agrega a las variables del primero el grado de diversificación productiva medido por la aportación de cada sector a la formación del PIB regional. En estos dos casos, las CC.AA. con tejido productivo más diversificado y mayor nivel de riqueza relativa alcanzan los primeros puestos en cuanto a puntuación global del rating. Por último, el cuarto modelo añade el grado de autonomía financiera medido por la proporción de ingresos propios en relación a los ingresos totales. País Vasco, Navarra y, en menor medida, Cataluña, aparecen claramente beneficiadas por la introducción de esta variable. Tenemos que destacar que el único modelo que no se ajusta a los ratings asignados por las agencias es el primero, esto es, el que contiene sólo variables presupuestarias que pueden controlar directamente los gobiernos regionales. Los otros tres modelos asigna un rating igual al de las agencias. Por último, se asigna un rating teórico a otras CC.AA. No calificadas. La técnica utilizada permite realizar previsiones de calificación.

**Palabras clave:** Deuda Pública, Rating y Comunidades Autónomas.

**Clasificación JEL:** H63, R50

## ABSTRACT

Using Discriminant Analysis, we carry out an assessment of Moody's and Standard & Poor's ratings on Spanish Regional Governments' debt. We set out four models. The first only includes budgetary variables. The outcome points out Andalusia and Valencia regions have had the tightest budgetary policies. Both regions get the highest rating score. The second model adds income per capita of every region relative to national average and the third one adds the degree of productive diversification of the regions. In both cases, the wealthiest and most diversified regions get the top rating positions. The fourth model adds the degree of financial autonomy measured by the amount of their own revenue relative to total revenue. In this case, the Basque Country, Navarra and, to a lesser extent, Catalonia, rating score are greatly benefited by the introduction of this variable. We must stress that the first model is the only one whose rating score doesn't match that of the rating agencies, i.e., the only one just including budgetary variables under the exclusive control of the regional governments. The rest of the models match agencies' ratings. Last, we assign a "theoretical" rating to the regional governments which lack one. The technique used allows to carry out rating predictions.

**Key words:** Public Debt, Rating, Regional Economies.

**JEL classification:** H63, R50

## 1. INTRODUCCIÓN

Las grandes empresas y las Administraciones Públicas de distinto nivel necesitan acudir a los mercados de capitales nacionales y extranjeros para captar recursos de los inversores privados e institucionales. Cuando la captación de recursos se instrumenta a través de la emisión de obligaciones, para el caso de las empresas, o de Deuda Pública, para el de las Administraciones, diversas agencias de calificación o rating existentes en el mercado, pueden otorgar una calificación a las emisiones, valorando la calidad del papel que se emite.

Esta calificación que conceden las agencias resulta imprescindible cuando se trata de grandes volúmenes de emisión, especialmente las destinadas a mercados internacionales. Para los inversores, tanto a corto como a largo plazo, resulta relevante conocer los rendimientos ajustados por riesgos de sus inversiones, así como el riesgo relativo que contraen en las operaciones. Para los emisores de títulos, ofrecen la ventaja de poder ampliar el número de inversores potenciales por la información pública que representa la concesión de un rating.

De entre las agencias de calificación existentes en el mercado, Moody's y Standard & Poor's, son las que han llevado a cabo una labor más activa en el mercado español e internacional. Además del Reino de España, en conjunto, estas dos agencias tienen calificadas las emisiones de Deuda de las CC.AA. de Andalucía, Cataluña, Madrid, País Vasco, Valencia y Murcia. Las Comunidades de Galicia y Baleares, calificadas recientemente por Standard & Poor's, se han excluido del análisis de contraste pero se han incluido en el análisis predictivo, por las razones que más adelante se apuntan.

Este trabajo forma parte de la relativamente poco abundante literatura sobre rating de empresas y gobiernos de distinto nivel (nacional, estatal, local, etc.) que utiliza análisis discriminante y del que no existen precedentes en nuestro país<sup>1</sup>. La finalidad de esta investigación, es la de ofrecer un análisis de la valoración que hace el mercado del comportamiento hacendístico y económico de las CC.AA., así como la de establecer previsiones de futuro que permitan servir de guía para dicho comportamiento. Igualmente, se asigna un rating

---

<sup>1</sup> Puede verse, entre otros, R.A. Adams y M.Moghaddam, "The Risk Premia in Municipal Bond Yields", *Journal of Macroeconomics*, otoño, 1991, vol.13, No.4; G.Bennett Stewart, *The Quest for Value*, Harper, New York, 1991; R.Lamb, J.Leigland y S.Rappaport, *The Handbook of Municipal Bonds and Public Finance*, New York Institute of Finance, New York, 1993; Standard and Poor's. *Municipal Finance Criteria*, New York, 1990; Moody's Investors Service. *Moody's on Municipal's: An Introduction to Issuing Debt*, New York, 1987.

o calificación a cada Comunidad Autónoma y se contrastan los resultados con los ofrecidos por la agencias que operan en el mercado.

Al no tener calificación todas las CC.AA. referidas por ambas agencias, se ha optado por convertir al sistema utilizado por Moody's, aquellas calificaciones concedidas por Standard & Poor's a CC.AA. no calificadas por Moody's y, de esta forma, obtener una calificación equivalente para todas las Comunidades<sup>2</sup>. En concreto, para nuestro estudio se ha establecido una equivalencia entre las siguientes calificaciones, que aparecen en orden de mayor a menor calidad:

Moody's	Standard & Poor's
Aa2	AA
Aa3	AA-
A1	A+
A2	A

El análisis estadístico se inicia en el año 1989, al ser el primero con el se cuenta con calificaciones y finaliza en 1993, al ser el último del que se disponen de datos de presupuestos liquidado. Para homogeneizar el periodo de estudio para todas las haciendas regionales analizadas, se ha supuesto el mismo rating en los periodos precedentes para aquellas CC.AA. que lo han obtenido en los últimos años (en todo caso, anteriores a 1993). Hay que tener en cuenta que, tanto para las CC.AA. como para las empresas públicas y privadas, el riesgo soberano del Reino de España representa un límite superior en cuanto al rating otorgado que ninguna Comunidad Autónoma puede superar. En nuestro país, de hecho, sólo el País Vasco y Cataluña lo igualan.

El método que se ha utilizado, es el análisis discriminante, que permite clasificar a los individuos en grupos previamente establecidos. En este caso, los individuos son las distintas CC.AA. y los grupos son los ratings otorgados por las agencias de calificación. Dicha técnica resulta especialmente adecuada cuando se disponen de datos de corte transversal y temporal sobre distintos grupos que presentan características diferentes y que permite diferenciarlos con

---

<sup>2</sup> Para la equivalencia de los ratings de las dos agencias, puede verse Ann Moore, "Better a Low Rating Than None at All", *Global Finance*, septiembre, 1992, pp.46 y ss.

un alto grado de fiabilidad. No obstante, como se comenta en los distintos modelos y en las conclusiones, se lleva a cabo un análisis cualitativo que conduce a matizar los resultados obtenidos, en el sentido de que el grado de confianza de que gozan las distintas CC.AA. españolas a largo plazo, no responde exclusivamente al comportamiento presupuestario que hayan mostrado hasta el presente, sino que juicios emitidos a priori sobre la solvencia de cada CC.AA. se mezclan con la evolución de factores puramente hacendísticos. Dichos juicios, no dejan de estar relacionados con el peso político relativo y la diversa estructura económica de las regiones.

En todo caso, la aplicación metodológica concreta llevada a cabo del análisis discriminante, no puede sacarse del contexto español sin realizar cambios significativos en algunas de las variables utilizadas. La aportación de la agricultura al PIB regional, *vr.gr.*, tiene un significado diferente en España, Francia o Estados Unidos, dada la diversidad de cultivos que puede contener, el grado de subvención estatal del sector, la prudencia tributaria que haya caracterizado o no a las regiones agrarias, etc. En cada caso, habrá de tenerse en cuenta qué variables resultan más relevantes.

## **2. MODELIZACIÓN DE LAS VARIABLES DEL ENTORNO PRESUPUESTARIO.**

La deuda de las CC.AA. tienen un carácter especial, derivado de su naturaleza pública pero distinta de la deuda del Estado. El riesgo soberano que se concede a la deuda del Estado, tanto la denominada en divisas como en moneda local, representa, de hecho, un límite para la emitida por los restantes niveles de la Administración del Estado.

El marco jurídico y político diverso de las relaciones del Estado con los niveles de administración inferiores, afectan al riesgo asociado a la deuda emitida por las CC.AA.. De entre los factores que afectan al riesgo específico de la deuda de las CC.AA. españolas, destacamos los siguientes.

En primer lugar, el sistema de competencias y transferencias que reciben las CC.AA. afectan al riesgo específico. En general, cuanto mayor sea el volumen de competencias transferencias y mayor el grado de autonomía financiera, tanto más positivamente se valorará la

deuda. Este mismo criterio se aplica a las relaciones de la administración regional con las de nivel local pero en sentido inverso. En España, el sistema de financiación de las CC.AA. no es todavía un sistema consolidado y definitivo. En la medida en que los fondos de compensación se vean afectados por cambios en la correlación de fuerzas políticas, o por una perspectiva diferente acerca del papel que deben jugar, el rating a largo plazo de las CC.AA. se verá afectado. Con el sistema de financiación vigente hasta el presente ejercicio, las CC.AA. que se rigen por el artículo 151 tienen más favorablemente calificada sus deudas que las del 143, al tener más competencias, aun en los casos en los que el grado de autonomía financiera sea menor, ya se mida ésta como proporción de los ingresos propios en relación al presupuesto total o al total de ingresos.

En segundo lugar, la capacidad legal para imponer tributos afecta al rating de los gobiernos de segundo nivel. En la medida en que esa capacidad se aproxime a la que detenta soberanamente el Estado, afectará positivamente a la deuda de la comunidad autónoma. País Vasco y Navarra son las dos comunidades que poseen esa capacidad legal en nuestro país.

En tercer lugar, la distribución de competencias es otro de los factores que afectan específicamente a las CC.AA. En particular, es valorado la adecuación de los ingresos a los servicios que se prestan. Es conocido en nuestro país los problemas que se han derivado -y aún no resueltos- de las transferencias de las competencias de sanidad y su financiación.

En cuarto lugar, la capacidad de endeudamiento de los gobiernos de segundo y tercer nivel, ofrece también un rasgo distintivo respecto del riesgo soberano. En unos casos, la capacidad de endeudamiento no tiene más límites que los que el mercado determine. Sin embargo, en otros casos, limitaciones de tipo legal (vr.gr. en el caso español el servicio de la deuda no puede superar el 25% de los ingresos corrientes), autorización previa de la Administración Central para las emisiones, o programas de coordinación y consolidación presupuestaria del conjunto de Administraciones Públicas, pueden imponer limitaciones más o menos estrictas a la capacidad de endeudamiento que otorgan características diferenciadoras a la deuda de las CC.AA. respecto de la soberana.

El nuevo modelo de financiación que se debate en la actualidad introduce elementos novedosos. Con independencia del grado de autonomía financiera real que cada Comunidad Autónoma consiga, en función de la evolución de las variables reales y tributarias que se van a utilizar como referencia, lo que sí parece evidente es que se abrirá la brecha de autonomía financiera de los distintos gobiernos regionales. Las consecuencias que puedan depararse para

la calificación de la deuda dependerá de varios factores. En primer lugar, el disponer de mayor autonomía financiera será valorado positivamente. Segundo, al depender los ingresos en mayor medida de la propia evolución de la economía regional se elevará el riesgo específico, especialmente para aquellas CC.AA. con menor grado de diversificación productiva, mayor peso de sectores industriales maduros y cuyo ciclo económico haya mostrado mayor volatilidad respecto del ciclo económico nacional. Tercero, todavía no puede realizarse una evaluación del impacto que tendrá el nuevo sistema sobre la propia hacienda central, pero los primeros comentarios de expertos apuntan a una situación inquietante. Si el nuevo sistema llegase a comprometer seriamente la capacidad de la hacienda central, podría quedar afectada la calificación de la deuda del Estado y, en consecuencia, afectaría a la de las CC.AA.. Pero, en conjunto, creemos que si el sistema va a favorecer a las CC.AA. con mayores niveles de PIB por habitante, la calificación de la deuda va a moverse en la misma dirección.

La primera estimación del modelo se ha realizado utilizando las siguientes variables:

1. VAR1: superávit o déficit/ingresos corrientes, como medida de la gestión de los ingresos y gastos totales en relación con la capacidad financiera de la CC.AA., excluyendo ingresos extraordinarios.

2. VAR2: tasa anual de crecimiento de ingresos corrientes, como medida del crecimiento de los ingresos provenientes de impuestos, tasas y transferencias, excluyendo ingresos financieros y patrimoniales.

3. VAR3: tasa anual de crecimiento de gastos corrientes, como medida del crecimiento de los gastos derivados de la prestación de servicios de las administraciones autonómicas, excluyendo gastos de inversión y financieros

4. VAR4: Deuda/PIB, como medida del grado de endeudamiento relativo al producto generado por cada Comunidad Autónoma.

5. VAR5:  $(\text{Deuda} - \text{ingresos corrientes})/\text{PIB}$ , como medida del endeudamiento relativo a la capacidad de generación de ingresos del sistema tributario y en relación al producto de cada Comunidad Autónoma.

El modelo definido con las cinco variables indicadas, pretende evaluar el comportamiento hacendístico de las CC.AA. tanto en lo que son las distintas variables presupuestarias utilizadas,



como la relación de éstas con la riqueza relativa de cada Comunidad. No es posible realizar el contraste del modelo exclusivamente para las magnitudes presupuestarias con independencia del PIB de cada región (esto es, utilizando sólo las tres primeras variables), al ser la tolerancia del modelo mayor que el mínimo exigido para llevar a cabo el análisis discriminante ( $F < 0,01$ ).

El estadístico Lambda de Wilks obtenido para este modelo es de 0,02047 (Tabla 1), lo que indica una alta discriminación entre los distintos grupos (Aa2, Aa3, A1 y A2). El estadístico nos da una medida multivariante de las diferencias entre esos grupos sobre varias variables discriminantes, esto es, el poder discriminatorio del modelo; el valor 0 correspondería a una discriminación perfecta lo que indica que los distintos grupos están muy separados y son muy distintos en relación con la dispersión que existe dentro de los grupos; el valor 1 indicaría que los grupos son idénticos y no existen diferencias. Los estadísticos Lambda parciales de Wilks representan la contribución única de cada variable a la discriminación entre grupos *después* de que cada una de las variables hayan sido introducidas.

Por otra parte, las Lambda parciales de cada variable nos indican las aportaciones únicas de cada una de ellas a la discriminación entre grupos. Cuanto más próximo a cero sea el valor de Lambda parcial, tanto mayor es el poder discriminatorio de la variable. Las variables que contribuyen significativamente a la discriminación entre grupos aparecen ordenadas de mayor a menor poder discriminatorio; en este caso son las variables VAR5, VAR1, VAR2, VAR4 y VAR3.

El F de salida correspondiente a cada una de las variables que entran en el modelo, nos indican la medida en que se reducirá la separación o discriminación entre los distintos grupos, si la variable en cuestión es eliminada del modelo. En la Tabla 1 se observa que el valor de F de salida es decreciente para las variables incluidas en el modelo -asociados a unos valores crecientes de las Lambda parciales-, indicando la medida en que decrecería la separación entre los grupos si las variables respectivas se extrajesen. En este caso, no existen variables excluidas del modelo. Las variables no incluidas en el modelo, presentarían una F de entrada muy reducida, indicando en qué medida contribuirían a la separación entre grupos si hubiesen sido incluidas. El nivel mínimo de F de salida fijado en el modelo es de 1, de manera que si hubiese habido variables con una F menor que 1, hubiesen sido excluidas.

La tolerancia de una variable se define como  $1-R^2$ . Cuando  $R^2$  se aproxima a 1, o la tolerancia se aproxima a 0, la variable en cuestión es una combinación lineal de las restantes

variables y se excluye del modelo. El valor por defecto fijado para la tolerancia es de 0,01, lo que permite estimar parámetros con elevada estabilidad.

El procedimiento por etapas (stepwise) que se ha seguido, exige interpretar con cautela los niveles de significación  $\alpha$  que aparecen en la Tabla 1. El procedimiento por etapas va eligiendo, paso a paso, e introduciendo en el modelo, las variables con las que se va obteniendo la máxima discriminación. Consecuentemente, los niveles de significación que aparecen no reflejan el "verdadero" nivel de error, esto es, la probabilidad de rechazar erróneamente la hipótesis nula de no discriminación entre grupos. Existen diferencias entre predecir un efecto discriminante significativo a priori en una variable y contrastar que efectivamente lo es, en comparación con elegir de entre 50 ó 100 variables las que resultan significativas. En este segundo caso, si la contrastación se replica, probablemente no se obtengan los mismos resultados. En nuestro caso, las variables se eligieron porque, a priori, pensamos que eran, de entre un grupo más amplio, aquellas que podían tener un efecto significativo sobre la discriminación de los distintos grupos.

**Tabla 1: VARIABLES**

VARIABLE	WILKS LAMBDA	LAMBDA PARCIAL	F-REMOVE	P-LEVEL	TOLER.	1-TOLER.
VAR5	0,1305	0,1569	39,4196	0,0000	0,7809	0,2191
VAR1	0,0607	0,3371	14,4209	0,0000	0,8277	0,1723
VAR2	0,0376	0,5439	6,1486	0,0034	0,5285	0,4715
VAR4	0,0293	0,6979	3,1743	0,0443	0,5744	0,4256
VAR3	0,0275	0,7436	2,5287	0,0836	0,4350	0,5650

El análisis canónico nos permite computar distintas funciones discriminantes. El número de funciones discriminantes que sucesivamente se han computado es igual al número de grupos menos uno. En nuestro caso, el número de grupos -cuatro- se corresponde con las calificaciones vigentes de las agencias Moody's y Standard and Poor's para las CC.AA. españolas. Por lo tanto, han sido tres las funciones discriminantes computadas. Como podemos ver en la Tabla 2, la primera función discriminante computada explica más del 80% de la varianza, por lo que es la más importante, siendo la variable 5 la que mayor peso tiene en la primera función. La segunda función explica alrededor del 15% de la varianza, siendo la segunda en importancia y la tercera el resto.

**Tabla 2: FUNCIONES DISCRIMINANTES**

VARIABLES	ROOT 1	ROOT 2	ROOT 3
VAR5	-0,9960	-0,5081	0,1618
VAR1	-0,6071	0,7724	-0,4660
VAR2	-0,8838	0,3826	0,4042
VAR4	-0,0066	-0,4181	-1,0834
VAR3	0,4621	-0,5385	-0,7661
Eigenval	10,0049	1,8820	0,5404
Cum.Prop	0,8051	0,9565	1

Así mismo, las raíces características de cada una de las funciones discriminantes nos informan del poder de discriminación de cada una de las funciones, siendo en este caso más de cinco veces mayor el de la primera función que el de la segunda. En todo caso, se ha optado por obtener las funciones discriminantes con coeficientes estandarizados para reducir todas las variables a una misma escala. En cuanto a los coeficientes estandarizados para cada una de las variables y funciones, podemos observar que para la primera función, la variable 5 es la que presenta un mayor coeficiente, indicando que la correlación multivariante de esta variable es la mayor, esto es, la contribución de esta variable junto a otras con las que está relacionada. Indica, por tanto, la contribución conjunta de cada una de las variables.

Por lo que se refiere a los coeficientes de estructura, la Tabla 3 nos muestra los resultados para las tres funciones discriminantes. Los resultados difieren de los obtenidos para los coeficientes estandarizados por que, mientras éstos nos informaban de la contribución conjunta de cada variable, en este caso la información proporcionada se refiere a la correlación bivariante que no está afectada por la relación de la variable en cuestión con las restantes. El orden de la contribución relativa de cada variable, ha de ser igual que el de las Lambda parciales de Wilks.

**Tabla 3: COEFICIENTES ESTRUCTURA**

VARIABLES	ROOT 1	ROOT 2	ROOT 3
VAR5	-0,6792	-0,6061	-0,0005
VAR1	-0,3839	0,6461	-0,4826
VAR2	-0,1078	0,3076	0,3485
VAR4	0,0307	-0,3427	-0,6016
VAR3	-0,0102	0,1260	0,0228

Por otra parte, se determinan tantas funciones de clasificación como grupos se consideren, que en nuestro caso son los cuatro grupos de las agencias de calificación (Tabla 4). Estas funciones nos permiten clasificar nuevas observaciones dentro de los cuatro grupos existentes, esto es, disponiendo de información sobre las mismas variables de CC.AA. no calificadas por las agencias de rating, es posible asignarles una calificación a través de estas funciones. El procedimiento sería el de sumar los productos de cada uno de los valores de las variables por los coeficientes de las funciones, más la constante. Este procedimiento se repetiría para cada función de clasificación. La función en la que obtuviésemos la mayor puntuación nos indicaría la calificación de la C.A. (Aa2, Aa3, etc.). Estas funciones nos permiten satisfacer un doble objetivo. De un lado, comparar la calificación asignada por las agencias de rating con la que el modelo asigna. Se trata, por tanto, de un test de la bondad del modelo para comparar su valoración con la que el mercado asigna. Por otro lado, valora el comportamiento presupuestario de las CC.AA. desde el punto de vista del mercado, aunque éste no haya emitido una calificación a través de la asignación de un rating.

**Tabla 4: FUNCIONES DE CLASIFICACIÓN**

VARIABLES	AA3	AA2	A1	A2
VAR5	-280,5121	-230,7399	32,0220	60,1703
VAR1	1,8627	-18,8634	39,9900	13,6307
VAR2	-25,1632	-27,4387	33,1012	8,5300
VAR4	550,6862	494,2952	418,9224	660,2155
VAR3	80,6418	80,7287	31,1130	69,7582
Constant	-30,2137	-24,0239	-19,3946	-23,0381

La matriz de clasificación nos ofrece la calificación asignada a cada CC.AA. comparada con la que las agencias han concedido. Como podemos ver en la Tabla 5, sólo hay 2 casos de incorrecta calificación sobre un total de 30. Todos estos casos se refieren a los de CC.AA. que tienen asignada calificación por las agencias.

**Tabla 5: MATRIZ DE CLASIFICACIÓN**

VARIABLES	PORCT.	AA3	AA2	A1	A2
Aa3	100	10	0	0	0
Aa2	80	2	8	0	0
A1	100	0	0	5	0
A2	100	0	0	0	5
Total	93.3333	12	8	5	5

Para cada uno de los grupos, es posible determinar la media respectiva en el espacio definido por las variables del modelo. Esas medias, denominadas grupos centroides, nos permiten determinar la distancia de cada observación en relación con cada una de las medias. La pertenencia a un grupo vendrá dada por la menor distancia respecto de una media. Esa distancia, denominada distancia de Mahalanobis, nos permite clasificar las distintas observaciones en cada uno de los grupos. La Tabla 6 nos muestra las distancias de Mahalanobis para los 50 casos respecto de los centroides de los 4 grupos. Los 30 primeros se refieren a las CC.AA. con calificación asignada por las agencias. Los restantes se corresponden con las CC.AA. no calificadas por dichas agencias. Una clasificación será correcta cuando la menor de las distancias se corresponda con la calificación realmente asignada. En nuestro caso, las únicas clasificaciones incorrectas se corresponde con las observaciones 19 y 20 que tiene asignada una calificación de Aa2 cuando el modelo muestra que la distancia mínima se corresponde con la del grupo Aa3.

Igualmente, otra forma de contrastar las calificaciones asignadas por las agencias a las distintas CC.AA. año a año con las previstas por el modelo, se obtiene través de las probabilidades a posteriori. Ambas calificaciones coincidirán si la mayor probabilidad a posteriori se corresponde con la calificación asignada y con la prevista por el modelo. Como en el caso anterior, la únicas observaciones incorrectamente clasificadas son la 19 y la 20, que aparecen con una mayor probabilidad de pertenecer al grupo Aa3 (un 89% y 65%) (Tabla 7)

Por último, los valores no estandarizados de las tres funciones discriminantes, aparecen en la Tabla 8 y en el gráfico 1. Podemos observar cómo la primera función discriminante separa, fundamentalmente, los grupos Aa2 y Aa3 de A1 y A2. La mejor puntuación media para los distintos grupos, de la primera función discriminante, pertenece al primer grupo Aa3 (correspondientes a Andalucía para los cinco años considerados), superiores al otro grupo Aa3 y a los dos Aa2, aunque, en conjunto, la media de estos últimos grupos sean superiores al de Aa3 (Tabla 9). La segunda función discriminante (que explica un 15% de la varianza), parece discriminar mejor a los grupos Aa2 y A2 de los Aa3 y A1, aunque menos nítidamente.

Tabla 6: DISTANCIA DE MAHALANOBIS

CC.AA.	CALIFIC. OBSERV.	AA3	AA2	A1	A2
ANDALUCÍA89	Aa3	6,1822	11,5045	70,2363	72,0599
ANDALUCÍA90	Aa3	1,6562	7,0532	62,5296	56,6740
ANDALUCÍA91	Aa3	2,6619	3,4278	66,1424	53,1000
ANDALUCÍA92	Aa3	8,4272	17,3398	71,1664	57,4258
ANDALUCÍA93	Aa3	6,7301	14,4422	77,2591	60,7999
CATALUÑA89	Aa2	10,8623	1,4170	52,1472	35,5528
CATALUÑA90	Aa2	10,3290	1,8980	46,9535	36,2027
CATALUÑA91	Aa2	15,5996	3,1734	70,4964	46,4644
CATALUÑA92	Aa2	13,3538	2,4779	53,6703	32,7543
CATALUÑA93	Aa2	5,9498	3,1772	35,9006	22,2553
MADRID89	A1	65,3577	74,1135	16,5131	54,4570
MADRID90	A1	54,2645	58,8920	5,3006	14,5827
MADRID91	A1	55,8003	64,8771	5,4572	15,5612
MADRID92	A1	62,1402	72,6556	10,6038	30,5456
MADRID93	A1	39,7452	34,3247	7,4412	7,9978
P.VASCO89	Aa2	5,7852	0,8401	58,5014	45,3692
P.VASCO90	Aa2	5,5466	0,4529	59,5764	43,4274
P.VASCO91	Aa2	4,3605	0,2607	55,3732	40,0260
*P.VASCO92	Aa2	1,4729	5,8337	43,0320	36,8592
*P.VASCO93	Aa2	3,0465	4,3609	67,3346	51,2273
VALENCIA89	Aa3	4,4294	10,6814	37,1070	39,3098
VALENCIA90	Aa3	2,9488	8,1532	33,1566	35,4289
VALENCIA91	Aa3	2,3332	8,3490	30,0579	27,1449
VALENCIA92	Aa3	5,3672	11,9716	22,5958	22,4814
VALENCIA93	Aa3	3,9874	4,2155	38,4562	26,9705
MURCIA89	A2	34,9333	31,9158	12,8195	2,0385
MURCIA90	A2	33,2538	34,5981	16,4604	4,4230
MURCIA91	A2	41,3386	37,5882	16,3992	0,0881
MURCIA92	A2	55,5725	47,2397	27,0211	3,9227
MURCIA93	A2	54,3062	47,8505	21,1968	5,5964
C.LEON89	---	133,1182	166,4373	57,5390	109,6839
C.LEON90	---	220,2740	265,1195	103,4773	174,8051
C.LEON91	---	151,1188	188,6830	68,7559	121,1749
C.LEON92	---	135,4651	168,1464	47,0726	95,0892
C.LEON93	---	46,6745	57,0500	4,2300	22,7187
BALEARES89	---	57,3003	66,6991	3,1977	26,9830
BALEARES90	---	68,7788	80,0147	6,2868	37,1904
BALEARES91	---	31,5328	30,2644	15,6690	7,5666
BALEARES92	---	48,6325	35,7823	17,9830	13,2888
BALEARES93	---	35,9681	27,8849	16,1169	10,9002
NAVARRA89	---	6,4857	8,4693	56,6355	59,2088
NAVARRA90	---	73,4141	95,6078	128,2156	146,7521
NAVARRA91	---	111,8126	116,2619	281,5631	248,2523
NAVARRA92	---	23,7283	24,5381	132,6586	107,5507
NAVARRA93	---	16,1714	24,2527	83,9757	58,0269
GALICIA89	---	12,6868	6,7951	47,5757	46,8482
GALICIA90	---	6,3348	2,0198	44,7323	34,4367
GALICIA91	---	86,5152	91,8460	139,3165	105,0352
GALICIA92	---	6,6222	8,3209	58,0662	37,1448
GALICIA93	---	6,9238	11,1671	52,9394	33,3129

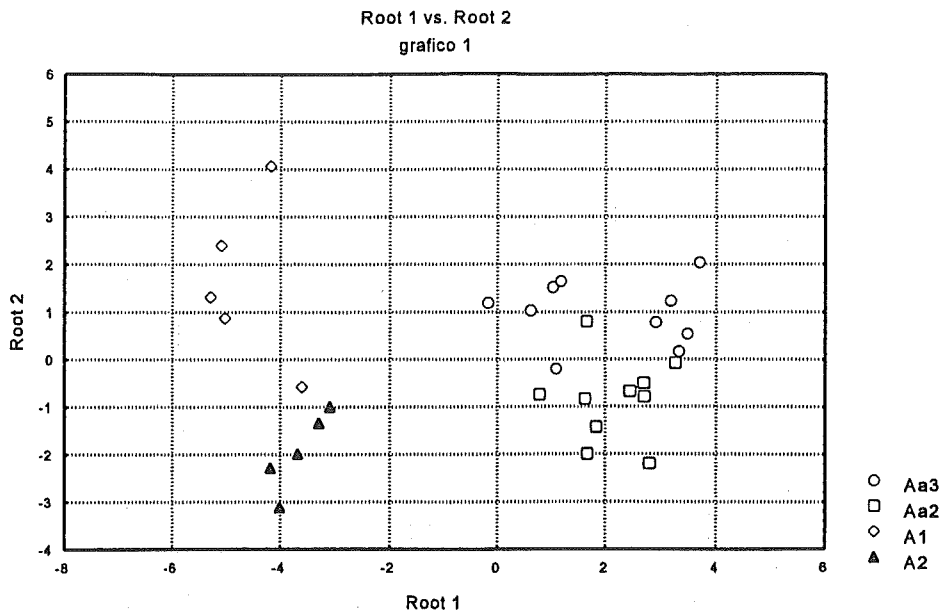
Tabla 7: PROBABILIDADES POSTERIORI

CC.AA.	CALIFIC. OBSERV.	AA3	AA2	A1	A2
ANDALUCÍA89	Aa3	0,9347	0.0653	5,8e-15	2,3e-15
ANDALUCÍA90	Aa3	0,9369	0.0631	2,8e-14	5,3e-13
ANDALUCÍA91	Aa3	0,5946	0.4054	4,9e-15	3,3e-12
ANDALUCÍA92	Aa3	0,9885	0.0115	1,2e-14	1,1e-11
ANDALUCÍA93	Aa3	0,9793	0.0207	2,4e-16	8,9e-13
CATALUÑA89	Aa2	0,0088	0,9912	4,8e-12	1,9e-08
CATALUÑA90	Aa2	0,0146	0,9855	8,1e-11	1,8e-08
CATALUÑA91	Aa2	0,0020	0,9980	1,2e-15	2,0e-10
CATALUÑA92	Aa2	0,0043	0,9957	3,8e-12	1,3e-07
CATALUÑA93	Aa2	0,2000	0,8000	3,1e-08	2,9e-05
MADRID89	A1	4,9e-11	6,2e-13	1	5,8e-09
MADRID90	A1	4,6e-11	4,6e-12	0,9904	0,0096
MADRID91	A1	2,3e-11	2,5e-13	0,9936	0,0064
MADRID92	A1	1,3e-11	6,7e-14	1,0000	4,7e-05
MADRID93	A1	1,1e-07	1,7e-06	0,5691	0,4309
P.VASCO89	Aa2	0,0778	0,9222	1,4e-13	9,9e-11
P.VASCO90	Aa2	0,0726	0,9274	6,7e-14	2,2e-10
P.VASCO91	Aa2	0,1141	0,8859	4,8e-13	1,0e-09
*P.VASCO92	Aa2	0,8985	0,1015	4,2e-10	9,3e-09
*P.VASCO93	Aa2	0,6586	0,3414	3,6e-15	1,1e-11
VALENCIA89	Aa3	0,9580	0,0420	3,8e-08	1,3e-08
VALENCIA90	Aa3	0,9310	0,0690	1,3e-07	4,1e-08
VALENCIA91	Aa3	0,9529	0,0471	4,5e-07	2,0e-06
VALENCIA92	Aa3	0,9643	0,0355	0,0001	0,0001
VALENCIA93	Aa3	0,5285	0,4715	8,7e-09	2,7e-06
MURCIA89	A2	1,4e-07	6,5e-07	0,0045	0,9955
MURCIA90	A2	1,1e-06	5,6e-07	0,0024	0,9976
MURCIA91	A2	2,2e-09	1,4e-08	0,0003	0,9997
MURCIA92	A2	1,2e-11	7,8e-10	9,6e-06	1,0000
MURCIA93	A2	5,3e-11	1,3e-09	0,0004	0,9996
C.LEON89	---	7,7e-17	4,5e-24	1	4,8e-12
C.LEON90	---	8,7e-26	0	1	3,2e-16
C.LEON91	---	2,6e-18	1,8e-26	1	4,1e-12
C.LEON92	---	1,3e-19	1,0e-26	1	3,7e-11
C.LEON93	---	1,2e-09	6,8e-12	0,9999	9,7e-05
BALEARES89	---	3,6e-12	3,2e-14	1,0000	6,8e-06
BALEARES90	---	5,4e-14	2,0e-16	1	1,9e-07
BALEARES91	---	0,0000	0,0000	0,0171	0,9829
BALEARES92	---	3,9e-08	0,0000	0,0873	0,9127
BALEARES93	---	6,7e-06	0,0004	0,0686	0,9310
NAVARRA89	---	0,7294	0,2706	4,7e-12	1,3e-12
NAVARRA90	---	1,0000	0,0000	6,3e-13	5,9e-17
NAVARRA91	---	0,9024	0,0976	0	1,1e-30
NAVARRA92	---	0,5999	0,4001	6,7e-25	1,9e-19
NAVARRA93	---	0,9827	0,0173	9,3e-16	4,0e-10
GALICIA89	---	0,0499	0,9501	6,6e-10	9,5e-10
GALICIA90	---	0,1036	0,8964	2,4e-10	4,1e-08
GALICIA91	---	0,9349	0,0650	1,6e-12	4,4e-05
GALICIA92	---	0,7004	0,2996	2,4e-12	8,2e-08
GALICIA93	---	0,8930	0,1070	4,5e-11	8,3e-07

Tabla 8: FUNCIONES DISCRIMINANTES VALORES NO ESTANDARIZADOS

CC.AA.	GRUPO	ROOT 1	ROOT 2	ROOT 3
ANDALUCÍA89	Aa3	-1,5579	2,0206	2,6628
ANDALUCÍA90	Aa3	-1,0553	2,2923	2,1505
ANDALUCÍA91	Aa3	-1,3187	2,6805	1,1206
ANDALUCÍA92	Aa3	-3,2768	2,0167	1,9218
ANDALUCÍA93	Aa3	-3,2377	2,6449	1,8724
CATALUÑA89	Aa2	-7,2830	-0,4936	-2,1141
CATALUÑA90	Aa2	-7,1586	-0,9958	-1,7626
CATALUÑA91	Aa2	-8,5037	0,3029	-2,6616
CATALUÑA92	Aa2	-6,7514	-0,2050	-2,5443
CATALUÑA93	Aa2	-6,1138	-0,9832	-1,2560
MADRID89	A1	3,7311	-5,0417	2,0164
MADRID90	A1	6,1532	-3,0868	-0,0123
MADRID91	A1	5,7947	-3,3335	0,5595
MADRID92	A1	5,7851	-3,8205	1,3241
MADRID93	A1	4,3270	-2,2207	-1,5931
P.VASCO89	Aa2	-6,0953	0,4715	-0,7041
P.VASCO90	Aa2	-6,2827	0,6203	-0,8891
P.VASCO91	Aa2	-6,2394	0,4049	-0,8042
P.VASCO92	Aa2	-6,1214	-0,5602	0,6151
P.VASCO93	Aa2	-8,6223	0,5154	0,0613
VALENCIA89	Aa3	-2,9229	-0,4543	1,5035
VALENCIA90	Aa3	-2,4627	-0,4664	1,3347
VALENCIA91	Aa3	-1,7591	-0,1893	1,1311
VALENCIA92	Aa3	-0,4884	-0,5737	1,1778
VALENCIA93	Aa3	-2,8331	0,2646	-0,1046
MURCIA89	A2	12,4245	1,4924	-0,5129
MURCIA90	A2	11,4474	1,5642	0,0769
MURCIA91	A2	12,7822	1,6539	-1,0110
MURCIA92	A2	13,4603	1,9271	-2,1077
MURCIA93	A2	14,1787	1,5522	-1,4509
C.LEON89	----	15,4092	-3,6523	6,9062
C.LEON90	----	20,0178	-5,6397	8,8268
C.LEON91	----	16,4899	-3,7625	7,4133
C.LEON92	----	17,6135	-3,5994	6,3949
C.LEON93	----	11,9351	-1,2033	2,3631
BALEARES89	----	5,2585	-4,3101	1,2441
BALEARES90	----	6,7162	-4,6789	1,8325
BALEARES91	----	-0,4734	-2,3545	-1,6006
BALEARES92	----	1,4997	-2,7897	-3,2687
BALEARES93	----	0,5681	-2,3817	-2,3739
NAVARRA89	----	-8,1656	-1,0170	0,8624
NAVARRA90	----	-13,5235	-3,1332	4,1121
NAVARRA91	----	-27,0098	2,1084	0,7754
NAVARRA92	----	-17,3995	0,9454	-0,1301
NAVARRA93	----	-12,6292	-0,1528	-0,0153
GALICIA89	----	2,7094	1,6396	0,4655
GALICIA90	----	1,9150	2,0004	0,1128
GALICIA91	----	-1,8420	2,6883	-0,0137
GALICIA92	----	-1,5495	2,1534	0,2984
GALICIA93	----	-1,6737	1,7057	0,5203





**Tabla 9: MEDIA DE VARIABLES CANÓNICAS**

GRUPO	ROOT 1	ROOT 2	ROOT 3
Aa3	2,0140	1,0009	-0,6557
Aa2	2,1299	-0,8412	0,6989
A1	-4,6422	1,6175	0,6530
A2	-3,6455	-1,9368	-0,7394

Recordemos que el modelo formulado, contempla exclusivamente variables de comportamiento presupuestario de las CC.AA., sin que la consideración del PIB de cada Comunidad se haga con fines distintos al de medida relativa a las variaciones de variables presupuestarias.

Dado que las variables que se han considerado en este modelo son exclusivamente presupuestarias, debemos preguntarnos por qué razón no contrastar exclusivamente el modelo completo con todas las variables, que se introduce en el último apartado. La razón es doble. En primer lugar, porque la introducción paulatina de variables nos permite observar las variaciones

en la capacidad explicativa global del modelo respecto del rating otorgado por el mercado. Y en segundo lugar, nos permite detectar los motivos por los cuales las agencias de calificación valoran de forma diferente a las distintas CC.AA.

### 3. MODELIZACIÓN DE LAS VARIABLES DEL ENTORNO ECONÓMICO (I): RIQUEZA RELATIVA DE LAS CC.AA.

En este modelo, además de las cinco variables definidas anteriormente, se introduce una nueva variable (VAR6) indicativa de la generación de producto por habitante en relación a la media nacional. Dando el valor 1 a la media nacional del PIB por habitante de cada año, las distintas regiones se situarán por encima o por debajo de dicho valor en función de su correspondiente PIB por habitante. Se trata, por tanto, de una variable que no tiene relación con el comportamiento hacendístico de las CC.AA. en sentido estricto, sino con el nivel relativo de generación de riqueza de cada una de ellas.

Resaltaremos en este caso sólo los rasgos más relevantes de los resultados obtenidos en relación con el modelo anterior.

1. El estadístico Lambda de Wilks presenta un valor más reducido que en el modelo anterior, 0,0015312 frente a 0,02047, lo que indica que el poder discriminante del modelo respecto de los cuatro grupos es superior. No queda excluida del modelo ninguna de las variables consideradas. Por otra parte, el modelo es también superior al anterior en el sentido de que la proporción explicada de la varianza por la primera función discriminante alcanza el 92,06% frente al 80,50% del anterior (Tabla 10).

**Tabla 10: VARIABLES**

VARIABLES	WILKS LAMBDA	LAMBDA PARCIAL	F-REMOVE	P LEVEL	TOLER	1-TOLER.
VAR5	0,0459	0,0333	203,0592	0,0000	0,1406	0,8594
VAR6	0,0205	0,0748	86,5784	0,0000	0,1581	0,8419
VAR1	0,0053	0,2905	17,0952	0,0000	0,6449	0,3551
VAR2	0,0058	0,2618	19,7384	0,0000	0,2379	0,7621
VAR3	0,0027	0,5741	5,1936	0,0077	0,2864	0,7136
VAR4	0,0021	0,7214	2,7035	0,0715	0,3690	0,6310

2. La nueva variable introducida, VAR6, se sitúa en segundo lugar en cuanto a poder discriminador único. Esta variable de riqueza relativa, por tanto, tiene mayor capacidad para separar a los distintos grupos que la mayoría de las variables estrictamente presupuestarias.

3. Las funciones discriminantes con coeficientes estandarizados obtenidas, aparecen en la Tabla 11. La primera de las funciones genera una clara discriminación entre los grupos, explicando el 92,068% de la varianza, contando las otras dos funciones obtenidas con un poder discriminante mucho menor. La diferencia entre las raíces características de las dos primeras funciones discriminantes nos informan que el poder discriminante de la primera función es casi 18 veces superior al de la segunda.

**Tabla 11: FUNCIONES DISCRIMINANTES**

VARIABLES	ROOT 1	ROOT 2	ROOT 3
VAR5	2,6164	0,0511	-0,4827
VAR6	-2,3361	-0,7491	-0,3118
VAR1	0,7631	-0,4892	0,7455
VAR2	1,7064	-0,5400	0,1683
VAR3	-1,1336	0,4871	-0,2618
VAR4	-0,8511	0,1797	-0,1718
Eigenval	56,9983	3,2788	1,6317
Cum.Prop	0,9207	0,9736	1

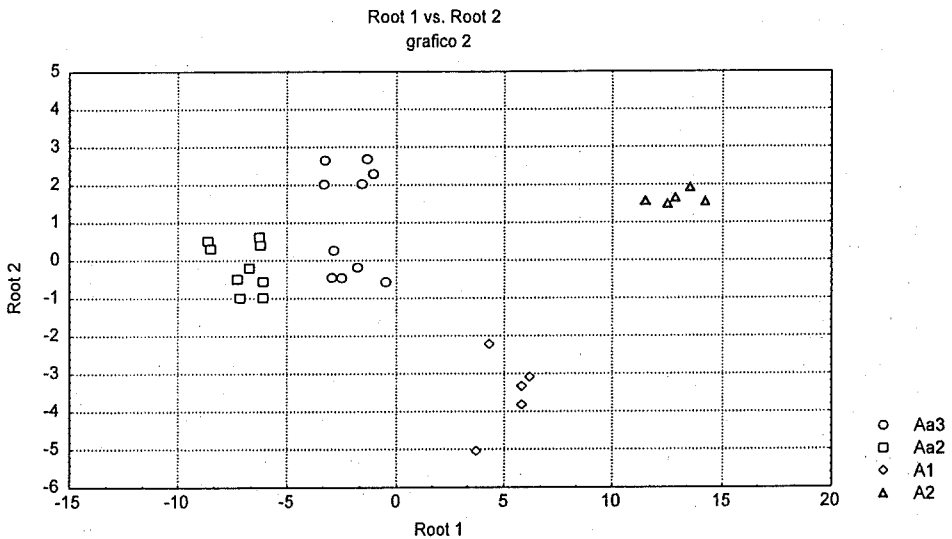
**Tabla 12: COEFICIENTES DE ESTRUCTURA**

VARIABLES	ROOT 1	ROOT 2	ROOT 3
VAR5	0,2678	-0,3223	-0,7341
VAR6	-0,0798	-0,8170	-0,5215
VAR1	0,1422	-0,4261	0,6252
VAR2	0,0147	-0,3097	0,1422
VAR3	-0,0011	-0,0640	0,1042
VAR4	0,0258	0,3338	-0,1181

4. Los coeficientes de estructura que aparecen en la Tabla 12 nos informan de la relación bivalente de cada una de las variables, sin tener en cuenta, por tanto, su relación con las demás. Para la VAR6, ese coeficiente es menor que el que presenta la VAR5 y la VAR1. Esto implica

que la relación que existe entre la primera función discriminante y la VAR6 no es muy fuerte. Si lo es, en cambio, en las otras dos funciones, aunque, como se ha señalado, explican una parte pequeña de la varianza.

5. Los valores no estandarizados de las dos primeras funciones discriminantes están representados en el gráfico 2. Puede observarse que en este modelo la discriminación entre los distintos grupos es mejor, al estar cada una de las observaciones más próximas al centroide de cada grupo, sin que se produzcan "cruces" entre los distintos grupos. El alto poder explicativo de la varianza de la primera función separa nítidamente los cuatro grupos.



6. Lo anterior queda confirmado por el valor de las distancias de Mahalanobis que aparecen en la Tabla 13. Todas las calificaciones asignadas por las agencias de rating coinciden con las imputadas por el modelo, no existiendo ninguna mal clasificada.

Tabla 13: DISTANCIA DE MAHALANOBIS

CC.AA.	CALIFIC. OBSERV.	AA3	AA2	A1	A2
ANDALUCÍA89	Aa3	7,9418	53,4103	85,7044	226,6634
ANDALUCÍA90	Aa3	4,1598	52,3361	76,0512	204,9820
ANDALUCÍA91	Aa3	4,4375	45,4119	81,5630	207,5532
ANDALUCÍA92	Aa3	9,4698	34,3630	110,6112	275,9191
ANDALUCÍA93	Aa3	7,3037	33,7113	113,4605	271,5656
CATALUÑA89	Aa2	42,6943	1,6621	170,9884	412,0077
CATALUÑA90	Aa2	41,1264	2,0600	163,7876	409,0788
CATALUÑA91	Aa2	59,2876	5,3130	211,3729	461,4075
CATALUÑA92	Aa2	40,0441	2,4782	162,3658	390,9753
CATALUÑA93	Aa2	29,5002	3,2637	138,1597	368,7115
MADRID89	A1	82,0360	159,3229	17,8950	148,0924
MADRID90	A1	91,7465	185,8873	6,0450	72,9250
MADRID91	A1	87,1431	180,3416	5,5721	82,1793
MADRID92	A1	95,1189	191,2408	10,8374	94,8299
MADRID93	A1	62,3067	132,2726	7,7008	89,1882
P.VASCO89	Aa2	21,9561	2,1072	144,6339	361,5606
P.VASCO90	Aa2	23,5818	1,2632	149,9449	367,6884
P.VASCO91	Aa2	22,8952	0,9693	146,8556	366,3940
P.VASCO92	Aa2	21,5956	6,2708	138,0025	369,7866
P.VASCO93	Aa2	46,4779	6,4440	207,7499	465,3786
VALENCIA89	Aa3	5,8325	26,3822	78,6321	262,6633
VALENCIA90	Aa3	3,4993	27,5575	69,1733	245,7485
VALENCIA91	Aa3	2,3761	32,7518	59,9405	222,2363
VALENCIA92	Aa3	6,1210	48,1537	41,8791	188,6923
VALENCIA93	Aa3	5,4216	19,8132	80,1494	250,7135
MURCIA89	A2	216,5569	378,7601	80,3441	2,1189
MURCIA90	A2	188,5033	344,6007	68,3072	6,1144
MURCIA91	A2	227,8997	391,2429	86,9473	0,0984
MURCIA92	A2	257,9868	422,5998	107,4424	4,1406
MURCIA93	A2	278,6954	452,9306	115,6787	7,0828
C.LEON89	---	373,2897	592,6301	162,3560	112,7011
C.LEON90	---	591,5723	861,2641	299,7477	205,1502
C.LEON91	---	418,0754	650,3219	191,5081	127,8228
C.LEON92	---	437,2218	675,2120	193,7658	108,1263
C.LEON93	---	206,2328	373,1291	58,5793	23,9930
BALEARES89	---	84,4407	173,9586	3,2001	100,0994
BALEARES90	---	112,6645	218,5853	8,1505	88,1105
BALEARES91	---	31,5678	54,8626	45,3362	202,1069
BALEARES92	---	51,9592	84,3755	29,7859	155,7701
BALEARES93	---	37,0542	66,1908	33,9021	172,6543
NAVARRA89	---	44,2062	9,4588	186,6217	455,3049
NAVARRA90	---	214,8674	141,1223	422,4361	804,8732
NAVARRA91	---	660,1953	450,0768	1103,9347	1630,4586
NAVARRA92	---	242,1003	117,2834	534,1343	921,9610
NAVARRA93	---	141,3725	60,7627	354,5379	680,5189
GALICIA89	---	39,6119	113,6262	47,5807	120,3192
GALICIA90	---	23,8511	89,1102	45,8862	126,1214
GALICIA91	---	86,5517	116,4064	169,0254	299,6822
GALICIA92	---	6,8553	40,0142	80,8834	213,4434
GALICIA93	---	6,9427	39,0936	79,1729	218,8958

#### 4. MODELIZACIÓN DE LAS VARIABLES DEL ENTORNO ECONÓMICO (II): RIQUEZA RELATIVA Y DIVERSIFICACIÓN PRODUCTIVA DE LAS CC.AA.

A las seis variables anteriores que representaban el comportamiento presupuestario de las CC.AA. y sus niveles relativos de PIB por habitante, se le han añadido cuatro variables adicionales que medidas de la diversificación productiva de las economías regionales. Se han calculado las aportaciones de la agricultura, industria, construcción y servicios al PIB de cada C.A. y se ha puesto en relación con una base 100 a nivel nacional. Se ha simulado el modelo con todas las combinaciones posibles entre esas cuatro variables y las seis del modelo anterior. Aunque a medida que se van añadiendo variables el poder explicativo del modelo (hasta alcanzar una Lambda de Wilks de 0,0000741 tomando todas las variables), el que mayor poder discriminante presenta es el formado por las seis variables del modelo anterior y el peso relativo de la agricultura en el PIB, que es el que comentamos.

1. La Lambda de Wilks del modelo alcanza un valor de 0,0012291, más reducido que los modelos anteriores.

2. La VAR7 aparece en segundo lugar en cuanto a poder discriminatorio para el conjunto del modelo, aunque su contribución independiente es la más reducida (Tabla 14)

**Tabla 14: VARIABLES**

VARIABLES	WILKS LAMBDA	LAMBDA PARCIAL	F-REMOVE	P LEVEL	TOLER.	1-TOLER.
VAR5	0,0157	0,0782	78,6159	3,0e-11	0,1397	0,8603
VAR7	0,0015	0,8027	1,6382	0,2123	0,1679	0,8321
VAR1	0,0037	0,3289	13,6019	0,0000	0,5605	0,4395
VAR2	0,0048	0,2574	19,2369	4,1e-06	0,2332	0,7668
VAR3	0,0022	0,5576	5,2898	0,0075	0,2722	0,7278
VAR4	0,0017	0,7034	2,8117	0,0656	0,3592	0,6408
VAR6	0,0017	0,7190	2,6050	0,0802	0,1006	0,8994

3. Las funciones discriminantes obtenidas son las recogidas en la Tabla 15. La primera función discriminante explica el 92,004% de la varianza y la raíz característica muestra que tiene un poder discriminante 16 veces superior a la segunda. La proporción de varianza explicada por la primera función discriminante es, junto al caso anterior, la mayor de todos los modelos

contrastados. Podemos también observar que en la segunda función discriminante la VAR7, representativa del peso relativo de la agricultura en el PIB regional, es la variable más relevante, lo que permite discriminar claramente entre las distintas regiones en función del peso de dicho sector.

**Tabla 15: FUNCIONES DISCRIMINANTES**

VARIABLES	ROOT 1	ROOT 2	ROOT 3
VAR5	2,5546	0,1996	0,4761
VAR7	0,7521	-0,8827	0,0228
VAR1	0,8712	0,3748	-0,7393
VAR2	1,7094	0,6061	-0,1664
VAR3	-1,2064	-0,4376	0,2574
VAR4	-0,8924	-0,1738	0,1704
VAR6	-1,6422	-0,2867	0,3429
Eigenval	62,9162	3,8363	1,6319
Cum.Prop	0,9200	0,9761	1

4. Los valores no estandarizados de las dos primeras funciones discriminantes aparecen representados en el gráfico 3, en donde la primera función parece discriminar mejor entre Aa2, Aa3 y A1, A2, mientras que la segunda lo hace entre A1 y el resto.

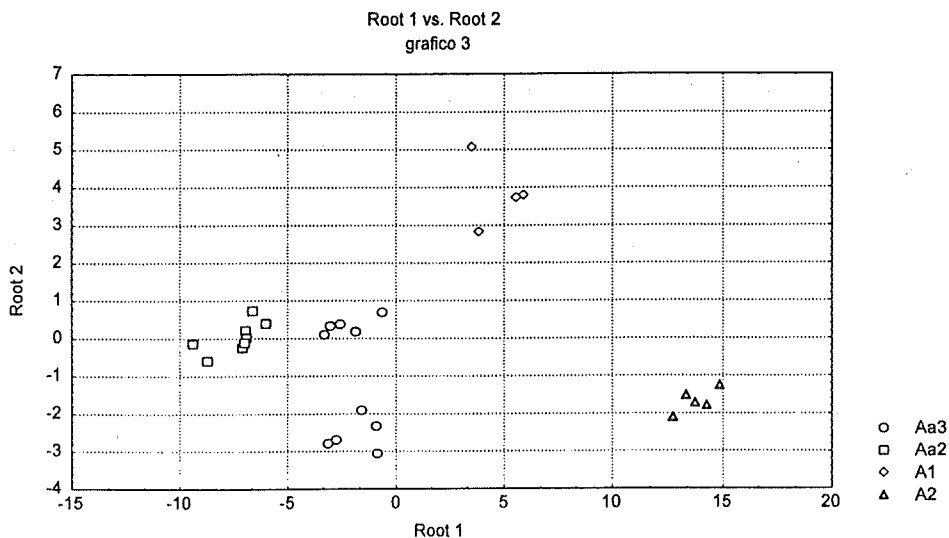


Tabla 16: DISTANCIA DE MAHALANOBIS

CC.AA.	CALIFIC. OBSERV.	AA3	AA2	A1	A2
ANDALUCÍA89	Aa3	7,9647	56,8071	85,9788	254,1710
ANDALUCÍA90	Aa3	4,3816	58,4143	76,0609	226,3486
ANDALUCÍA91	Aa3	6,4698	57,1086	82,6723	221,0056
ANDALUCÍA92	Aa3	11,5065	46,0705	111,7238	289,3600
ANDALUCÍA93	Aa3	7,3171	38,1650	113,5263	296,3404
CATALUÑA89	Aa2	42,8107	4,3957	171,4975	441,5409
CATALUÑA90	Aa2	41,1940	5,0683	164,1876	437,7375
CATALUÑA91	Aa2	62,6360	5,3401	216,2228	509,3383
CATALUÑA92	Aa2	42,8505	2,5801	166,5584	436,7887
CATALUÑA93	Aa2	29,6994	5,6605	138,8299	399,3991
MADRID89	A1	82,1891	165,0142	17,8953	170,2027
MADRID90	A1	91,7482	189,6995	6,2168	99,2967
MADRID91	A1	87,3333	186,2493	5,5762	103,8691
MADRID92	A1	97,4364	203,6088	12,1598	107,5820
MADRID93	A1	62,5054	134,6713	8,3701	119,8693
P.VASCO89	Aa2	31,6864	3,3725	156,8260	429,0087
P.VASCO90	Aa2	33,7503	2,6897	162,6270	436,2824
P.VASCO91	Aa2	31,7476	1,9313	158,0624	431,4966
P.VASCO92	Aa2	27,5953	6,4778	145,9650	426,6796
P.VASCO93	Aa2	59,8687	9,2158	224,0047	541,9882
VALENCIA89	Aa3	6,0617	28,6796	79,3565	293,7114
VALENCIA90	Aa3	3,6862	29,9977	69,8209	276,2818
VALENCIA91	Aa3	2,4985	35,4566	60,4621	251,8645
VALENCIA92	Aa3	6,2414	50,8675	42,3967	218,2907
VALENCIA93	Aa3	8,2442	19,9120	84,3620	296,5926
MURCIA89	A2	240,5121	426,2166	100,7927	2,1585
MURCIA90	A2	224,2160	408,1294	99,7080	6,8935
MURCIA91	A2	254,3540	442,1918	109,7096	0,1010
MURCIA92	A2	281,5513	469,5059	127,5303	4,1977
MURCIA93	A2	299,8422	496,3987	133,5394	7,3276
C.LEON89	---	450,0325	708,2952	232,7132	126,1477
C.LEON90	---	679,1724	990,1768	380,5160	223,3504
C.LEON91	---	470,5564	735,6782	238,7324	132,4497
C.LEON92	---	483,9099	753,1342	235,5038	111,1523
C.LEON93	---	346,7968	564,9638	190,4522	69,7262
BALEARES89	---	105,6574	217,5270	21,1251	100,3367
BALEARES90	---	130,6819	257,5126	23,1454	88,8307
BALEARES91	---	46,4760	89,1505	57,5075	203,6253
BALEARES92	---	68,0590	120,4588	43,0362	156,9384
BALEARES93	---	49,7265	97,0408	44,0618	175,0060
NAVARRA89	---	60,0011	45,0848	199,5954	456,5571
NAVARRA90	---	219,0780	157,4961	425,2572	814,1230
NAVARRA91	---	660,9211	451,3823	1105,4334	1665,8046
NAVARRA92	---	243,0518	126,1041	534,4981	938,9178
NAVARRA93	---	146,2935	78,5106	357,9456	688,7844
GALICIA89	---	62,4788	159,5459	67,0248	120,4162
GALICIA90	---	47,1395	135,6265	65,7192	126,1930
GALICIA91	---	90,2654	131,7850	171,4425	309,7073
GALICIA92	---	16,0697	65,3152	87,9758	217,6780
GALICIA93	---	13,4800	59,8078	83,9446	225,3297



Tabla 17: PROBABILIDADES POSTERIORI

CC.AA.	CALIFIC. OBSERV.	AA3	AA2	A1	A2
ANDALUCÍA89	Aa3	1	2,5e-11	5,7e-18	0
ANDALUCÍA90	Aa3	1	1,8e-12	1,4e-16	0
ANDALUCÍA91	Aa3	1	1,0e-11	1,4e-17	0
ANDALUCÍA92	Aa3	1	3,1e-08	8,7e-23	0
ANDALUCÍA93	Aa3	1	2,0e-07	4,3e-24	0
CATALUÑA89	Aa2	4,6e-09	1	0	0
CATALUÑA90	Aa2	1,4e-08	1	0	0
CATALUÑA91	Aa2	3,6e-13	1	0	0
CATALUÑA92	Aa2	1,8e-09	1	0	0
CATALUÑA93	Aa2	6,0e-06	1	6,0e-30	0
MADRID89	A1	2,2e-14	2,3e-32	1	0
MADRID90	A1	5,3e-19	0	1	6,1e-21
MADRID91	A1	3,5e-18	0	1	4,5e-22
MADRID92	A1	6,1e-19	0	1	1,9e-21
MADRID93	A1	3,5e-12	7,5e-28	1	6,1e-25
P.VASCO89	Aa2	7,1e-07	1	0	0
P.VASCO90	Aa2	1,8e-07	1	0	0
P.VASCO91	Aa2	3,4e-07	1	0	0
P.VASCO92	Aa2	2,6e-05	1	2,6e-31	0
P.VASCO93	Aa2	1,0e-11	1	0	0
VALENCIA89	Aa3	1	1,2e-05	6,1e-17	0
VALENCIA90	Aa3	1	1,9e-06	2,2e-15	0
VALENCIA91	Aa3	1	7,0e-08	1,3e-13	0
VALENCIA92	Aa3	1	2,0e-10	7,0e-09	0
VALENCIA93	Aa3	1	0,0029	1,5e-17	0
MURCIA89	A2	0	0	3,8e-22	1
MURCIA90	A2	0	0	7,0e-21	1
MURCIA91	A2	0	0	1,6e-24	1
MURCIA92	A2	0	0	1,7e-27	1
MURCIA93	A2	0	0	3,9e-28	1
C.LEON89	---	0	0	7,2e-24	1
C.LEON90	---	0	0	0	1
C.LEON91	---	0	0	8,3e-24	1
C.LEON92	---	0	0	9,9e-28	1
C.LEON93	---	0	0	6,1e-27	1
BALEARES89	---	8,8e-19	0	1	6,3e-18
BALEARES90	---	8,9e-24	0	1	5,5e-15
BALEARES91	---	1	5,4e-10	2,0e-03	0
BALEARES92	---	7,4e-06	3,1e-17	1	1,8e-25
BALEARES93	---	0,1053	5,6e-12	0,8947	3,3e-29
NAVARRA89	---	0,0006	1	0	0
NAVARRA90	---	4,2e-14	1	0	0
NAVARRA91	---	0	1	0	0
NAVARRA92	---	4,0e-26	1	0	0
NAVARRA93	---	1,9e-15	1	0	0
GALICIA89	---	1	7,9e-22	0,0490	1,2e-13
GALICIA90	---	1	6,1e-20	0,0000	3,4e-18
GALICIA91	---	1	9,6e-10	1,2e-18	0
GALICIA92	---	1	2,0e-11	1,2e-16	0
GALICIA93	---	1	8,7e-11	2,5e-16	0

5. La bondad del modelo queda confirmada por las distancias de Mahalanobis y las probabilidades a posteriori. Respecto de las primeras, puede observarse en la Tabla 16 la enorme diferencia entre la distancia mínima que corresponde a cada grupo y la distancia en relación a las restantes. Respecto de las segundas, no hay ningún caso mal clasificado y las probabilidades a posteriori son prácticamente iguales a 1 en cada grupo (Tabla 17).

## **5. MODELIZACIÓN DE LAS VARIABLES DEL MARCO REGULATORIO: AUTONOMÍA FINANCIERA DE LAS CC.AA.**

Se han realizado siete simulaciones combinando las variables indicativas del grado de diversificación productiva con las restantes variables presupuestarias, de riqueza relativa y una nueva variable (VAR11) que nos mide el grado de autonomía financiera de las CC.AA. por la relación entre ingresos propios e ingresos totales de la Comunidad Autónoma. En la medida en que se introducen más variables, el poder discriminador de los modelos va aumentando. Se ha elegido, sin embargo, aquél cuya primera función discriminante explicaba una mayor proporción de la varianza. El modelo en cuestión contiene las cinco variables presupuestarias, el PIB por habitante en relación a la media nacional, la aportación de la agricultura al PIB en relación a la media nacional y el grado de autonomía financiera.

1. El modelo presenta el mayor poder discriminador de todos los contrastados. El valor de Lambda de Wilks es de 0,0007236.

2. La nueva variable introducida (VAR11) sólo tiene un poder discriminador global superior a la representativa del grado de diversificación productiva y a la del endeudamiento en relación al PIB y similar al de riqueza relativa (Tabla 18).

3. La primera función discriminante obtenida explica un 90,74% de la varianza, frente a menos de un 6% de la segunda. La variable VAR11 tiene una escasa contribución multivariante para discriminar entre los distintos grupos. Su contribución bivariante es algo mayor pero también reducida (Tablas 19 y 20)

**Tabla 18: VARIABLES**

VARIABLES	LAMBDA	PARCIAL	F-REMOVE	P LEVEL	TOLER_	1-TOLER.
VAR5	0,0079	0,0914	62,9452	0,0000	0,1232	0,8768
VAR7	0,0009	0,8080	1,5049	0,2454	0,1363	0,8637
VAR1	0,0020	0,3559	11,4613	0,0002	0,5306	0,4694
VAR2	0,0030	0,2435	19,6814	0,0000	0,2201	0,7799
VAR11	0,0012	0,5887	4,4244	0,0161	0,6231	0,3769
VAR6	0,0013	0,5758	4,6662	0,0132	0,0672	0,9328
VAR3	0,0013	0,5554	5,0701	0,0095	0,2672	0,7328
VAR4	0,0011	0,6776	3,0138	0,0555	0,3459	0,6541

**Tabla 19: FUNCIONES DISCRIMINANTES**

VARIABLES	ROOT 1	ROOT 2	ROOT 3
VAR5	-2,7239	-0,2117	0,1840
VAR7	-0,3903	0,7523	1,0336
VAR1	-0,9300	-0,3204	-0,6080
VAR2	-1,7833	-0,5931	-0,1791
VAR11	0,3578	-0,1113	0,8319
VAR6	2,2053	0,1117	1,4121
VAR3	1,2329	0,4276	0,1663
VAR4	0,9494	0,1570	0,1790
Eigenval	68,2367	3,8470	3,1180

**Tabla 20: COEFICIENTES ESTRUCTURA**

VARIABLES	ROOT 1	ROOT 2	ROOT 3
VAR5	-0,2369	-0,3806	0,5431
VAR7	-0,1402	0,9077	-0,1151
VAR1	-0,1308	-0,3745	-0,4668
VAR2	-0,0120	-0,2780	-0,1299
VAR11	-0,0064	-0,1229	0,3673
VAR6	0,0826	-0,7702	0,2819
VAR3	0,0008	-0,0523	-0,0814
VAR4	-0,0253	0,2956	0,1220

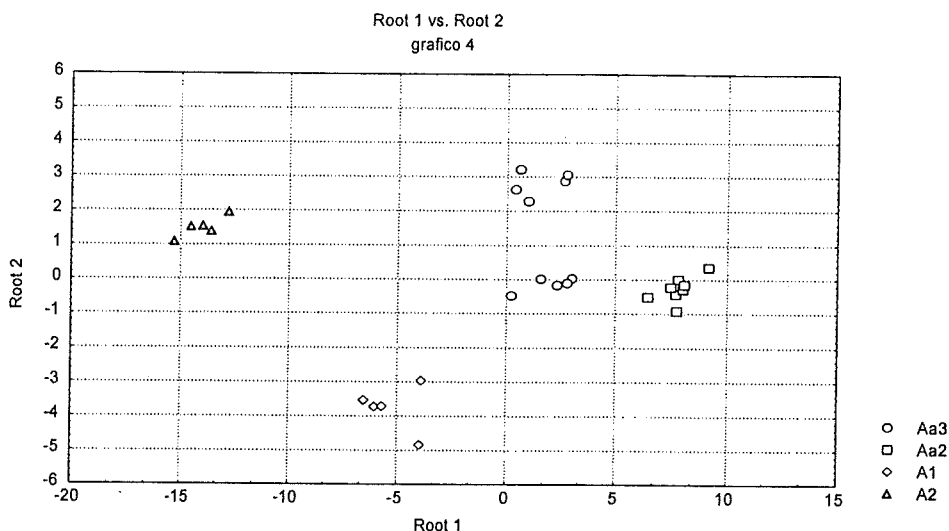
Tabla 21: DISTANCIA DE MAHALANOBIS

CC.AA.	CLASIF. OBSERV.	AA3	AA2	A1	A2
ANDALUCÍA89	Aa3	9,0021	84,1850	86,0197	255,3129
ANDALUCÍA90	Aa3	5,0119	83,4925	76,0614	228,0209
ANDALUCÍA91	Aa3	6,4767	74,1736	83,4807	225,7145
ANDALUCÍA92	Aa3	12,3663	56,8726	114,7634	298,4462
ANDALUCÍA93	Aa3	7,3212	55,3859	114,3012	300,9679
CATALUÑA89	Aa2	60,2270	4,3973	196,3929	480,7333
CATALUÑA90	Aa2	59,4871	5,0723	190,1291	478,2397
CATALUÑA91	Aa2	78,5720	5,3893	239,3419	546,2935
CATALUÑA92	Aa2	53,8589	3,3829	183,6495	466,0026
CATALUÑA93	Aa2	39,4757	6,8424	154,3767	426,5829
MADRID89	A1	83,1752	192,1261	17,9266	171,3997
MADRID90	A1	98,5547	236,2500	9,4305	99,5690
MADRID91	A1	87,4431	206,9086	5,8113	106,9517
MADRID92	A1	97,6324	225,2920	12,2993	110,2861
MADRID93	A1	62,5922	150,0305	9,6045	125,5427
P.VASCO89	Aa2	60,1804	4,6361	194,7005	484,1404
P.VASCO90	Aa2	63,2515	4,1723	201,6612	492,8117
P.VASCO91	Aa2	63,0046	3,8272	199,1127	490,4466
P.VASCO92	Aa2	58,4643	8,2791	186,5704	485,0963
P.VASCO93	Aa2	61,6523	17,5007	228,6348	553,7023
VALENCIA89	Aa3	6,2934	42,6117	81,0401	300,3080
VALENCIA90	Aa3	3,7961	45,0711	71,1380	282,1311
VALENCIA91	Aa3	2,5046	52,5633	61,2615	256,5515
VALENCIA92	Aa3	6,4342	72,5175	42,5390	221,0067
VALENCIA93	Aa3	8,3265	35,3338	85,5787	302,2281
MURCIA89	A2	244,8263	465,7928	102,3825	2,1586
MURCIA90	A2	226,0216	439,0164	99,9862	7,4461
MURCIA91	A2	258,4400	481,0702	111,1620	0,1053
MURCIA92	A2	285,9354	509,2929	129,1625	4,1977
MURCIA93	A2	308,2492	546,9984	137,8793	7,9876
C.LEON89	---	466,2534	776,2158	243,0254	129,9129
C.LEON90	---	713,2985	1091,2924	405,7717	237,4478
C.LEON91	---	499,0430	826,9026	259,1722	143,0134
C.LEON92	---	519,4855	856,7336	262,0085	126,1866
C.LEON93	---	346,7968	582,7139	191,1197	74,0855
BALEARES89	---	113,7489	219,4020	34,5266	124,6581
BALEARES90	---	134,5732	262,5356	30,9233	105,3122
BALEARES91	---	74,8612	90,3913	95,2564	258,6057
BALEARES92	---	96,2206	121,6531	80,5272	211,6074
BALEARES93	---	73,1360	97,4308	76,0361	222,9678
NAVARRA89	---	144,5042	69,8721	299,7715	583,7878
NAVARRA90	---	307,9244	184,6608	530,1575	946,6707
NAVARRA91	---	851,9022	543,6523	1319,6414	1918,8273
NAVARRA92	---	380,7647	182,6732	692,0348	1129,9713
NAVARRA93	---	252,0239	115,3393	481,1284	841,7921
GALICIA89	---	62,5419	175,2488	68,1642	125,8837
GALICIA90	---	47,9340	146,6654	68,6352	135,0643
GALICIA91	---	91,2449	142,1802	174,7041	319,1741
GALICIA92	---	17,7832	73,7534	92,4925	229,2115
GALICIA93	---	14,7182	69,4248	87,6657	235,5687

Tabla 22: PROBABILIDADES POSTERIORI

CC.AA.	CLASIF. OBSERV.	AA3	AA2	A1	A2
ANDALUCÍA89	Aa3	1	4,7e-17	9,4e-18	0
ANDALUCÍA90	Aa3	1	9,1e-18	1,9e-16	0
ANDALUCÍA91	Aa3	1	2,0e-15	9,5e-18	0
ANDALUCÍA92	Aa3	1	2,2e-10	2,9e-23	0
ANDALUCÍA93	Aa3	1	3,7e-11	2,9e-24	0
CATALUÑA89	Aa2	7,5e-13	1	0	0
CATALUÑA90	Aa2	1,5e-12	1	0	0
CATALUÑA91	Aa2	1,3e-16	1	0	0
CATALUÑA92	Aa2	1,1e-11	1	0	0
CATALUÑA93	Aa2	8,2e-08	1	0	0
MADRID89	A1	1,4e-14	0	1	0
MADRID90	A1	8,9e-20	0	1	2,7e-20
MADRID91	A1	3,8e-18	0	1	1,1e-22
MADRID92	A1	5,9e-19	0	1	5,3e-22
MADRID93	A1	6,2e-12	6,4e-31	1	6,7e-26
P.VASCO89	Aa2	8,7e-13	1	0	0
P.VASCO90	Aa2	1,5e-13	1	0	0
P.VASCO91	Aa2	1,4e-13	1	0	0
P.VASCO92	Aa2	1,3e-11	1	0	0
P.VASCO93	Aa2	2,6e-10	1	0	0
VALENCIA89	Aa3	1	1,3e-08	2,9e-17	0
VALENCIA90	Aa3	1	1,1e-09	1,2e-15	0
VALENCIA91	Aa3	1	1,3e-11	8,7e-14	0
VALENCIA92	Aa3	1	4,5e-15	7,2e-09	0
VALENCIA93	Aa3	1	1,4e-06	8,4e-18	0
MURCIA89	A2	0	0	1,7e-22	1
MURCIA90	A2	0	0	8,0e-21	1
MURCIA91	A2	0	0	7,7e-25	1
MURCIA92	A2	0	0	7,3e-28	1
MURCIA93	A2	0	0	6,2e-29	1
C.LEON89	---	0	0	2,7e-25	1
C.LEON90	---	0	0	0	1
C.LEON91	---	0	0	6,0e-26	1
C.LEON92	---	0	0	3,2e-30	1
C.LEON93	---	0	0	3,9e-26	1
BALEARES89	---	1,3e-17	0	1	2,7e-20
BALEARES90	---	6,2e-23	0	1	7,0e-17
BALEARES91	---	1	0,0004	1,9e-05	0
BALEARES92	---	0,0008	2,3e-09	1	3,4e-29
BALEARES93	---	0,8950	4,7e-06	0,1050	0
NAVARRA89	---	6,2e-17	1	0	0
NAVARRA90	---	1,7e-27	1	0	0
NAVARRA91	---	0	1	0	0
NAVARRA92	---	0	1	0	0
NAVARRA93	---	2,1e-30	1	0	0
GALICIA89	---	0,9708	3,3e-25	0,0292	8,5e-15
GALICIA90	---	1	3,6e-22	1,6e-05	6,0e-20
GALICIA91	---	1	8,7e-12	3,8e-19	0
GALICIA92	---	1	7,0e-13	3,0e-17	0
GALICIA93	---	1	1,3e-12	7,2e-17	0

4. Al presentar un alto poder discriminatorio, la clasificación que realiza de las CC.AA. es correcta en todos los casos, tanto por el valor de las distancias de Mahalanobis (Tabla 21), como por el de las probabilidades a posteriori de pertenencia a cada uno de los grupos que se aproxima en todos los casos a 1 (Tabla 22). Por último, el gráfico 4 nos permite observar cómo la primera función discriminante permite separar los grupos Aa2 y Aa3 de los A1 y A2, mientras que la segunda función separa Aa3 y A2 de los Aa2 y A1.



## 6. ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS PARA LAS COMUNIDADES AUTÓNOMAS CON CALIFICACIÓN ASIGNADA POR LAS AGENCIAS.

La funcionalidad de los modelos contrastados anteriormente cubre diversos aspectos. Por un lado, se trata de realizar simulaciones utilizando distintas variables que se consideran relevantes para valorar el comportamiento presupuestario de las distintas CC.AA. y poderles asignar un *rating* igual a los utilizados por las agencias de calificación. De otro lado, se trata de comparar los *rating* asignados por dichas agencias con el comportamiento presupuestarios de las CC.AA. y comprobar si la calificación es "correcta", esto es, si el *rating* asignado se ajusta o no

a la situación de las Haciendas regionales o si, por el contrario, hay otras variables no presupuestarias que explican mejor dicha correspondencia.

Respecto de la primera cuestión, los dos únicos casos mal clasificados teniendo en cuenta las variables presupuestarias exclusivamente, se refieren al País Vasco para los años 1992 y 1993, en los que la calificación teórica resulta ser Aa3, frente a Aa2 asignada por el mercado. La razón más probable de esta no correspondencia, obedece al deterioro de la VAR6 (Deuda/PIB) para ambos periodos y a que dicha variable es la de mayor peso en las correspondientes funciones de clasificación.

Respecto de la segunda cuestión -la introducción de variables no presupuestarias en los modelos-, debemos destacar los siguientes aspectos. Se van separando más las CC.AA. cuando se introducen; las agencias no solo valoran la ejecución presupuestaria sino la riqueza relativa de cada Comunidad Autónoma. Puede observarse claramente en el gráfico 1 como, en realidad, la puntuación que obtienen para varios años Andalucía es superior a la de la mayoría del País Vasco y Cataluña. La Comunidad Autónoma de Valencia también presenta puntuaciones superiores a Cataluña en algunos años. Este mejor comportamiento y valoración de las CC.AA. de Andalucía y Valencia se debe, exclusivamente, a la gestión presupuestaria de ambas CC.AA. Pero, en la medida en que se introducen variables de riqueza relativa, diversificación productiva y autonomía, la separación entre grupos aumenta y las mejores puntuaciones recaen, de entre aquellas ya calificadas por el mercado, sobre las CC.AA. de País Vasco y Cataluña.

## **7. ANÁLISIS PREDICTIVO. UNA ASIGNACIÓN DE RATING A LAS COMUNIDADES AUTÓNOMAS NO CALIFICADAS POR LAS AGENCIAS.**

Como se ha comentado, hay modelos con un mayor poder de discriminación (una menor Lambda) que presentan, sin embargo, una primera función discriminante que explica una proporción menor de la varianza. Si lo que se desea con el análisis es escoger el modelo que mejor discrimina entre los grupos, elegiremos aquel con mayor poder de discriminación. Si, por el contrario, deseamos computar una puntuación canónica de los valores de las variables a través de las funciones discriminantes estimadas para asignar una clasificación de pertenencia a un grupo, elegiremos aquel modelo con la función discriminante que mayor proporción de la

varianza explique. En el primer caso estaría el último modelo, que presenta el mayor poder discriminatorio. En el segundo caso estarían los modelos que hemos comentado en segundo y tercer lugar (con un 92% de la varianza explicada), aunque en el último modelo también es elevado (90%).

Las CC.AA. no calificadas por la agencia Moody's a las que se asignará un rating son Castilla-León, Baleares, Navarra y Galicia.

Las calificaciones teóricas asignadas por los modelos a estas CC.AA., para los cinco años considerados, aparecen en la parte inferior de las Tablas 7, 13, 17 y 22. Como se trata de asignar un rating, año a año, a cada una de estas CC.AA., nos limitaremos a los tres últimos modelos, puesto que son los que presentan una función discriminante con mayor poder explicativo de la varianza (90% o superior).

En primer lugar, hay que destacar que excepto para un año y una CC.AA. (Baleares, 1993), los restantes ratings son coincidentes, para cada CC.AA. y en los años respectivos, en los tres modelos. Baleares presenta en 1993 un rating de A1 en el segundo y tercer modelo, y de Aa3 en el último, para el mismo año. Este último modelo incluía una variable (VAR11) que mide el grado de autonomía financiera. Al ser una CC.AA. que no tiene transferida las competencias de educación y de seguridad social, su presupuesto es reducido en relación con las que sí lo tienen y, en consecuencia, los ingresos propios representan una elevada proporción (69% en 1993) de los ingresos corrientes totales. No obstante, las diferencias entre las calificaciones Aa3 y A1 en el caso de Baleares y para el año referido, son mínimas si tenemos en cuenta la escasa diferencia entre las distancias de Mahalanobis para ambas calificaciones. Podríamos afirmar que esa Comunidad Autónoma se encuentra "al filo de la navaja" entre los ratings Aa3 y A1, como ocurre para otras Comunidades y periodos. Otra forma alternativa de constatar la proximidad de los dos ratings, se obtiene a través de las funciones de clasificación. Para el cuarto modelo, la Tabla 23 ofrece los parámetros estimados para las variables más una constante correspondientes a las funciones de clasificación de cada grupo o rating. Conociendo el valor de cada una de las variables que componen el modelo, podemos obtener una puntuación global para cada una de las funciones y CC.AA. Aquella que obtenga mayor puntuación clasificará a la Comunidad Autónoma dentro de una grupo o rating.



Tabla 23: FUNCIONES DE CLASIFICACIÓN

VARIABLES	AA3	AA2	A1	A2
VAR5	-5193,8604	-5956,9370	-4231,2744	-3112,9675
VAR7	242,0904	242,3105	241,9507	270,4938
VAR1	-170,3471	-242,8891	-97,9078	-49,5343
VAR2	-534,5863	-629,2140	-401,6752	-295,2645
VAR11	133,2543	153,8226	129,2702	123,0670
VAR6	1594,2858	1753,1967	1471,2937	1340,5906
VAR3	465,8109	551,0166	347,5789	255,5756
VAR4	3440,9897	3948,7810	2861,4287	2289,4385
Constant	-1194,4554	-1455,6256	-1008,3781	-892,1685

Para el caso de Baleares, procediendo de la forma explicada, se obtienen las siguientes puntuaciones.

Aa2: 1313,0609

Aa3: 1325,1903

A1: 1300,2776

A2: 1201,4136

La mayor puntuación corresponde al grupo Aa3; calificación teórica que le asignaría el modelo. Este mismo procedimiento puede utilizarse para cualquier otra Comunidad Autónoma con el objetivo de conocer el rating que teóricamente le corresponde, aunque no lo tenga efectivamente asignado por alguna de las agencias de calificación.

En todo caso, resulta significativo que el rating teórico asignado siguiendo la nomenclatura de Moody's, coincide -para el caso del cuarto modelo y la Comunidad Autónoma de Baleares- con la calificación equivalente que le otorga Standard & Poor's para el último año. Igualmente ocurre para el caso de Galicia<sup>3</sup>.

Para valorar la capacidad predictiva del modelo, hay que tener en cuenta que, como indicamos anteriormente, el año y la Comunidad Autónoma elegida, son los únicos que no coinciden con la de los modelos anteriores y, en todo caso, es igual a la que realiza el mercado

<sup>3</sup> Véase Standard & Poor's, "Ratings y Análisis", no.5, Julio, 1995, p.5 y Credit Week (vv.nn.).

a través de las agencias de calificación. La proximidad de las puntuaciones de A1 y Aa2 con Aa3 evidencian la situación "al filo de la navaja" que antes mencionamos. Pero si tomamos cualquier otro año y Comunidad Autónoma, las diferencias son mucho más notables y no existen dudas sobre la calificación teórica que le correspondería a la deuda de las CC.AA. aun no calificadas.

En conjunto, el ajuste de los modelos antes comentados al rating de las CC.AA. ya calificadas y -especialmente el cuarto-, la capacidad predictiva contrastada, nos inclinan a proponer a éste último como el mejor modelo para llevar a cabo una ejercicio de previsión y asignación de ratings a las CC.AA. que aun no lo poseen.

## 8. CONCLUSIONES

Se han propuesto 4 modelos explicativos del rating de las CC.AA. españolas para contrastar, de un lado, la bondad del ajuste de dichos modelos a la calificación real que asignan la agencias especializadas y, de otro, para asignar un rating teórico a algunas de las CC.AA. que no han sido calificadas por el mercado.

En primer lugar, debemos destacar la bondad del ajuste de los modelos formulados, que viene dado por el valor de las Lambda de Wilks y con altos niveles de significación para la mayoría de las variables utilizadas.

En segundo lugar, como ha sido comentado, la relevancia de las variables estrictamente presupuestarias queda relativizada al introducirse variables que los gobiernos de las CC.AA. no pueden controlar ni directa ni indirectamente, al menos en el corto plazo, como son las relativas al grado de diversificación productiva y a la autonomía financiera. En particular, destacamos el mejor comportamiento presupuestario, para algunos de los años analizados, de CC.AA. con menor nivel de calificación que otras que ostentan un rating superior debido a políticas presupuestarias menos expansivas que aquellas otras que detentan un rating superior. En concreto, las CC.AA. de Andalucía y Valencia se encuentran en esta situación.

Por último, el grado de bondad de ajuste de los modelos, nos permite confiar en el análisis estadístico utilizado como guía para prever las modificaciones en la solvencia a medio plazo que el mercado valora en términos de la asignación de un rating.

Esta última apreciación es de la mayor importancia si tenemos en cuenta que, como se ha demostrado en análisis empíricos llevados a cabo en otros países<sup>4</sup>, existe una estrecha correlación entre el rating asignado a la deuda de las administraciones de segundo o tercer nivel y el tipo de interés (puro más prima de riesgo) que los mercados asignan a dicha deuda, siendo, por consiguiente, un instrumento importante de la política económica para prever la futura carga financiera de los presupuestos y las posibilidades con que se cuentan para ejecutar planes de inversión y de gasto corriente. Dicha relación, será objeto de otro análisis en el futuro.

---

<sup>4</sup> Puede verse, entre otros, John Capeci, "Credit Risk, Credit Ratings, and Municipal Bond Yields: A Panel Study", *National Tax Journal*, vol.XLIV, no.4, part.1, diciembre, 1991, pp. 41-56.

## FUENTES.

Las fuentes de donde se han obtenido los datos utilizados tienen distinta procedencia, dada la naturaleza diversa de las variables utilizadas. La fuente de las cinco primeras variables provienen de los datos suministrados por la Dirección General de Coordinación con las Haciendas Territoriales de la Secretaría de Estado de Hacienda del Ministerio de Economía y Hacienda. Se han utilizado datos de presupuestos liquidados hasta el año 1993, último disponible. La última variable -el grado de autonomía financiera- también se ha obtenido de la publicación de presupuestos liquidados de la citada Dirección General de Coordinación. Los de la siguiente variable utilizada, PIB por habitante, de la Fundación FIES, que los hace público periódicamente. De la misma fuente proceden los relativos al grado de diversificación productiva -aportación de la agricultura y de los restantes sectores al PIB regional. Por otra parte, la Deuda Pública consignada en los cálculos del ratio Deuda/PIB, se ha obtenido del Banco de España y de la Dirección General de Coordinación con las Haciendas Territoriales, teniendo en cuenta las advertencias que la primera institución realiza acerca de las cifras que ofrece<sup>5</sup>.

Por último, la información sobre las calificaciones otorgadas por ambas agencias se han obtenido de diversos números de Moody's Investors Service (vv.nn.) y de Standard & Poor's CreditWeek (vv.nn.).

---

<sup>5</sup> Sobre el significado de las cifras que ofrece el Banco de España, véase Banco de España, Boletín Estadístico, noviembre, 1993, pp.239-40.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Adams, R.A. y M.Moghaddam (1991): "The Risk Premia in Municipal Bond Yields", *Journal of Macroeconomics*, otoño, Vol.13, No.4.
- Boletín Estadístico (1993), Banco de España, noviembre.
- Capeci, John (1991), "Credit Risk, Credit Ratings, and Municipal Bond Yields: A Panel Study", *National Tax Journal*, vol.XLIV, no.4, part 1, diciembre.
- Lamb, Robert, J.Leigland y S.Rappaport (1993): *The Handbook of Municipal Bonds and Public Finance*, New York Institute of Finance, New York.
- Moody's Investors Service España, vv.aa.
- Moody's Investors Service (1987): *Moody's on Municipals: An Introduction to Issuing Debt*, New York.
- Moore, Ann (1992), "Better a Low Rating Than None at All", *Global Finance*, septiembre.
- Standard & Poor's (1995), *Ratings y Análisis*, no.5, julio.
- Standard & Poor's, *Credit Week*, vv.nn.
- Standard & Poor's (1990), *Municipal Finance Criteria*, New York.
- Stewart, G.B. (1991): *The Quest for Value*, Harper, New York.