

Universidad de Valladolid

Máster de Investigación en Contabilidad y Gestión Financiera

Trabajo fin de Máster

Crisis y reestructuración del sistema bancario español en la Gran Recesión: un análisis empírico mediante modelos de alerta temprana

Autor: David Redondo Ballesteros

Tutor: Dr. José Miguel Rodríguez Fernández

Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales

Universidad de Valladolid

Valladolid, septiembre, 2013

ÍNDICE GENERAL.

INTRODUCCIÓN.....	5
CAPÍTULO 1. REESTRUCTURACIÓN DEL SISTEMA FINANCIERO ESPAÑOL.....	8
1.1. Crisis económica.....	8
1.2. Medidas adoptadas en el sector financiero.....	10
1.3. Evolución en el sector de las cajas de ahorros.....	15
1.4. Evolución en el sector de los bancos.....	20
1.5. Evolución en el sector de las cooperativas de crédito.....	26
1.6. Cambios sufridos en las principales entidades financieras españolas.....	33
CAPÍTULO 2. MODELOS DE ALERTA TEMPRANA: LITERATURA PREVIA.....	39
2.1. Diseño de modelos de alerta temprana sobre insolvencias bancarias: evolución.....	39
2.2. Trabajos explicativos y predictivos sobre fracasos bancarios.....	42
CAPÍTULO 3. DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN EMPÍRICA.....	59
3.1. Fuentes de datos, muestra y variables utilizadas.....	59
3.2. Modelos y técnicas estadísticas de clasificación: metodología aplicada.....	67
3.2.1. Análisis discriminante.....	68
3.2.2. Modelo <i>logit</i>	78
3.2.3. Modelo <i>probit</i>	82
CAPÍTULO 4. RESULTADOS EMPÍRICOS Y CONTRASTE DE HIPÓTESIS.....	84
4.1. Estadísticos descriptivos, pruebas de normalidad y correlaciones bivariadas.....	84
4.2. Análisis discriminante.....	91
4.3. Modelo <i>logit</i>	107
4.4. Modelo <i>probit</i>	115
CONCLUSIONES.....	118
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	123
ANEXOS.....	129

ÍNDICE DE CUADROS.

CAPÍTULO 1. REESTRUCTURACIÓN DEL SISTEMA FINANCIERO ESPAÑOL

Cuadro 1. Cronología del proceso de reestructuración	14
Cuadro 2. Procesos de reestructuración de las Cajas de Ahorros	19
Cuadro 3. Procesos de reestructuración de los Bancos	23
Cuadro 4. Procesos de reestructuración de las Cooperativas de Crédito	30
Cuadro 5. Procesos de reestructuración de las principales entidades financieras españolas.....	34

CAPÍTULO 2. MODELOS DE ALERTA TEMPRANA: LITERATURA PREVIA

Cuadro 6. Principales estudios sobre dificultades bancarias aplicando discriminante, <i>logit</i> y/o <i>probit</i> : cuatro últimas décadas.....	41
Cuadro 7. Algunos trabajos sobre fracasos bancarios en las dos últimas décadas.....	43

CAPÍTULO 3. DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN EMPÍRICA

Cuadro 8. Entidades financieras incluidas en la muestra total	61
Cuadro 9. Variables independientes incluidas inicialmente en la investigación	66
Cuadro 10. Algunas técnicas de clasificación de individuos.....	67

CAPÍTULO 4. RESULTADOS EMPÍRICOS Y CONTRASTE DE HIPÓTESIS

Cuadro 11. Pruebas de normalidad univariante en la muestra de estimación.....	87
Cuadro 12. Parejas de variables con correlaciones significativas superiores a 0,5 en la muestra de estimación.....	90
Cuadro 13. Resumen del procesamiento de casos en la muestra de estimación.....	91
Cuadro 14. Probabilidades previas para los grupos en la muestra de estimación.....	92
Cuadro 15. Pruebas de igualdad de las medias de los grupos	93
Cuadro 16. Logaritmos de los determinantes	94
Cuadro 17. Prueba M de Box	95
Cuadro 18. Variables introducidas/eliminadas (resumen del análisis por pasos)	97
Cuadro 19. Variables ya introducidas (*) y no incluidas en el análisis en el último paso	98

Cuadro 20. Variables incluidas en el análisis en cada paso.....	99
Cuadro 21. Coeficientes de la función discriminante.....	100
Cuadro 22. Centroides.....	101
Cuadro 23. Matriz de estructura.....	102
Cuadro 24. Autovalor y correlación canónica.....	102
Cuadro 25. Lambda de Wilks y Chi-cuadrado	103
Cuadro 26. Funciones discriminantes lineales de Fisher.....	103
Cuadro 27. Resultados de la clasificación del modelo discriminante (muestra de estimación)	105
Cuadro 28. Resultados de la clasificación del modelo discriminante (muestra de validación).....	106
Cuadro 29. Historial de iteraciones. Método: Por pasos hacia adelante (Wald).....	109
Cuadro 30. Variables en el modelo final (muestra de estimación)	111
Cuadro 31. Resumen del modelo (muestra de estimación).....	112
Cuadro 32. Prueba de Hosmer y Lemeshow (muestra de estimación).....	113
Cuadro 33. Resultados de la clasificación del modelo <i>logit</i> (muestra de estimación)	113
Cuadro 34. Resultados de la clasificación del modelo <i>logit</i> (muestra de validación).....	114
Cuadro 35. Variables en la ecuación final	116
Cuadro 36. Resumen del modelo	116
Cuadro 37. Resultados de la clasificación del modelo <i>probit</i>	117

ANEXOS

Cuadro 38. Principales estadísticos descriptivos de las variables de la muestra de estimación.....	129
Cuadro 39. Matriz de correlaciones de las variables de la muestra de estimación	132
Cuadro 40. Variables a incluir y no incluidas en el análisis en cada paso	145
Cuadro 41. Matrices de varianzas-covarianzas y correlaciones intra-grupo combinadas .	150
Cuadro 42. Matrices de varianzas-covarianzas de cada grupo y total.....	162

INTRODUCCIÓN.

Debido a los recientes acontecimientos en la economía y los mercados financieros, los modelos de predicción de insolvencias bancarias han atraído la atención tanto de académicos como de profesionales. Estudios previos han descubierto las ventajas de utilizar los modelos de alerta temprana para pronosticar crisis bancarias.

El objetivo general del presente trabajo es identificar los principales indicadores que pueden ayudar a explicar las situaciones de dificultades financieras en instituciones bancarias (entendidas éstas como instituciones de depósito o, dicho de otro modo, entidades de crédito de carácter monetario), permitiendo reconocer futuras entidades en riesgo. Esto puede ayudar en las “recetas” de política de prevención de crisis ante futuras inestabilidades financieras. En algún sentido, es un enfoque similar a los sistemas de alerta temprana utilizados por los reguladores bancarios en algunos países, especialmente en los Estados Unidos.

Durante las últimas dos décadas, muchos países desarrollados y en desarrollo han experimentado insolvencias bancarias a gran escala, y las estimaciones de los costes totales promedio de las reestructuraciones bancarias que se han tenido que llevar a cabo han oscilado entre el 6% y el 10% del Producto Interno Bruto (PIB) (Hutchison y McDill, 1999). Obviamente, si el fracaso de una institución financiera fuese un evento predecible, los costes de su posterior reestructuración podrían minimizarse. Además, si se utilizan eficazmente los sistemas de alerta temprana, la implementación de medidas reglamentarias necesarias para evitar que estas instituciones lleguen a situaciones de insolvencia podría ser efectuada con mayor antelación, evitando las entidades fallidas o, al menos, reduciendo los costes y realizando un proceso de reestructuración más ordenado, disponiendo de mayor tiempo de actuación por parte de las autoridades. Si una institución fallida se predice por adelantado, el coste de su insolvencia podrá, en el peor de los casos, si no se elimina completamente, al menos reducirse al mínimo.

Esta situación no se ha dado en España durante la última crisis financiera acontecida al hilo de la Gran Recesión mundial iniciada en 2007. Es verdad que España no ha sido el único país que ha tenido que recapitalizar su sistema financiero; otros lo han tenido que hacer. Solo que lo hicieron mucho antes, detectaron con más rapidez los problemas y buscaron soluciones. Y mientras que en 2008 y 2009 en países como Inglaterra, Francia, Alemania o Dinamarca se recapitalizaban los bancos, en nuestro país la opinión generalizada era que nuestro sistema financiero era muy sólido, que su reestructuración no era una actuación necesaria, y que la recapitalización no precisaría de un elevado montante monetario. Sin embargo, muchas predicciones al respecto fallaron; para cuando quisimos darnos cuenta ya era tarde y estábamos inmersos en la peor crisis financiera reciente de la historia de España. Por este motivo, informes de instituciones internacionales (por ejemplo del FMI, etc.) han concluido que uno de los mayores errores de la actual reestructuración del sistema financiero español fue que se inició con lentitud y que se subestimaron los problemas.

La crisis financiera internacional, junto con el pinchazo de la burbuja inmobiliaria consecuencia de ella y la posterior crisis de la deuda soberana, fueron arrastrando al borde del precipicio a varias entidades bancarias españolas, mientras nuestro sistema financiero empezaba a verse con incertidumbre desde los círculos internacionales. No obstante, aunque los síntomas estaban ahí, muy pocos podían llegar a pensar que llegaríamos al actual escenario financiero.

Pero los síntomas estaban ahí desde 2008, y los sucesivos problemas del sector bancario español deben de ser considerados como un proceso continuado en el tiempo, aunque los mayores problemas se registraran en años posteriores. Una situación que se debe principalmente al empeoramiento de forma constante de las condiciones macroeconómicas y financieras, atribuibles tanto a elementos externos como internos al sector. En este sentido, los ratios financieros proporcionan una valiosa información cuantitativa sobre los cambios en las condiciones financieras de las entidades. Y los tomadores de decisiones deben examinar los bancos a través del tiempo para obtener información sobre la realidad del sector.

El presente trabajo pretende hacer un recorrido sobre la evolución de la actual crisis financiera en España y determinar qué variables (ratios) financieras han sido más significativas a la hora de predecir el número de entidades que debieron estar sometidas a unos controles más tempranos y rigurosos. Esta investigación no pretende necesariamente establecer cuál de los modelos estadísticos utilizados es mejor, sino determinar dónde se encontraban algunas de las claves a la hora de predecir aquellas entidades que mostrarían, en el futuro, una mayor debilidad ante la actual crisis.

Para dar respuesta a los objetivos planteados, el trabajo consta, además de la presente introducción, de otros cinco apartados principales. El capítulo uno trata de ilustrar los cambios sufridos en el sistema financiero español durante los últimos años, cambios que serán objeto de estudio en la posterior investigación empírica de naturaleza estadística y econométrica. En el capítulo segundo se realiza un recorrido sintético por la literatura previa en materia de modelos de alerta temprana con el sector financiero como eje central. En el capítulo tercero se proporciona una visión general del diseño de dicha investigación empírica: el total de entidades financieras seleccionadas, las fuentes de datos, las variables empleadas y la explicación de los métodos estadísticos o econométricos a utilizar. En el capítulo cuatro se detallarán los resultados obtenidos al aplicar la metodología prevista. Finalmente, se concluye el trabajo con la presentación de las principales conclusiones y limitaciones de la investigación.

CAPÍTULO 1. REESTRUCTURACIÓN DEL SISTEMA FINANCIERO ESPAÑOL.

Este proyecto se está realizando en un momento de gran dificultad: la economía española atraviesa una difícil coyuntura y los problemas a los que se enfrentan las finanzas públicas y el sistema financiero español centran la atención de inversores, analistas y responsables políticos, tanto nacionales como internacionales.

1.1. Crisis económica.

La actual crisis española tiene un componente propio originado durante la fase de expansión que siguió a la coyuntura de los años 1992 y 1993 y que se extendió hasta el estallido de la actual crisis en el verano de 2008. Durante este periodo de expansión se acumularían graves desequilibrios macroeconómicos y financieros; entre otros, un sobrecrecimiento del sector de la construcción y/o un endeudamiento excesivo.

Y es que a lo largo de esos quince años la extraordinaria expansión de los sectores de la construcción e inmobiliario contribuiría especialmente al endeudamiento de los agentes privados españoles, ya que, como consecuencia de este desbocado crecimiento, cada vez se hacían más necesarios unos volúmenes más cuantiosos de financiación. Además, las particularidades de expansión de ambos sectores dieron lugar a otros desajustes, como fue el hecho de la insostenible sobrevaloración de activos inmobiliarios¹.

¹ Las finanzas públicas españolas se verían beneficiadas durante una etapa expansiva (2003-2007) con un crecimiento extraordinario de sus ingresos públicos, lo que permitió incrementos en paralelo de las partidas de gasto. Sin embargo, al iniciarse la recesión, y verse reducidos los ingresos, se inició una grave crisis fiscal, de manera que empezó a resultar finalmente insostenible mantener los programas de gasto en cifras anteriores a la crisis. El informe anual del Banco de España 2011 explica cómo la intensificación de la crisis de la deuda soberana y su interacción con la situación del sistema financiero terminan por sumir a la economía española en una doble recesión, 2009 y 2012. Para ampliar la información, véase el Informe anual 2011 (Banco de España, 2012) en: <http://www.bde.es>

Consecuencia de todo ello, a lo largo del citado periodo de expansión, la inversión crediticia del sector privado residente aumentó a una media anual del 15%, ritmo que se aceleró en la parte final del periodo, llegando a cifras medias del 23% entre 2004 y 2007. De tal manera que la deuda bruta de los hogares y sociedades no financieras pasó de suponer el 107% del PIB en 2000 al 201% a finales de 2011. Esta acumulación de pasivos por parte del sector privado dio lugar a un incremento de la posición deudora neta española frente al resto del mundo, situándose en 2011 en la desmesurada cifra del 92% del PIB (Banco de España, 2012).

Este fuerte endeudamiento por parte de las empresas y familias se canalizaría a través de las entidades de crédito españolas, que a su vez debieron recurrir a los mercados internacionales para obtener los fondos necesarios.

Centrando la atención en el activo de los balances de esas entidades financieras, el crecimiento de la inversión crediticia no fue equilibrado entre los distintos sectores de la economía, sino que se concentró principalmente en los citados sectores de la construcción e inmobiliario, en tales cantidades que los créditos relacionados con la adquisición, promoción y construcción inmobiliaria alcanzaron en el año 2007 el 62% de la financiación al sector privado residente.

Todas estas cantidades no pudieron financiarse únicamente mediante la evolución natural de los depósitos de la clientela minorista residente (base de financiación más estable), siendo preciso recurrir de forma creciente a los mercados mayoristas e interbancarios. De tal forma que todo este proceso terminará situando a las instituciones financieras, y por extensión al conjunto de la economía española, en una posición de latente vulnerabilidad frente a los fenómenos de inestabilidad financiera mundial.

Todo ello contribuyó a que las cuotas alcanzadas de riesgo inmobiliario y de dependencia de los mercados extranjeros de financiación mayorista pasaran a ser, junto a la crisis de la deuda soberana, las principales fuentes de vulnerabilidad que se hicieron patentes a partir de la crisis 2008 en nuestro país.

1.2. Medidas adoptadas en el sector financiero.

La crisis financiera internacional se inicia a mediados de 2007 en Estados Unidos, y desde allí se empieza a contagiar al resto de economías de la casi totalidad de los países desarrollados y a sus sistemas financieros. En España, ante esta realidad se empezaron a adoptar una serie de medidas en el sector financiero, las primeras en octubre de 2008. Se creó el Fondo de Adquisición de Activos Financieros (FAAF) y se aprobó un mecanismo de avales públicos para facilitar las nuevas emisiones de títulos bancarios. Adicionalmente, ese mismo año se aumentaría a 100.000 euros la cobertura de los depósitos garantizados para cajas de ahorros, bancos y cooperativas de crédito.

Ya en el año 2009 se desarrollaría el fortalecimiento de los procedimientos de intervención en entidades problemáticas a través del Real Decreto-ley 9/2009² por el que se creó el Fondo de Reestructuración Ordenada Bancaria (FROB), para permitir el apoyo público a las integraciones entre entidades de crédito, definiendo un nuevo marco de resolución de problemas.

La intervención del FROB se establecía como la última de las alternativas a la hora de afrontar las debilidades de las entidades. Si en primera instancia la búsqueda de una solución privada por parte de la entidad en cuestión fallara, y adicionalmente la adopción de un plan de viabilidad con el apoyo de los Fondos de Garantías de Depósitos corriera la misma suerte, entonces, si la situación de debilidad persistiera, intervendría el FROB. La inyección de recursos públicos a través del FROB daba lugar a un procedimiento de sustitución de los administradores privados por públicos, con el fin de elaborar un nuevo plan de reestructuración para la entidad intervenida.

Otra medida llevada a cabo es la reforma del régimen jurídico de las cajas de ahorros. Ésta se articuló a través del Real Decreto-ley 11/2010³, que afrontaba las dos principales limitaciones detectadas en las cajas de ahorros de nuestro país: sus problemas de gobernanza y su incapacidad o imposibilidad para captar capital en los mercados, estableciendo la posibilidad de emitir

² Gobierno de España (2009).

³ Gobierno de España (2010).

cuotas participativas de las instituciones (por un importe no superior al 50% de su patrimonio⁴ y que darían derecho de voto) o bien permitiéndoles abrir un nuevo abanico de fuentes de financiación, más allá de sus mercados tradicionales. Para llevar a cabo financiaciones de este tipo las entidades contaban con tres alternativas de actuación: 1) la integración en un SIP⁵ coordinado por un banco como organismo central, permitiéndoles el acceso directo a los mercados; 2) la cesión de todo el negocio de crédito y depósito a un banco; o 3) la transformación de la caja en una fundación (cediendo su negocio a un banco en cuyo capital participaría la caja).

Posteriormente, en 2011, mediante el Real Decreto-ley 2/2011⁶, se intenta reforzar el nivel de solvencia de todas las entidades a través del establecimiento de un nivel elevado de exigencia en relación con el capital de máxima calidad. Se elevaron los requerimientos de capital estableciéndose un nuevo coeficiente mínimo de ese capital, con relación a los activos ponderados por riesgo, el llamado *core capital* (o capital principal), del 8%, mientras que este ratio se estableció en el 10% para aquellas entidades muy dependientes de los mercados mayoristas (principalmente cajas de ahorros).

Este mismo Real Decreto-ley ofrecía el respaldo del FROB a aquellas entidades que no pudieran alcanzar esos nuevos mínimos obligatorios por medios propios, estableciendo un nuevo sistema de ayudas que abrió la puerta a la entrada del FROB como accionista en el capital de las entidades, dándose los primeros pasos hacia la nacionalización parcial y temporal de algunas de las entidades de ahorro⁷.

4 Se entiende por patrimonio el Fondo Fundacional, las reservas generales de la entidad y el Fondo para riesgos bancarios generales.

5 SIP (Sistema Institucional de Protección): Proceso de agrupación de entidades bajo una estructura de gestión común donde se mantienen las marcas comerciales independientes, con sus organismos propios. Al proceso de agrupación de varias entidades bajo un SIP se lo ha conocido popularmente como fusión fría.

6 Gobierno de España (2011).

7 Además, en octubre de 2011 se unificaron los tres fondos de garantía de depósitos de bancos, cajas y cooperativas, a la vez que se previó la posibilidad de que este nuevo fondo participara en la financiación de las operaciones de reestructuración gestionadas por el FROB.

A pesar de las medidas adoptadas entre 2008 y 2011, las dudas sobre la viabilidad de una parte del sistema bancario y de la totalidad de cajas de ahorros no se despejaron, intensificándose a lo largo de 2011 y principios del pasado año 2012. El principal lastre del sector era la magnitud de su exposición a los activos relacionados con el sector inmobiliario, siendo las cajas las instituciones que más se habían visto afectadas por la crisis en el sector de la construcción. Esos activos están sufriendo un fuerte deterioro debido a la reciente evolución de la economía.

Advertida esta realidad de deterioro de los activos vinculados al sector inmobiliario y los efectos que esto tiene sobre la solidez del sistema financiero, en el año 2012 verían la luz nuevas medidas de reforma financiera. La primera se articuló mediante el Real Decreto-ley 2/2012, de 3 de febrero, de saneamiento del sector financiero⁸, que tenía un doble fin: acelerar los procesos de reestructuración y reforzar los niveles de solvencia de todas las entidades, exigiendo unos requerimientos extraordinarios de provisión sobre los créditos calificados como dudosos y sobre los activos mobiliarios adjudicados o recibidos en pago de deudas⁹. Además, las entidades debían constituir una provisión del 7% para la cartera de créditos considerados no morosos o normales.

Una segunda actuación fue la aprobación de la Ley 8/2012, de 30 de octubre, sobre saneamiento y venta de los activos inmobiliarios del sector financiero¹⁰, que convertía en Ley lo ya establecido en el Real Decreto-ley 18/2012, de 11 de mayo¹¹. Dicha Ley tenía por objeto tratar de resolver las incertidumbres sobre la cartera de activos que dificultaban la normalización del sector financiero español y la recuperación de su función canalizadora del ahorro a la economía real. Para tal fin, exigía aumentar las provisiones medias del 7% al 30%, con una mayor penalización para las exposiciones en financiación de suelo sin garantía real. Además, en mayo de ese año se tomaron dos decisiones adicionales. La primera, llevar a

8 Gobierno de España (2012a).

9 Tradicionalmente, en el caso de los activos problemáticos con mayor perfil de riesgos, como terrenos y promociones en curso, se exigía un colchón de capital que protegiese a las sociedades ante eventuales pérdidas extraordinarias.

10 Gobierno de España (2012d).

11 Gobierno de España (2012b).

cabo una evaluación independiente del grado de solvencia y un estudio de las perspectivas de negocio del total del sistema financiero español¹². La segunda, acudir a la Unión Europea para obtener ayuda financiera, a fin de poner en marcha un plan de reestructuración y recapitalización del sector financiero¹³.

Finalmente, la Ley 9/2012, de 14 de noviembre, de reestructuración y resolución de entidades de crédito¹⁴, regula los procesos de actuación temprana, reestructuración y resolución de las entidades de crédito. También contempla modificaciones al régimen jurídico de las cajas de ahorros, referentes al proceso de transformación de las cajas en fundaciones de carácter especial¹⁵; se modifica el régimen jurídico del FROB y su marco general de actuación; y se adoptan otras medidas de carácter heterogéneo, como, por ejemplo, medidas de protección del inversor o de intensificación de los poderes de control de la Comisión Nacional del Mercado de Valores (CNMV).

En la citada Ley se establece, además, el papel de la Sociedad de Gestión de Activos (SGA), cuyo régimen de organización y funcionamiento fue desarrollado posteriormente por el Real Decreto 1559/2012, de 15 de noviembre, por el que se establece el régimen jurídico de las sociedades de

12 Los resultados de la evaluación mostraron que el conjunto del sistema bancario español necesitaría entre 51.000 y 62.000 millones de euros para sanearse.

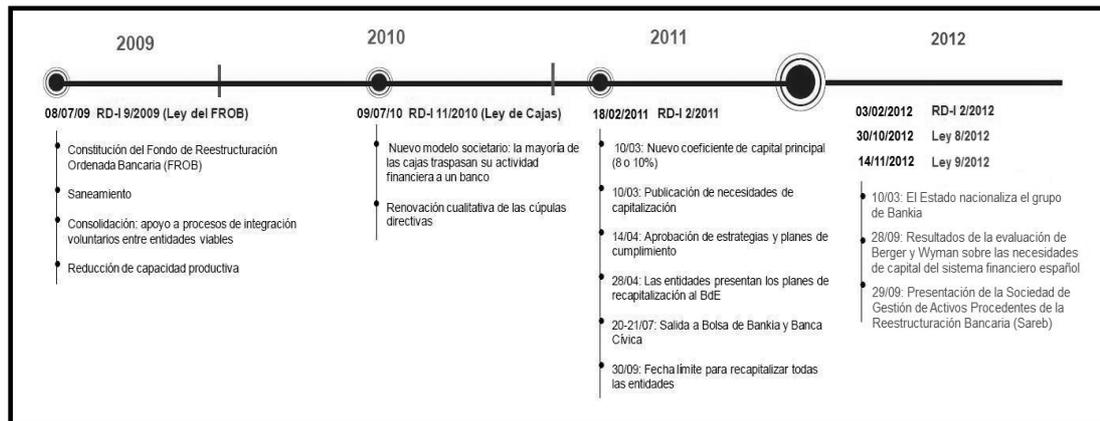
13 El denominado *Memorandum of Understanding* (MoU) establece las condiciones que debe cumplir el sector financiero para poder recibir un préstamo de hasta 100.000 millones de euros para el saneamiento de la banca española.

14 Procede de la tramitación parlamentaria del Real Decreto-ley 24/2012, de 31 de agosto (Gobierno de España, 2012c y 2012e).

15 Las Cajas de Ahorros que pierdan el control, o pasen a ostentar una participación inferior al 25% de los derechos de voto de la entidad de crédito a través de la que ejercen su actividad financiera, deberán transformarse en una fundación de carácter especial y perderán la autorización para actuar como entidad de crédito. Por otra parte, se entenderá por fundación bancaria aquella que mantenga una participación en una entidad de crédito que alcance, de forma directa o indirecta, al menos, un 10 por ciento del capital o de los derechos de voto de la entidad, o que le permita nombrar o destituir algún miembro de su órgano de administración. Las fundaciones bancarias tendrán finalidad social y orientarán su actividad principal a la atención y desarrollo de la Obra Social y a la adecuada gestión de su participación en la entidad de crédito.

gestión de activos¹⁶. La Sociedad de Gestión de Activos procedentes de la Reestructuración Bancaria (SAREB) tiene como objetivo global llevar a cabo la gestión y desinversión ordenada de la cartera de activos recibidos de las entidades financieras¹⁷.

Cuadro 1. Cronología del proceso de reestructuración.



Fuente: Elaboración propia a partir de Banco de España.

Resultado del total de las medidas comentadas, el sistema financiero español ha realizado entre 2007 y 2012 saneamientos por un importe superior a 200.000 millones de euros, a los cuales hay que sumar el incremento de los requerimientos de *core capital* antes citados (11.000 millones de euros aproximadamente). Ello supone de manera agregada un esfuerzo equivalente a más del 20% del PIB español del año 2012 (Banco de España, 2012a).

16 Gobierno de España (2012f).

17 Acabó 2012 adquiriendo los activos de las cuatro entidades controladas por el FROB (Bankia, Catalunya Bank, Novagalicia y Banco de Valencia), por unos 40.000 millones de euros. En el primer trimestre de 2013, estos activos ascenderán hasta los 55.000 millones de euros cuando se adquieran los correspondientes a los bancos con requerimientos de capital incapaces de captarlos sin acudir a ayudas de Estado: Liberbank, BMN, Ceiss y Caja 3; estas dos últimas entidades están participando en nuevos procesos de fusión.

1.3. Evolución en el sector de las cajas de ahorros.

Si hay un sector que ha experimentado un gran proceso de transformación a raíz de la actual crisis económica y el total de medidas implementadas por las autoridades es, sin lugar a dudas, el sector de las cajas de ahorros, máximo exponente de los procesos de reestructuración del sistema financiero español.

Al inicio de la crisis económica estas instituciones se encontraron en una situación de excesiva vulnerabilidad. A los retos de caída de la actividad y estrechamiento de sus márgenes propios de la coyuntura, se añadía que debían enfrentarse a un incremento de la morosidad y reducción del acceso a la financiación, debido a su mayor expansión durante los años de crecimiento económico, a la mayor fragmentación del sector y a su mayor exposición al sector inmobiliario. No es por ello de extrañar que muchas de las normas y ayudas públicas que han tenido lugar estos últimos años tuvieran como destinatarias principales a estas entidades.

Las primeras inyecciones de capital público al sector tuvieron lugar en el año 2009. Este año se realizarían las primeras intervenciones por parte del Banco de España en Cajasur y Caja Castilla-La Mancha, a fin de garantizar la solvencia de estas entidades.

Ante las incertidumbres en el sector, en julio de 2010 vería la luz el comentado Real Decreto-ley 11/2010. Y con él, se inició el proceso de reestructuración del sector financiero más importante de la historia de España (Congreso de los Diputados, 2012); en poco más de un año se pasó de contar con 45 entidades individuales (con un tamaño medio de 28.500 millones de euros) a 17 entidades o grupos de entidades a finales de 2010 (con un volumen medio de activos casi tres veces superior: 75.452 millones)¹⁸.

18 También en 2010 se adoptaron medidas en cuanto a régimen contable de las provisiones, endureciendo el tratamiento a los activos adjudicados y de las garantías inmobiliarias y acortando los calendarios de dotación de riesgos morosos y se inició una política de mayor transparencia en las llamadas pruebas de resistencia, llevadas a cabo bajo la coordinación de las instituciones europeas.

Entre los hitos más relevantes acontecidos durante este año en el sector destacan los siguientes: el nacimiento de Banca Cívica, Banco Mare Nostrum y Grupo Banco Financiero y de Ahorros (matriz de Bankia) a partir de diferentes SIP. Las fusiones de Unicaja con Caja Jaén, Caja España y Caja Duero o Caixa Galicia con Caixanova; y las fusiones por absorción de Caja Guadalajara por Cajasol y Caixa Girona por La Caixa.

Nuevas operaciones de reestructuración siguieron a las de 2010 durante el año 2011. Muchas de ellas fueron empujadas a una mayor celeridad a raíz del Real Decreto-ley 2/2011. Recordemos que esta norma diferenciaba los niveles de capital principal, de máxima calidad, exigidos entre 8% y 10% según las entidades. Esta particularidad afectó sobretodo a las cajas de ahorros, a las que se exigiría un *core capital* del 10% en aquellas entidades financieras que no cotizaran en bolsa, que no tuvieran una presencia de inversores privados de, al menos, el 20% y/o cuya liquidez dependiera en más de un 20% de mercados mayoristas.

Ante situaciones de este tipo, algunas instituciones se vieron obligadas a desarrollar su ejercicio indirectamente a partir de un banco, captando capitales en mercados privados minoristas. Ocho serían las entidades que no llegaban a ese 10% de capital principal exigido: Bankia, Base, Cívica, Mare Nostrum, CatalunyaCaixa, Novacaixagalicia, Unnim y Caja España (Banco de España, 2011)¹⁹. Lo que en algunos casos supuso iniciar trámites para su salida a Bolsa (Bankia, Banca Cívica y Banco Mare Nostrum). En total, 11 entidades acabarían pasando su negocio financiero a los bancos creados con objeto de realizar su actividad financiera de manera indirecta, dando lugar al denominado proceso de bancarización de las cajas de ahorros. En el caso de que alguna entidad no pudiera alcanzar esos nuevos mínimos obligatorios por medios propios antes del 30 de septiembre sería el FROB quien completase la recapitalización.

Mientras los procesos de integración y recapitalización avanzaban, los problemas de confianza en el sector financiero y de restricción de crédito persistían. La fuerte exposición a los activos relacionados con el sector

¹⁹ Posteriormente se ha visto que este Real Decreto-ley no dio los resultados que se esperaba por parte de las autoridades, como por ejemplo demuestra la operación de La Caixa con Banca Cívica.

inmobiliario y su deterioro debido a la reciente evolución de la economía, hicieron necesarias nuevas medidas para el saneamiento de los balances de las entidades expuestas.

En la Ley 9/2012 se recogió la posibilidad de transformación de cajas de ahorros en fundaciones de carácter especial. Según la norma, aquellas cajas de ahorros que perdieran el control, o tuvieran una participación inferior al 25% de los derechos de voto de la entidad de crédito a través de la que ejercen su actividad financiera, pasarían a transformarse en fundación de carácter especial, perdiendo la autorización para actuar como entidad de crédito. Por otra parte, se estableció que se entenderá por fundación bancaria aquella que mantenga una participación en una entidad de crédito que alcance, de forma directa o indirecta, al menos, un 10% del capital o de los derechos de voto de la entidad, o que le permita nombrar o destituir algún miembro de su órgano de administración²⁰. A finales de 2012, ya habían sido ocho las cajas de ahorros dadas de baja por su transformación en fundaciones de carácter especial, las siete que participaron en la creación de Bankia y Caixa Catalunya²¹.

Adicionalmente, se creó la Sociedad de Gestión de Activos Procedentes de la Reestructuración bancaria (Sareb), con el objeto de administrar los activos procedentes de las entidades nacionalizadas y/o que han recibido ayuda pública. Acabó 2012 adquiriendo los activos de las cuatro entidades controladas por el FROB (Bankia, Catalunya Bank, Novagalicia y Banco de Valencia), por unos 40.000 millones de euros (Banco de España, 2012b). Se superaron los 50.000 millones de euros tras adquirir los activos de aquellas entidades con necesidades de capital y que tuvieron que acudir a ayudas públicas: Liberbank, BMN, Ceiss y Caja 3 (estas dos últimas entidades están participando en nuevos procesos de fusión).

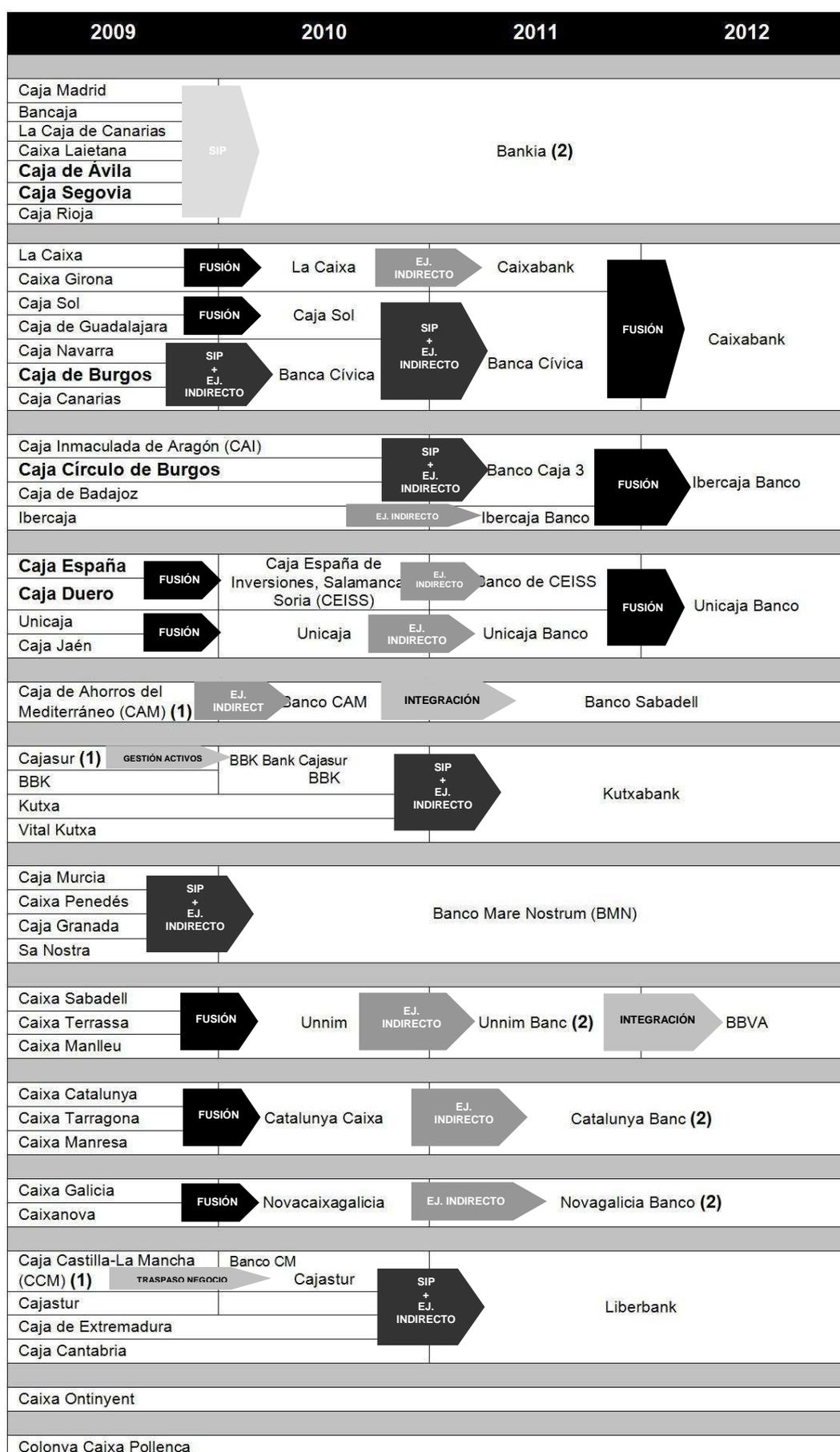
20 La finalidad era que estas fundaciones bancarias mantuvieran la el propósito social de las antiguas cajas de ahorros, orientando su actividad principal a la atención y desarrollo de la Obra Social y a la adecuada gestión de su participación en la entidad de crédito.

21 A las que se sumarían otras seis en los primeros meses de 2013: Caja Mediterráneo, Caja Navarra, Cajasol, Caja General de Canarias, Caja Burgos y Unnim.

Como resultado, del total de las 45 cajas de ahorros que operaban a comienzos de 2010, 43 han participado o se encuentran participando en algún proceso de consolidación, lo que en volumen de activos totales medios representa el 99,9% del sector. En consecuencia, el sector ha pasado a estar formado únicamente por 13 entidades o grupos de entidades, 2 cajas de ahorros y 11 de ellas ya bancos , con un volumen medio de activos de 84.967 millones (Confederación Española de Cajas de Ahorros, 2012).

A continuación, en el cuadro 2 se recoge información relativa a la evolución de los procesos de reestructuración de la totalidad de las cajas de ahorros, donde la nota (1) significa la intervención en la entidad por parte del Banco de España, y la nota número (2) implica la participación mayoritaria del Fondo de Reestructuración Ordenada Bancaria (FROB) en la institución a la que acompaña.

Cuadro 2. Procesos de reestructuración de las Cajas de Ahorros.



1.4. Evolución en el sector de los bancos.

El segundo colectivo de entidades financieras del que debemos hablar son las entidades bancarias propiamente dichas. Éstas, al igual que el resto de agentes que forman el sistema financiero español, no han quedado al margen de los procesos de reestructuración acontecidos en el sector. Bien por obligación, necesidad o ante nuevas oportunidades de negocio, a lo largo de los últimos años un amplio número de bancos han participado en alguno de los movimientos de integración.

El panorama desde el punto de vista institucional de las entidades bancarias durante los primeros meses de crisis económica no se vio alterado de forma sustancial. No obstante, en 2009 tendrán lugar unos primeros procesos de fusión a raíz de la absorción por parte de sociedades matrices de algunas de sus entidades filiales. Se trata de la absorción del Banco de Crédito Local de España por parte del BBVA y del Banco de Andalucía por su matriz, el Banco Popular Español. En esta época también tendría lugar la fusión por absorción de Deutsche Bank Credit por Deutsche Bank.

En el 2010, ya en un contexto de grave crisis financiera nacional, las novedades normativas en materia de entidades de crédito se centraron, como se ha visto, en la reestructuración y saneamiento de las Cajas de Ahorros. Sin embargo, otras medidas en materia de transparencia, supervisión y solvencia también verían la luz. Por ejemplo, a nivel comunitario cabría destacar la aprobación de la Directiva 2010/76/UE²², a partir de la cual se trataba de, por un lado, implementar unas políticas de remuneración adecuadas en las entidades de crédito y, por otro, mejorar los criterios de valoración asociados a los riesgos. Completando la transposición al ordenamiento jurídico español de la normativa europea, también se introdujeron diversos cambios, sobre todo en materia de transparencia e información en asuntos tales como el Fondo de Garantía de Depósitos, publicidad de servicios y productos bancarios, revisión del régimen contable de las entidades de crédito, etc.

22 Parlamento Europeo y Consejo de la Unión Europea (2010).

Respecto a los procesos y evolución de las entidades en este 2010, la totalidad de los movimientos registrados en el sector de la banca corresponderían a los procesos de integración y bancarización de las cajas de ahorros.

El año 2011 comenzó con un nuevo Real Decreto-ley del Gobierno, con referencia 2/2011, que incrementaba el capital exigible a las entidades bancarias hasta un 8% sobre activos ponderados por riesgo. Cuatro fueron los bancos que no alcanzaban ese 8% de capital principal, de los cuales dos eran entidades nacionales (Bankinter y Banco de la Pequeña y Mediana Empresa) y otros dos bancos filiales de entidades extranjeras (Barclays Bank y Deutsche Bank).

Se cerraría 2011 en banca nacional con un incremento neto de 7 entidades: 11 altas frente a 4 bajas. Respecto a las altas, las analizadas para los bancos creados desde el sector de las cajas de ahorros en 2011: Caixabank, Banco Caja 3, Ibercaja Banco, Banco CEISS, Unicaja Banco, Kutxabank, Banco Mare Nostrum, Unnim Banc, Catalunya Banc, Novagalicia Banco y Liberbank. En relación con la baja de entidades, aquellas como consecuencia de las absorciones de Finanzia Banco de Crédito por su matriz BBVA, Banco CAM por Banco Sabadell, Banco Castilla-la Mancha por Liberbank y la creación de Bankia Banca Privada (Altae Banco y Banco de Servicios Financieros Caja Madrid).

El 2011, al margen de los procesos de integración, resultó ser un año malo para el sector por la acentuación de la crisis financiera y la desaceleración de la economía española, hasta terminar en recesión. En consecuencia, el ejercicio bancario en el 2011 fue también malo.

Esta situación siguió extendiéndose a lo largo de 2012, de tal manera que, junto con un ritmo de crecimiento muy bajo, la batería de medidas encaminadas a “limpiar” los balances y reforzar los niveles de solvencia favorecieron que las entidades de crédito, incluso aquellos bancos que desde un primer momento se habían mostrado menos activos a la hora de participar en la reestructuración del sector, llevaran a cabo movimientos para adaptarse a este nuevo contexto.

Han sido muchos los procesos de integración que a lo largo del 2012 han tenido lugar. Algunos de los mismos como consecuencia de los procesos públicos de adjudicación de entidades intervenidas con el objeto de dar entrada a nuevos inversores que sustituyesen el capital público; estos son los casos de la adquisición

de Unnim Banc por parte del BBVA, la adjudicación del Banco Gallego al Grupo Banco Sabadell o la absorción del Banco de Valencia, que, junto al Banco de la Pequeña y Mediana Empresa, ha pasado a formar parte de Caixabank.

Otros movimientos en el sector, sin embargo, se realizaron sin la necesidad de mediación pública. Ejemplos de ello serán la unión entre el Banco Popular y el Banco Pastor, que siguió la política de la Asociación Española de Banca de una reestructuración sin ayudas públicas, o la absorción por parte del Banco Santander de sus filiales Banesto y Banif, unificando sus marcas comerciales en España ante la necesidad de llevar a cabo una profunda reestructuración en ambas entidades que redujera costes.

Hasta la actualidad, y a pesar de que la banca tradicional ha participado en pocos planes de integración, éstos se han venido extendiendo en los últimos meses, sobre todo a partir de los grandes grupos bancarios: Banco Bilbao Vizcaya Argentaria, Banco Santander, Banco Sabadell y Banco Popular. Y salvo excepciones (Banco de Valencia, Banco Gallego, etc.), pocos han sido los bancos tradicionales, se entiende aquellos no nacidos de la bancarización de las cajas de ahorros, que han precisado de ayudas públicas para acometer tales procesos de reestructuración.

En el cuadro 3 se recogen los desarrollos de los procesos de reestructuración del total del sector bancario español desde enero de 2009 hasta diciembre de 2012. Además de las absorciones de bancos, se muestra el cambio de nombre de bancos existentes y los grupos bancarios.

Cuadro 3. Procesos de reestructuración de los Bancos.

2009	2010	2011	2012
Banco Bilbao Vizcaya Argentaria (BBVA)			
Banco de Crédito Local de España			
Finanzia Banco de Crédito			
		Unnim Banc	
Banco Depositario BBVA			
BBVA Banco de Financiación			
Uno-e Bank			
Banco Industrial de Bilbao			
Banco Occidental			
Banco de Promoción de Negocios			
Banco Santander Central Hispano			Banco Santander Central Hispano
Banco Español De Crédito			
Banco Banif			
Santander Consumer Finance			
Santander Investment			
Open Bank Santander Consumer	Open Bank		
Banesto Banco de Emisiones			
Allfunds Bank			
Banco de Albacete			
Banco Sabadell	Banco CAM	Banco Sabadell	Banco Sabadell
Banco Guipuzcoano			
Banco Urquijo Sabadell Banca Privada			
Banco Gallego			
Dexia Sabadell			
EBN Banco De Negocios			
Banco Popular Español	Banco Popular Español		Banco Popular Español
Banco de Andalucía			
Banco Pastor			
Popular Banca Privada			
Banco Popular Hipotecario		Targobank	
Bancopopular-e			
Bankinter			

2009	2010	2011	2012
Barclays Bank			
Deutsche Bank S.A.E.	Deutsche Bank S.A.E.		
Deutsche Bank Credit			
Banca March			
General Electric Capital Bank			
Banco Cooperativo Español			
Rbc Dexia Investor Services España			Rbc Investor Services España
Banco Caixa Geral			
Citibank España			
Bankoa			
Banco de Madrid			
Banca Pueyo			
Banco Inversis			
Banco de Finanzas e Inversiones (Fibanc)			Banco Mediolanum
Banco de Valencia			Caixabank
Banco de la Pequeña y Mediana Empresa			
		Caixabank	
Microbank de la Caixa		Nuevo Micro Bank	
UBS Bank			
Altae Banco		Bankia Banca Privada	
Banco de Servicios Financieros Caja Madrid - Mapfre			
Banco Etcheverría			
Banco Halifax Hispania	Lloyds Bank International		
Bancofar			
Banco de Depósitos			
Banco Finantia Sofinloc			
Banco Cetelem			
BNP Paribas España			
Aresbank			
Banco Alcalá			
Banco Europeo de Finanzas			
Privat Bank	Privat Bank Degroof		

2009	2010	2011	2012
Banque Marocaine Du Commerce Exterieur International			
Banco Liberta	Banco Castilla-La Mancha Liberbank	Liberbank	
Banco Alicantino de Comercio		Renta 4 Banco	
Banco Caminos			

 Grupo Banco Bilbao Vizcaya Argentaria

 Grupo Banco Santander

 Grupo Banco Sabadell

 Grupo Banco Popular

 Bancos resultantes de las Cajas de Ahorros, a través de los cuales éstas ejercen su actividad como entidad de crédito, y que han intervenido directamente en alguno de los procesos de reestructuración de una entidad bancaria. El resto de los actuales bancos procedentes de la bancarización de las Cajas de Ahorros no se recogen en este cuadro ya que se analizaron en el epígrafe anterior.

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos proporcionados por la Asociación Española de Banca (2009-2012).

1.5. Evolución en el sector de las cooperativas de crédito.

Hemos visto cómo la actual crisis económica ha actuado como mecha de un cambio profundo en el sistema financiero español. Y aunque los procesos de reestructuración han sido mayoritarios en el sector de las cajas de ahorros, no han dejado de extenderse a otras entidades y muchos elementos del negocio financiero.

Éste es el caso de las cooperativas de crédito, que, sin ocupar portadas y sin grandes ayudas de fondos públicos, también han acometido diversos procesos de reestructuración.

Tras el origen de la crisis económica de mediados de 2007 y sus consecuencias de 2008 sobre la economía española se termina aprobando el Real Decreto-ley 9/2009, con el que se inician toda una serie de movimientos de reestructuración, mayoritariamente en el sector de las cajas de ahorros. No obstante, también será en este momento cuando en el sector de las cooperativas de crédito tengan lugar unos primeros procesos de integración, caracterizándose por la nula intervención del Fondo de Reestructuración Ordenada Bancaria (FROB) u otra clase de fondos públicos.

Además, en 2009 se designa a Cajamar como grupo consolidable²³ pasando a formar un grupo cooperativo integrado en esas fechas por la propia Cajamar (sociedad dominante) y Caja Rural de Baleares.

A medida que avanza la crisis económica también prosigue el nacimiento de normas para la reestructuración del sistema financiero español, este es el caso del Real Decreto-ley 11/2010. Sin embargo, esta medida no fue suficiente para que tuviera lugar una recuperación de la confianza sobre la calidad de los balances de las entidades financieras españolas. Como solución, desde el Banco de España, se trató de intensificar las políticas de transparencia

23 Se entiende por "grupo consolidable" de entidades de crédito la circunstancia bajo la cual una entidad tiene o puede tener, de manera directa o indirecta, el control sobre otras entidades, siendo siempre la entidad que domina una entidad de crédito. Una de las características básicas de la reestructuración actual del sector de las cooperativas de crédito ha sido el uso de los grupos cooperativos, considerados desde el Banco de España como grupos consolidables.

imponiendo a las entidades de crédito la obligación de publicar sus exposiciones en el sector de la construcción e inmobiliario. El resultado de esta acción para el caso de las cooperativas de crédito fue la constatación de una menor exposición a estos activos de riesgo (Unión Nacional de Cooperativas de Crédito, 2010).

También, en 2010 se designa al Grupo Cooperativo de Cajas Rurales del Mediterráneo como grupo consolidable, integrado por 14 cooperativas, siendo Caja Rural del Mediterráneo la entidad central. Paralelamente, se producirá la incorporación de otras entidades al Grupo Cooperativo Cajamar.

Tras la escasez de efectos de las medidas anteriores, vimos en epígrafes previos cómo se iniciaba un proceso de recapitalización del sistema financiero español a partir del Real Decreto-ley 2/2011. Este Real Decreto diferenciaba entre entidades españolas, de tal manera que además de elevar el capital principal mínimo exigido hasta el 8%, en el caso de aquellas entidades no cotizadas en bolsa, con escasa presencia de inversores privados y/o muy expuestas a financiación mayorista el porcentaje aumentaba hasta el 10%.

La totalidad del sector de las cooperativas de crédito queda asignado en el primer grupo de entidades, es decir, aquellas a las que se exige únicamente un core capital del 8%, ya que no tienen una alta dependencia del mercado mayorista de financiación y cuentan con una amplia base accionarial, en la terminología cooperativa, amplia base social. De tal modo que, a diferencia del alto porcentaje de cajas de ahorros que se vieron con déficit de capital y obligadas a iniciar trámites de fusión o recibir ayudas públicas, las cooperativas de crédito, en su mayoría, no presentaron grandes problemas para alcanzar este nivel de capital. No fue preciso recurrir a fondos públicos, aunque sí se realizaron nuevas actuaciones de integración, avanzando en los procesos de reestructuración, muchos ya iniciados antes de este Real Decreto, a través de financiación privada.

De hecho, muchos fueron los avances que en materia de integración tuvieron lugar en este año 2011. Por un lado, nacen dos nuevos grupos consolidables: el Grupo Cooperativo Solventia, con la Caja Rural de Almedralejo a la cabeza, y el Grupo Cooperativo Ibérico, formado por las cajas rurales del Sur (sociedad dominante), Extremadura y Córdoba. Además se

siguen incorporando otras cajas rurales a los otros dos grupos cooperativos existentes, tanto al Grupo Cooperativo Caja Rural del Mediterráneo como al Grupo Cooperativo Cajamar, así como la absorción por parte de la entidad dominante de este último de otras sociedades, como es el caso de Caja Campo.

No cabe duda que, de todas las medidas implementadas en 2012, el Real Decreto-ley 2/2012, de 3 de febrero, de saneamiento del sector financiero, supone otro empuje para la realización de nuevos procesos de integración en el sector financiero español, y por extensión, en las cooperativas de crédito.

En la citada norma, en su artículo 2, apartado b, sobre procesos de integración, se dispone una excepción respecto a las posibilidades de desarrollar los procesos de reestructuración de las cooperativas de crédito. De tal manera que, mientras para el resto de entidades financieras solo se contempla la integración bajo la figura de la fusión, a las cooperativas de crédito se las dota de un mayor margen de maniobra permitiendo el uso de un SIP o grupo cooperativo. Los resultados de su aplicación es la supervivencia de los grupos cooperativos en la estructura del sector de las cooperativas de crédito.

Respecto a los movimientos de integración más relevantes acontecidos en 2012, cabría destacar la unión de Caja Laboral Popular e Ipar Kutxa Rural y el nacimiento de Cajas Rurales Unidas, creada a partir de la fusión de Cajamar y Caja Rural del Mediterráneo, colocando a la nueva caja entre las 20 mayores entidades por número de activos de España. Unión que posteriormente daría lugar a la creación de un nuevo grupo cooperativo: Grupo Cooperativo Cajas Rurales Unidas, el mayor de nuestro país.

Centrándonos en la evolución del número de entidades, la reestructuración está resultando ser más tenue que en el sector de las cajas de ahorros, manteniéndose, muy al contrario de lo que está ocurriendo en este otro sector, su modelo de negocio. Del total de las 81 cooperativas de crédito que operaban en 2009, 18 han venido participando en alguno de los procesos de fusión y creación de nuevas entidades, y 38 han formado parte de algún grupo cooperativo (diciembre 2012). Como resultado, el sector cuenta con 68 cooperativas de crédito, de las cuales 31 forman parte de alguno de los tres

grupos cooperativos existentes: Grupo Cooperativo Cajas Rurales Unidas, Grupo Cooperativo Ibérico y Grupo Cooperativo Solventia.

Si por algo se esta caracterizando el sector de las cooperativas de crédito dentro del sistema financiero español es por la solvencia y capitalización de sus entidades, sus bajos índices de morosidad y estar realizando el proceso de integración más importante de su historia sin haber necesitado ayuda por parte de fondos públicos.

En el cuadro 4 se recoge información relativa a la evolución de los procesos de reestructuración del total de las cooperativas de crédito españolas (diciembre de 2012), donde se refleja tanto la creación de nuevas entidades como los grupos cooperativos, figura ésta propia del sector cooperativo, pero que, como se ha visto, no había sido empleada hasta estos últimos años.

Cuadro 4. Procesos de reestructuración de las Cooperativas de Crédito.

2009	2010	2011	2012
Cajamar Caja Rural	Cajamar Caja Rural	Cajamar Caja Rural	Cajas Rurales Unidas, S.C.C.
Caja Rural de Baleares			
Caja Campo, Caja Rural			
Caja Rural Castellón San Isidro, S.C.C.V.			
Caja Rural del Mediterráneo S.C.C.			
Caja Rural de Casinos, S.C.C.V.			
Caja de Crédito de petrel Caja Rural C.C.V.			
Caixa Rural de Turís, C.C.V.			
Caixa Rural Albalat dels Sorells C.C.V.			
Caja Rural de Canarias S.C.C.			
Caja Rural Católico Agraria S.C.C.V.			
Crédit Valencia Caja Rural C.C.V.			
Caixa Rural S. Josep de Vilavella S.C.C.V.			
Caja Rural S. Isidro de Vilafamés S.C.C.V.			
Caja Rural S. José de Nules S.C.C.V.			
Caja Rural S. Roque de Almenara S.C.C.V.			
Caja Rural S. José de Burriana S.C.C.V.			
Caja Rural S. Jaime Alquerías Niño Perdido S.C.C.V.			
Caja Rural de Alginet S.C.C.V.			
Caja Rural La Junquera de Chilches S.C.C.V.			
Caixa Rural de Callosa d'en Sarrià C.C.V.			
Caixa Rural Torrent C.C.V.			
Caja Rural de Cheste S.C.C.			
Caixa Rural Altea C.C. V.			
Caja Rural de Villar C.C.V.			
Caixa Rural S. Viçent Ferrer de La Vall d'Uixò C.C.V.			
Caixa Rural la Vall "San Isidro" S.C.C.V.			

2009	2010	2011	2012
Caja Rural de Aragón			Nueva Caja Rural de Aragón S.C.C.
Caja Rural Aragonesa y de los Pirineos	Caja Rural Aragonesa y de los Pirineos		
Caixa dels Advocats- Caja de los Abogados S.C.C.			
Caja Rural del Sur S.C.C.			
Caja Rural de Extremadura S.C.C.			
Caja Rural de Córdoba S.C.C.			
Caixa Rural Gallega S.C.C.L.G.			
Caja Rural de Navarra S.C.C.			
Caja Rural de Albacete	Caja Rural de Albacete	Caja Rural de Albacete, Ciudad Real y Cuenca S.C.C.	
Caja Rural de La Roda			
Caja Rural de Ciudad Real S.C.C.			
Caja Rural de Cuenca S.C.C.			
Caja Rural de Almedralejo S.C.C.			
Caja Rural de Cañete de las Torres Ntra. Sña. Del Campo S.C.A.			
Caja Rural Ntra. Sña. del Rosario S.C.A.C.			
Caja Rural Baena Ntra. Sña. Guadalupe S.C.C.A.			
Caja Rural de Utrera S.C.A.C.			
Caja Rural "Ntra. Madre del Sol" S.C.A.			
Caja Rural de Burgos S.C.C.			Caja Rural de Burgos, Fuentepelayo, Segovia y Casteldans, S.C.C.
Caja Rural de Segovia C.C.			
Caja Rural de Fuentepelayo S.C.C.			
Caja Rural de San Fortunato S.C.C.C.I.			
Caja Laboral Popular C.C.			Caja Laboral Popular C.C.
Ipar Kutxa Rural			
Caja Rural de Toledo, S.C.C.		Caja Rural Castilla-La Mancha S.C.C.	
Caixa Popular-Caixa Rural S.C.C.V.			
Caixa Rural Benicarló S.C.C.V.			
Caixa Rural Les Coves de Vinromà S.C.C.V.			
Caixa Rural Vinarós S.C.C.V.			
Caja de Arquitectos S.C.C.			
Caja Rural de Casas Ibáñez S.C.C. Castilla-La Mancha			
Caja Rural S. José de Almassora S.C.C.V.			

2009	2010	2011	2012
Caja Rural Ntra. Sña. La Esperanza de Onda S.C.C.V.			
Caja Rural de Betxí S.C.C.V.			
Caja Rural de Guissona S.C.C.			
Caja Rural de Villamalea S.C.C.A. Castilla-La Mancha			
Caja de Crédito Cooperativo S.C.C.			
Caja Rural de Albal C.C.V.			
Caixa Rural de l'Alcudia S.C.V.C.			
Caja Rural S. José de Alcora S.C.C.V.			
Caja Rural Comarcal de Mota del Cuervo S.C.L.C.A.			
Caixa Rural d'Algemesí, S.C.V.C.			
Caja Rural de Jaén, Barcelona y Madrid S.C.C.			
Caja Siete, Caja Rural S.C.C.			
Caja Rural de Teruel S.C.C.			
Caja Rural de Zamora C.C.			
Caja Rural de Gijón C.C.			
Caja Rural de Salamanca S.C.C.			
Caja Rural de Soria S.C.C.			
Caja Rural R. S. Agustín de Fuente Álamo M.S.C.C.			
Caja Rural de Granada S.C.C.			
Caixa de C. dels Enginyers-C.C. Ingenieros S.C.C.			
Caja Rural de Asturias S.C.C.			
Caja Rural Central S.C.C.			

-  Grupo Cooperativo Cajas Rurales Unidas
-  Grupo Cooperativo Ibérico
-  Grupo Cooperativo Solventia

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos proporcionados por la Unión Nacional de Cooperativas de Crédito (2009-2012).

1.6. Cambios sufridos en las principales entidades financieras españolas.

Hasta el momento se ha realizado un análisis de los procesos de reestructuración del sistema bancario español prestando una mayor atención a la evolución sectorial, sin considerar aspectos o problemas propios de cada entidad. Esta diferenciación es importante pues, como hemos comentado a lo largo de las páginas anteriores, no todos los movimientos de integración han sido consecuencia de la necesidad por evitar una situación de insolvencia o de quiebra potencial, ni por el hecho de cumplir con la obligación de las sucesivas normas que se han ido sucediendo en los últimos cinco años.

Han existido otras motivaciones por las que algunas entidades de crédito han participado en las fusiones y concentraciones acontecidas en el sector: aprovechar unas marcas muy implantadas en determinadas zonas para operar y/o ganar nuevas cuotas en esos mercados; poseer diferentes marcas comerciales en un momento en el que se ha reducido notablemente el número de jugadores en el sistema financiero español; en el caso de los grupos financieros la oportunidad de desarrollar una profunda reestructuración entre sus entidades para reducir costes; beneficiarse de la venta por parte del Estado de entidades intervenidas; obtener importantes plusvalías contables de la compra de entidades que se encuentran en una situación delicada; ante la crisis del sector, tratar de diversificar y probar nuevas oportunidades de negocio, etc.

Según esto, no todas las entidades financieras que han participado en la reestructuración del sistema bancario español van a ser empresas consideradas con problemas en el posterior análisis empírico al respecto. Como se profundizará posteriormente, a tal efecto sólo se tratarán como instituciones con problemas aquellas que durante los años considerados hayan sido nacionalizadas y/o intervenidas, hayan recibido inyección de capitales públicos o hayan sido entidades que con déficit de capital y, que ante la disyuntiva de entrada de fondos públicos, apostaron por iniciar un trámite de fusión con una entidad con superávit. Para conocer mejor la realidad propia de cada entidad, a continuación se muestra un breve resumen de los cambios que se han ido produciendo en el sector, detallando el estado de las principales entidades financieras españolas.

Cuadro 5. Procesos de reestructuración de las principales entidades financieras españolas.

2009	2010	2011	2012	2013
<p>Caja Madrid: Rodrigo Rato se convierte en su nuevo presidente. Liderará la fusión con otras Cajas creando la entidad Bankia.</p> <p>Bancaja: Inicialmente se apuesta por una fusión con la CAM que no se llegará a materializarse, optando finalmente por la fusión con Caja Madrid.</p> <p>La Caja de Canarias: Aunque inicialmente negocia formar un SIP con Caja Rioja y CAI, al final escoge unirse al grupo liderado por Caja Madrid.</p> <p>Caixa Laietana: Estando su fusión con Caixa del Penedés muy avanzada, finalmente opta por la fusión con Caja Madrid.</p> <p>Caja de Ávila: Inicia negociaciones para integrarse en un SIP con diferentes Cajas castellano y leonesas. Sin embargo, al final se aprueba su fusión con el grupo de Caja Madrid.</p> <p>Caja Segovia: Al igual que Caja de Ávila, y tras la fallida fusión fría de Cajas castellano y leonesas, opta por la fusión con Caja Madrid.</p> <p>Caja Rioja: Inicialmente negocia formar una fusión fría con La Caja de Canarias y CAI, pero finalmente opta por unirse al grupo Banco Financiero y de Ahorros.</p>	<p>Bankia (2): En el año 2010 se crea el Banco Financiero y de Ahorros con una inyección de ayudas del FROB cercana a los 4.465 millones de euros. Se trataría de la mayor Caja de Ahorros de España en número de activos y nace de la unión de siete entidades financieras españolas, todas están expuestas al ladrillo.</p>	<p>Bankia (2): A principios de 2011 se presenta su nuevo nombre comercial: Bankia. Y a mediados de ese mismo año se convierte en la primera entidad fusionada que sale a Bolsa con el fin de captar 4.000 millones para recapitalizarse. La operación resultará ser un fracaso.</p>	<p>Bankia (2): A mediados de 2012 el FROB nacionaliza el Banco Financiero y de Ahorros, matriz de Bankia. La operación es rechazada por Rodrigo Rato, que abandona la entidad y es sustituido por José Ignacio Goirigolzarri. Finalmente la crisis en Bankia acabará con una petición de ayuda al fondo de rescate europeo, siendo necesario inyectar casi 18.000 millones de euros a la entidad a finales de año.</p>	<p>Bankia (2): Tiene lugar una ampliación de capital de más de 10.000 millones de euros tras la conversión en acciones de preferentes y deuda subordinada. Esta conversión y la posterior caída de los títulos durante los primeros días en Bolsa han supuesto grandes pérdidas para los dueños de esos títulos.</p>
<p>La Caixa: Compra el grupo de seguros médicos Adeslas y cede al grupo francés Suez el control de Aguas de Barcelona (Agbar).</p> <p>Caixa Girona: Tras rechazar fusionarse con otras pequeñas Cajas de Ahorros catalanas, opta por integrarse en La Caixa.</p> <p>Caja Sol: Tras el fallido intento del Gobierno de Andalucía de fusionar Caja Sol y Unicaja, finalmente opta unirse a Caja de Guadalajara.</p> <p>Caja de Guadalajara: Se fusiona con Caja Sol, para posteriormente unirse al grupo Banca Cívica.</p> <p>Caja Navarra: Tras ser una de las Cajas con mayor expansión antes de la crisis, liderará la creación del grupo Banca Cívica.</p> <p>Caja de Burgos: Inicia negociaciones para integrarse en un SIP con diferentes Cajas castellano y leonesas. Sin embargo, acabará uniéndose al grupo Banca Cívica.</p> <p>Caja Canarias: Tras meses de negociaciones finalmente acabará formando parte del que será el grupo Banca Cívica.</p> <p>Banco de Valencia: A pesar de que parecía no verse afectado por la crisis, en 2009 el Banco tuvo que comprar sus propias acciones para evitar que éstas se desplomasen en el mercado.</p>	<p>La Caixa: Será en mayo de este año cuando La Caixa finalice el proceso de absorción sobre Caixa Girona.</p> <p>Caja Sol: En diciembre de 2010 Caja Sol termina incorporándose al grupo Banca Cívica.</p> <p>Banca Cívica: La integración de Caja Navarra, Caja Burgos y Caja Canarias da lugar en abril de este año a la creación de Banca Cívica (junto con Caja Sol en diciembre). El FROB aporta 977 millones comprando participaciones preferentes convertibles emitidas por el grupo, apoyando así la integración de Caja Sol.</p> <p>Banco de Valencia: Pasa a integrarse bajo el grupo Bankia al ser parte de Bancaja. Se señala a la entidad como principal culpable de la dependencia al ladrillo del grupo.</p>	<p>Caixabank: En junio de 2011 finaliza la segregación y cesión de todo el negocio de banca minorista del negocio de La Caixa en CaixaBank, completando así la reestructuración del grupo.</p> <p>Banca Cívica: En julio de 2011 sale a Bolsa con el fin de captar los 1.000 millones que necesita para recapitalizarse. La operación no logrará convencer a los inversores e incluso acabará denunciada ante los tribunales por parte del partido político UPyD.</p> <p>Banco de Valencia (1): Ante la urgente necesidad de capital por valor de 3.000 millones de euros, el Banco de Valencia será intervenido por el Banco de España en noviembre de este año.</p>	<p>Caixabank: Tras adquirir Banca Cívica en marzo de 2012 por 979 millones de euros (eliminando la marca), en noviembre de este mismo año se le adjudica el Banco de Valencia por un euro.</p> <p>Banco de Valencia: En noviembre el FROB inyecta 4.500 millones en la entidad, posteriormente será traspasado a CaixaBank por el precio simbólico de un euro.</p>	<p>Caixabank: A comienzos del presente año se materializa la adquisición del Banco de Valencia (manteniendo la marca). Además, se procede a la devolución de los 977 millones de euros inyectados por el FROB a Banca Cívica en 2010.</p>

2009	2010	2011	2012	2013
<p>Caja Inmaculada de Aragón (CAI): En un primer momento desecha la opción de fusionarse con Ibercaja con el fin de unirse a las otras dos Cajas de la Iglesia (Caja Círculo y Caja Sur, sin embargo los problemas de esta última extinguen tal operación).</p> <p>Caja Círculo de Burgos: Inicia negociaciones para integrarse en un SIP con diferentes Cajas castellano y leonesas. Sin embargo, acabará uniéndose al grupo Caja 3.</p> <p>Caja de Badajoz: Tras especulaciones sobre una posible fusión con Caja Extremadura, finalmente opta por formar parte de Caja 3.</p> <p>Ibercaja: Se negocia, sin éxito, la fusión con Caja Castilla-La Mancha (antes de su intervención) y CAI.</p>	<p>Caja 3: A finales de 2010 se crea mediante un SIP Caja 3, nueva entidad financiera con sede en Zaragoza.</p> <p>Ibercaja: Inicia negociaciones con Unicaja para una posible fusión pero no llegan a materializarse en ningún acuerdo.</p>	<p>Caja 3: La entidad resultante comienza a operar el 1 de enero de 2011. Y en julio de ese año aparece entre las entidades que suspenden las pruebas de estrés, exponiéndose a una recapitalización.</p> <p>Ibercaja Banco: En julio de 2011 se aprueba la creación de Ibercaja Banco S.A.U. y el traspaso de la actividad financiera de la Caja de Ahorros a la nueva entidad.</p>	<p>Caja 3: Tras obtener de Europa 407 millones de ayuda, en noviembre de 2012 se dan los primeros pasos para su integración con Ibercaja Banco.</p> <p>Ibercaja Banco: Romperá su acuerdo de fusión con Liberbank (tras el informe de Oliver Wyman) mientras siguen las negociaciones para fusionarse con Caja 3.</p>	<p>Ibercaja Banco: Finalmente Caja 3 es absorbida por Ibercaja banco pasando a formar parte del mismo.</p>
<p>Caja España: Inicia negociaciones para integrarse en un SIP con diferentes Cajas castellano y leonesas. Finalmente Caja España y Caja Duero acuerdan su unión.</p> <p>Caja Duero: Tras la fallida fusión fría de las Cajas castellano y leonesas, se acaba optando por la unión con Caja España.</p> <p>Unicaja: Ante las presiones políticas (tanto desde el Gobierno regional como nacional) se inicia un proceso de fusión entre Unicaja y Caja Castilla-La Mancha, en serios problemas. Finalmente, la situación de CCM hace que se rompan negociaciones.</p> <p>Caja Jaén: Pretendida por las grandes Cajas de la región, en julio de 2009 inicia negociaciones para fusionarse con Unicaja.</p>	<p>Caja España de Inversiones, Salamanca y Soria (CEISS): Con la fusión de Caja España y Caja Duero en marzo de 2010 se crea el banco CEISS, integración que requiere una ayuda del FROB de 525 millones.</p> <p>Unicaja: A comienzos de 2010 se materializa la fusión con Caja Jaén a la vez que se está en plenas negociaciones de unión con la Caja cordobesa Cajasur, sin embargo, esta última rechazará la fusión con Unicaja exponiéndose a ser intervenida.</p>	<p>Banco de CEISS: Tras aprobarse su integración con Unicaja en abril de 2011, las duras condiciones impuestas por la Caja malagueña retrasan un proceso de fusión que parecía inminente.</p> <p>Unicaja Banco: En julio de 2011 se ve reforzada al aparecer entre las entidades con mejores notas en las pruebas de estrés europeas colocándola a la cabeza de las entidades españolas, y solamente superada por la Banca March.</p>	<p>Banco de CEISS: Tiene lugar un segundo acuerdo de fusión con Unicaja en marzo de 2012, el cual queda sin efecto después de que Bruselas aprobase el plan de reestructuración y recapitalización de la entidad, que se traducía en una inyección del FROB de 604 millones de euros a la vez que la entidad se comprometía a acometer una profunda reestructuración.</p> <p>Unicaja Banco: Tiene lugar un segundo acuerdo de fusión con Banco CEISS, el cual se anula a finales de año. Incluso se llega a hablar de una posible fusión con Ibercaja.</p>	<p>Unicaja Banco: Finalmente, a mediados de año todo parece indicar que se dará la integración de Unicaja con el Banco CEISS. La integración supondrá duras mediadas en términos de reducción de plantilla y de quitas a los preferentistas.</p>
<p>Caja de Ahorros del Mediterráneo (CAM) (1): Inicialmente se apuesta por una fusión con Bancaja aunque ésta nunca estará cerca de materializarse.</p> <p>Banco Sabadell: Adquiere el Mellon United National Bank para diversificar su actividad y reforzar su presencia en los EEUU.</p> <p>Banco Guipuzcoano: En 2009 sus beneficios caerán más del 50%, debido a la crisis económica, teniendo que cerrar oficinas y despedir personal.</p> <p>Banco Gallego: La entidad estaba pendiente de las negociaciones de fusión entre Caixa Galicia y CaixaNova, encontrándose el 50% de sus acciones en manos de esta última.</p>	<p>CAM: Durante 2010 la CAM llegaría a un acuerdo de fusión fría con Cajastur, Caja Extremadura y Caja Cantabria. A finales de año, se rompen las negociaciones para su inclusión en Banco Base.</p> <p>Banco Sabadell: En noviembre de 2010 adquiere el Banco Guipuzcoano por el 100% de su valor en Bolsa (730 millones de euros).</p> <p>Banco Gallego: Resultado de la fusión entre CaixaNova y Caixa Galicia pasa a integrarse bajo el grupo NovaCaixa Galicia.</p>	<p>Banco CAM: En abril de 2011 pide 2.800 millones al FROB convirtiendo la Caja en banco para dar entrada al Gobierno. No obstante su mala situación hace que el rescate se eleve hasta los 5.249 millones bajo la intervención del Fondo de Garantía de Depósitos.</p> <p>Banco Sabadell: Una vez integrado en el grupo Banco Guipuzcoano prosigue su expansión en los EEUU con la adquisición del Lidian United Bank de Miami.</p> <p>Banco Gallego: NovaGalicia Banco posee el 50% de su accionariado cuando es nacionalizada por el FROB al no conseguir el capital necesario para evitarlo.</p>	<p>Banco Sabadell: Adquiere la CAM por 1 euro en diciembre de 2011 después de que el Fondo de Garantías de Depósitos tuviera que inyectar en la Caja 5.249 millones.</p> <p>Banco Gallego: A finales de 2012 y ante una nueva inyección de 5.000 millones de euros en NovaGalicia Banco, el FROB anuncia la intención de subastar la entidad, la cual se encuentra nacionalizada prácticamente al 100%.</p>	<p>Banco Sabadell: En abril de 2013 el Banco Sabadell se hace con el Banco Gallego por un precio simbólico de un euro. El montante final de ayudas públicas para su saneamiento se cifra en 345 millones de euros. Además, incorpora las oficinas de Caixa Penedés en Cataluña y Aragón tras su adquisición a Banco Mare Nostrum.</p>

2009	2010	2011	2012	2013
<p>Cajasur (1): Con los rumores de su mala situación de fondo negocia con distintas entidades una posible fusión, en especial con Unicaja.</p>	<p>Cajasur (1): Los frustrados intentos de fusión terminan con la intervención de la entidad en mayo de 2010 por parte del Banco de España. Posteriormente será comprada por BBK.</p>	<p>BBK: Tras varios intentos fallidos las asambleas de BBK, Kutxa y Vital Kutxa aprueban en marzo de 2011 una fusión fría entre las tres entidades, creando la quinta Caja española por volumen de activos.</p>	<p>Kutxabank: Tras la fusión fría de BBK, Kutxa y Vital Kutxa, en enero de 2012 nace Kutxabank. En septiembre de este mismo año la entidad se verá reforzada tras la auditoría de Oliver Wyman que la sitúa como la entidad más solvente de los bancos españoles.</p>	<p>Kutxabank: La entidad cierra el primer trimestre del año con unos beneficios positivos, aunque mercados respecto años anteriores a raíz de llevar a cabo nuevas dotaciones.</p>
<p>BBK: Tras aprobarse su integración con Kutxa, la negativa obtenida en la asamblea de esta última Caja anula un proceso de fusión que parecía inminente.</p>	<p>BBK: Adquiere el control de Cajasur tras recibir 392 millones de euros del FROB. Esta operación supone convertirse en la séptima entidad española por volumen de activos.</p>	<p>Kutxa: Tras varios intentos fallidos las asambleas de BBK, Kutxa y Vital Kutxa aprueban en marzo de 2011 una fusión fría entre las tres entidades, creando la quinta Caja española.</p>		
<p>Kutxa: Los consejos de BBK y Kutxa aprueban la fusión de ambas entidades pero la asamblea de la caja guipuzcoana frustra la operación al no respaldarla con los dos tercios necesarios.</p>	<p>Kutxa: Tienen lugar negociaciones con Caja Vital para la formación de un SIP que respete las marcas comerciales de las entidades. Finalmente, la Kutxa opta por romper negociaciones.</p>	<p>Vital Kutxa: Tras varios intentos fallidos las asambleas de BBK, Kutxa y Vital Kutxa aprueban en marzo de 2011 una fusión fría entre las tres entidades.</p>		
<p>Vital Kutxa: Aunque presionada para integrarse con las otras dos Cajas vascas, Caja Vital se muestra contraria a tal operación.</p>	<p>Vital Kutxa: propone a la Kutxa la integración de ambas entidades en un SIP respetando la marca de las entidades, operación que no se materializará.</p>			
<p>Caja Murcia: Tras intentar una fusión de urgencia con Caja Sur, acabará liderando la unión de Cajas mediterráneas.</p>				
<p>Caixa Penedés: Tras las fallidas negociaciones de fusión con Caixa Laietana (que acaba integrándose dentro del grupo Bankia), opta por integrarse con otras Cajas mediterráneas.</p>	<p>Banco Mare Nostrum (BMN): A finales de 2010 tiene lugar la creación de Banco Mare Nostrum a través de un SIP entre Caja Murcia, Caixa Penedés, Caja Granada y Caja Baleares. Para la realización de esta operación el grupo recibió 915 millones de euros por parte del FROB.</p>	<p>Banco Mare Nostrum (BMN): Aunque las pruebas de estrés de julio de 2011 refuerzan a la entidad de cara a posibles inversores, ésta solamente conseguirá por la mínima obtener el capital necesario para evitar una posible intervención.</p>	<p>Banco Mare Nostrum (BMN): En diciembre de 2012 Bruselas aprueba su plan de reestructuración en el que establece que la entidad debe reducir su tamaño y salir a Bolsa. BMN precisa de una inyección de capital público.</p>	<p>Banco Mare Nostrum (BMN): En marzo de 2013 el FROB inyecta 730 millones de euros en la entidad. El Banco Sabadell compra su negocio en Cataluña y Aragón, en manos de Caixa Penedés.</p>
<p>Caja Granada: Después de distintas negociaciones de fusión con otras cajas andaluzas (especialmente la malaqueña Unicaja), opta por unirse a otras cajas mediterráneas para formar el Banco Mare Nostrum.</p>				
<p>Caja Baleares/Sa Nostra: Cuando su fusión con Caja Navarra y Caja de Burgos parecía inminente para la creación de Banca Cívica, se rompen negociaciones y se une al grupo de Cajas mediterráneas.</p>				
<p>Caixa Sabadell: Lleva acabo negociaciones para fusionarse con Caixa Terrasa y Caixa Manlleu para crear Unnim.</p>	<p>Unnim: El 1 de junio de 2010 se crea Unnim como resultado de la fusión entre Caixa Sabadell, Caixa Terrasa y Caixa Manlleu. El FROB debe inyectar 380 millones de euros.</p>	<p>Unnim Banc (2): Ante la incapacidad para recapitalizarse por medios privados, el FROB debe inyectar en la entidad 568 millones de euros, haciéndose con el 100% del control de la entidad.</p>	<p>BBVA: El BBVA adquiere por la cantidad de un euro Unnim Banc. El Fondo de Garantía de Depósitos asumirá el pago de los 953 millones de euros inyectados por el FROB a Unnim Banc, a la vez que se hará cargo del 80% de las pérdidas de los activos inmobiliarios dudosos de la entidad.</p>	<p>BBVA: Tras finalizarse el proceso de integración de Unnim al grupo BBVA, a mediados de 2013 finalmente desaparece la marca comercial Unnim.</p>
<p>Caixa Terrassa: Negocia con Caixa Sabadell y Caixa Manlleu para crear Unnim.</p>				
<p>Caixa Manlleu: Negocia con Caixa Sabadell y Caixa Terrasa para crear Unnim.</p>				
<p>BBVA: En agosto de 2009 adquiere, a través de su filial BBVA Compass, el Guaranty Bank de Austin, diversificando su actividad y reforzando su presencia en los EEUU.</p>	<p>BBVA: Continúa con su política de expansión al adquirir el 25% del banco turco Garanti. Además se convertirá en patrocinador de la NBA por un montante de 100 millones de dólares. El banco supera con sobresaliente los test de estrés realizados a mediados de año por la European Banking Authority (EBA).</p>	<p>BBVA: En noviembre de 2011 Standard & Poor's, Moody's y Fitch rebaja la nota del banco junto a otras grandes entidades financieras mundiales en plena crisis de la eurozona.</p>		

2009	2010	2011	2012	2013
<p>Caixa Catalunya: Con rumores de su excesiva exposición al sector inmobiliario de fondo y controlada por la Diputación de Barcelona (PSC) negocia con distintas entidades una posible fusión.</p> <p>Caixa Tarragona: Controlada por la Diputación de Tarragona (CiU), tras una larga negociación finalmente accede a una fusión con Caixa Catalunya.</p> <p>Caixa Manresa: De fundación privada, opta por integrarse con otras Cajas catalanas.</p>	<p>Catalunya Caixa: El 1 de julio de 2010 se crea la entidad Catalunya Caixa. Un mes más tarde el FROB aprueba la ayuda solicitada por la Caja de 1.315 millones de euros, ayuda condicionada a la conversión en banco del negocio financiero de la entidad.</p>	<p>Catalunya Banc (2): El 30 de septiembre de 2011, y ante la imposibilidad de recapitalizarse según lo establecido en la Ley, el banco debe recurrir de nuevo al FROB que inyecta 1.718 millones de euros, operación que da lugar a la nacionalización de la entidad (control sobre el 90% de sus acciones).</p>	<p>Catalunya Banc (2): A mediados de diciembre de 2012 el FROB se queda con la totalidad de las acciones del banco por 1 euro y convierte en acciones los 1.200 millones inyectados a través de la emisión de preferentes. De esta manera se alcanzan los requisitos impuestos desde Bruselas para recibir los 9.080 millones para su recapitalización.</p>	<p>Catalunya Banc (2): A Julio de 2013 el Banco de España aún sigue buscando un comprador para el banco; de no conseguirlo deberá liquidarlo antes de 2017.</p>
<p>Caixa Galicia: A finales de 2009 el Banco de España detecta un agujero en la entidad fruto de la mala gestión y la alta exposición a la burbuja inmobiliaria. Ante esta situación la entidad deberá elegir entre fusionarse con su rival (Caixanova) o ser intervenida.</p> <p>Caixanova: Se la presiona desde la Junta de Galicia y el Banco de España para fusionarse con Caixa Galicia, finalmente la entidad acabará cediendo.</p>	<p>Novacaixagalicia: Se materializa el acuerdo de fusión entre Caixanova y Caixa Galicia, evitando de esta forma la intervención a esta última. La nueva entidad resultante de la unión de ambas Cajas recibe el nombre de Novacaixagalicia.</p>	<p>Novagalicia Banco (2): Ante la incapacidad de la entidad para conseguir recapitalizarse a través de fondos privados, el FROB debe intervenir en la entidad realizando una segunda inyección de capital por valor de 2.465 millones (la primera se cifró en 1.162 millones). El Estado pasa entonces a controlar el 93% del capital.</p>	<p>Novagalicia Banco (2): A finales de este año el FROB ejecuta una nueva inyección de capitales, ahora por valor de 5.425 millones de euros de ayudas procedentes del MEDE, pasando a controlar el 100% de la entidad</p>	<p>Novagalicia Banco (2): A julio de 2013, y al igual que ocurre con Catalunya Banc, el Banco de España sigue buscando comprador para esta entidad.</p>
<p>Caja Castilla-La Mancha (CCM) (1): En marzo de 2009 el Banco de España acude en ayuda de Caja Castilla-La Mancha ante sus problemas de liquidez, convirtiéndose en la primera entidad financiera intervenida en España consecuencia de la actual crisis económica.</p> <p>Cajastur: En noviembre de 2009 Cajastur adquiere la intervenida Caja Castilla-La Mancha tras ser subastada por el Banco de España.</p>	<p>Cajastur: En 2010 Cajastur negocia una fusión fría junto a la Caja de Ahorros del Mediterráneo, Caja Extremadura y Caja Cantabria para formar el grupo Banco Base. Este proyecto terminará fracasando por la incertidumbre sobre la situación por la que pasaba la CAM.</p>	<p>Liberbank: En marzo de 2011 nace Liberbank bajo la forma de SIP en el que participan Cajastur (que lidera el grupo), Caja Extremadura y Caja Cantabria. La nueva entidad conseguirá los nuevos requerimientos de capital exigidos sin acceder a la inyección de fondos públicos.</p>	<p>Liberbank: En mayo de 2012 se aprueba la fusión de la entidad con Caja 3 e Ibercaja. Sin embargo, dicho acuerdo se cancela en octubre de ese mismo año como consecuencia del resultado de la auditoría de Oliver Wyman. Finalmente se acordará una inyección de 124 millones de euros por parte del fondo de rescate europeo a cambio de una reestructuración de su negocio y el abandono de la actividad inmobiliaria.</p>	<p>Liberbank: Sale a Bolsa el 16 de mayo de 2013 canjeando participaciones preferentes y deuda subordinada por acciones de la entidad. Cierra la sesión con una capitalización de 734 millones de euros.</p>
<p>Caja de Extremadura: Tras especulaciones sobre una posible fusión con Caja Badajoz nunca llega a concretarse ninguna operación.</p>	<p>Caja de Extremadura: Negocia con Caja de Ahorros del Mediterráneo, Cajastur y Caja Cantabria para formar el grupo Banco Base. Finalmente, la CAM terminará cayendo del acuerdo.</p>			
<p>Caja Cantabria: Tiene abiertos varios frentes para formar parte en los diferentes procesos de integración que acontecen en el sector.</p>	<p>Caja Cantabria: Negocia con Caja de Ahorros del Mediterráneo, Cajastur y Caja Extremadura integrarse bajo un SIP para formar el Banco Base. Finalmente, la primera quedará excluida del acuerdo.</p>			
<p>Caixa Ontinyent: Con algo más de 900 millones de activo, solamente representa el 0,08% del total del sector de las Cajas de Ahorros españolas.</p>	<p>Caixa Ontinyent: Obtiene unos beneficios en 2010 cercanos a los 3,5 millones de euros, lo que supone una caída del 21% respecto a los del año anterior.</p>	<p>Caixa Ontinyent: Según avanzan los diferentes procesos de integración, opta por permanecerse como mera observadora. Su intención es mantenerse independiente mientras sus cifras lo permitan.</p>	<p>Caixa Ontinyent: En 2012 la Caja cuenta con 47 oficinas, todas ellas en la Comunidad Valenciana.</p>	<p>Caixa Ontinyent: Se convierte junto a la Caixa de Pollença en las únicas Cajas que sobreviven al proceso de reestructuración del sector. Se caracteriza por su limitación geográfica y una apuesta por la banca minorista.</p>
<p>Colonya Caixa Pollença: Con algo más de 300 millones de activo, únicamente representa el 0,03% del total del sector de las Cajas de Ahorros españolas.</p>	<p>Colonya Caixa Pollença: Obtiene unos beneficios en 2010 cercanos a 1,5 millones, lo que supone una caída del 9% respecto al año 2009.</p>	<p>Colonya Caixa Pollença: Según van avanzando los procesos de fusión, opta por permanecerse como mera observadora. Su intención, al igual que Caixa Ontinyent, es mantenerse independiente mientras sus cifras lo permitan.</p>	<p>Colonya Caixa Pollença: A finales de 2012 la entidad contaba con 21 oficinas, todas ellas en las Islas Baleares.</p>	<p>Colonya Caixa Pollença: Es, junto a Caixa Ontinyent, superviviente del proceso de reestructuración del sector. Se caracteriza por su limitación geográfica y una apuesta por la banca minorista.</p>

2009	2010	2011	2012	2013
Banca March: Banco familiar dirigido a la banca privada, gestión de patrimonios y banca de empresas. En 2009 obtendrá unos beneficios superiores a los 32 millones de euros.	Banca March: En las pruebas de resistencia al sector bancario de 2010 obtiene la mayor solvencia de todas las entidades financieras españolas con un ratio Tier 1 del 19,7%.	Banca March: En las segundas pruebas de resistencia de julio de 2011 se erige como la entidad más solvente de Europa con un Tier 1 del 23,5% (27,8% teniendo en cuenta las provisiones).	Banca March: Quedará al margen de la auditoría de Oliver Wyman por su baja exposición crediticia y su elevado ratio de capital.	Banca March: En los primeros meses de 2013 vuelve a obtener beneficios tras registrar pequeñas pérdidas en 2012. Además, aumentará su core capital.
Banco Popular: En mayo de 2009 decide absorber su última filial: el Banco de Andalucía.	Banco Popular: 2010 es un año duro para la entidad con una reducción de beneficios respecto al año anterior cercana al 28%, convirtiéndose en una de las entidades españolas que más ve mermados sus beneficios en 2010.	Banco Popular: En Otoño de 2011 el Banco Popular anuncia una "OPA amistosa" sobre el Banco Pastor.	Banco Popular: Aprueba un plan de saneamiento para no solicitar ayudas públicas de ningún tipo. Entre las medidas propuestas destacan la creación de un "banco malo" propio, la suspensión del pago del dividendo de 2012 y una ampliación de capital de 2.500 millones.	Banco Popular: Tras las pérdidas registradas en 2012, la entidad parece remontar durante los primeros meses de 2013 con un beneficio de 104 millones de euros. Se completa una ampliación de capital.
Banco Pastor: Tras años de gran crecimiento será una de las entidades bancarias en la que la crisis financiera haga más mella.	Banco Pastor: El banco gallego sufrirá un duro golpe en 2010 obteniendo unos beneficios en el ejercicio cercanos a los 45 millones de euros, lo que supone una caída de más del 50% respecto 2009.	Banco Pastor: Tras suspender las pruebas de resistencia de julio de 2011 (con la segunda peor nota de las entidades financieras españolas, después de la CAM), se ve obligado a aceptar la "OPA amistosa" de Banco Popular.		
Banco Santander: Completa la compra de Sovereign Bank con sede en Wyoming y vende su filial en Venezuela al gobierno de Hugo Chávez y sus participaciones en Cepsa. Además durante 2009 reducirá su plantilla en el departamento de financiación al consumo y en su filial de Reino Unido. Algunos de los fondos de sus clientes van a resultar perjudicados por la estafa piramidal de Madoff.	Banco Santander: Aprueba los test de estrés de 2010 con muy buena nota, destacando como el banco más solvente de España, presentando en el peor de los escenarios posibles un ratio de solvencia Tier 1 del 10%.	Banco Santander: En febrero de 2011 lanzará una OPA por el 100% del banco polaco Zachodni por 4.300 millones de euros. Además, venderá su filial colombiana y su negocio de seguros a Zurich.	Banco Santander: En diciembre de 2012 se anuncia la integración de Banesto y Banif en Banco Santander, dando lugar a una reestructuración interna del grupo y unificación de las redes comerciales de las de las dos entidades bajo la marca Santander.	Banco Santander: En mayo de 2013 los accionistas de Banesto canjean sus títulos por los del Santander; de este modo, Banesto se extingue y desaparece de la Bolsa, tras 110 años de historia.
Bankinter: Cierra 2009 con un beneficio neto cercano a los 260 millones de euros. A pesar de su escasa exposición al ladrillo la entidad deberá hacer grandes esfuerzos en materia de provisiones sobre sus activos del ladrillo.	Bankinter: Aprueba las pruebas de resistencia de 2010 con un Tier 1 del 7,5%.	Bankinter: Cerrará el año con un beneficio neto superior a 180 millones de euros, además, Bankinter reforzará sus niveles de solvencia con un 9,36% de capital principal.	Bankinter: Se verá reforzado tras la auditoría de Oliver Wyman, que le incluye entre aquellas entidades que no precisan de capital adicional para su recapitalización.	Bankinter: En febrero de 2013 se propone a la Junta de Accionistas una ampliación de capital por importe de 94 millones para aumentar su ratio de capital hasta alcanzar el 10,61%.
Grupo cooperativo Cajamar: En diciembre de 2009 se establece un acuerdo de fusión fría entre Cajamar Caja Rural, Caja Campo, Caja Rural de Casinos y Caixa Albalat. El grupo suma más de 26 mil millones de euros de activos, lo que supone alrededor del 30% del total de activos del sector de las cooperativas de crédito.	Grupo cooperativo Cajamar: Cajamar prosigue con su estrategia de expansión uniéndose a Caixa Rural de Balears, sumando al grupo 624 millones de euros en activos. Y se incorporará a la fusión fría Caixa Petrer, con más de 100 millones de euros de activos.	Grupo cooperativo Cajamar: En el año 2011 tiene lugar una nueva fusión de Cajamar, ahora con la cooperativa de crédito valenciana Cajacampo, que suma 1.179 millones de euros en activos.	Cajas Rurales Unidas: A finales de este año, se crea Cajas Rurales Unidas que incorpora todas aquellas entidades procedentes del Grupo Cooperativo Cajamar y del Grupo Cooperativo Cajas Rurales del Mediterráneo, además de otras entidades como por ejemplo Caja Rural de Castellón.	Cajas Rurales Unidas: En 2013 se consolida el Grupo Cooperativo Cajas Rurales Unidas. Colocará con éxito más de 500 millones en los mercados de deuda.

Fuente: Elaboración propia a partir de los datos proporcionados por CECA, AEB, Unión Nacional de Cooperativas de Crédito y Banco de España.

CAPÍTULO 2. MODELOS DE ALERTA TEMPRANA: LITERATURA PREVIA.

En este capítulo se recoge una visión panorámica sobre la literatura anterior que guarda relación con los modelos de predicción de insolvencias bancarias. En primer lugar, se presenta una lista de trabajos relacionados con algunos de los modelos y métodos estadísticos más extendidos: modelo de análisis discriminante, de regresión logística y *probit*. Posteriormente, se ahondará en algunos de esos estudios para dar una visión más nítida sobre el desarrollo y el estado del arte de este tipo de investigaciones.

2.1. Diseño de modelos de alerta temprana sobre insolvencias bancarias: evolución.

A través de los años, los investigadores han utilizado una amplia variedad de métodos para predecir las insolvencias bancarias. Modelos de predicción de fracasos construidos sobre la base de una serie de datos bien externos o de mercado bien internos o contables. Los métodos estadísticos más usados a la hora de predecir estos fracasos bancarios son el análisis discriminante multivariado, la regresión logística y el modelo de respuesta *probit*. No obstante, a veces podemos encontrarnos con los modelos de riesgos proporcionales de Cox²⁴ o con aplicaciones de las conocidas como redes neuronales²⁵. No obstante, desde un punto de vista empírico los tres modelos

24 El modelo de riesgos proporcionales de Cox es una técnica estadística que permite identificar y evaluar la relación entre un conjunto de variables explicativas y la tasa de ocurrencia de un determinado suceso de interés. Además permite predecir las probabilidades de supervivencia para determinado individuo a partir del patrón de valores que presenten sus variables. Aunque este método está más desarrollado en el campo de la Medicina, también es empleado para identificar por anticipado entidades con dificultades (Shumway 1999; Wheelock y Wilson 2000), permitiendo estudiar y medir el tiempo que transcurre hasta la contingencia sometida a estudio.

25 Se entendería por red neuronal aquel método matemático empleado en estadística que, inspirándose en el circuito neuronal de los seres vivos, trata de obtener una predicción futura a partir de la observación, aprendizaje y respuesta coherente sobre una serie de datos y respuestas anteriores. En los últimos años algunos estudios (Cherkassky, Friedman y Wechsler, 1994; Ripley, 1996; etc.) han tratado de relacionar estas redes neuronales con las técnicas estadísticas más convencionales; y, aunque en la mayoría de los casos los resultados no fueron del todo concluyentes (Pitarque, Ruiz y Roy, 2000), parece ser que este tipo de procesos muestran una capacidad clasificatoria tan válida, incluso a veces superior, a otras técnicas estadísticas.

inicialmente citados son los que han imperado en los estudios sobre el sector financiero, tanto en el diseño de modelos de *credit scoring* para analizar el riesgo de los préstamos concedidos por las instituciones financieras como a la hora de anticipar anomalías en una determinada entidad de crédito.

Los primeros estudios de insolvencias bancarias se apoyaron fundamentalmente en la aplicación de modelos de análisis discriminante, siguiendo la estela iniciada por Altman (1968) para empresas no financieras: por ejemplo, Meyer y Pifer (1970), Rose y Kolari (1985), etc. No obstante, con el paso de los años parece que otros modelos han ganado protagonismo en investigaciones en todo el mundo, entre otros motivos porque las hipótesis estadísticas en las que se apoya el análisis discriminante, por un lado la normalidad de las variables independientes y, por el otro, la igualdad de las matrices de varianzas-covarianzas, son a menudo difíciles de cumplir. Por este motivo, y a medida que los programas estadísticos han ido avanzando, algunos investigadores han optado por la utilización de modelos *logit* y *probit*. En el caso del modelo de regresión logística o *logit*, a partir de Sinkey (1975), Martin (1977), etc. mientras que otros autores como Cole y Gunther (1998), Pantolone y Platt (1987), etc., se han decantado por los modelos de respuesta *probit*.

Los estudios de este tipo se han ido extendiendo durante los últimos años en todo el mundo, consecuencia de los efectos que una crisis en el sistema bancario puede tener para el conjunto del país. Porque los fracasos de entidades bancarias, por el papel que juegan en la economía, cabe que tengan la capacidad de propagar su crisis al resto de instituciones del sistema financiero y, por extensión, causar una crisis sistémica en el resto de la economía. Por estos motivos tanto desde organismos públicos como desde esferas académicas, compañías de inversiones, etc., se ha tratado de explicar y predecir, en la medida de lo posible, la situación de las entidades que configuran el sistema financiero de los distintos países. En los últimos treinta años se han realizado numerosos estudios sobre fracasos bancarios aplicando estos modelos, con diferentes finalidades y resultados de la investigación. Una búsqueda de publicaciones recientes de diferentes regiones y en distintos periodos de tiempo identifica los trabajos y metodologías que se recogen en el cuadro 6.

Cuadro 6. Principales estudios sobre dificultades bancarias aplicando discriminante, *logit* y/o *probit*: cuatro últimas décadas.

Década	Modelo Discriminante	Modelo <i>logit</i>	Modelo <i>probit</i>
70	Altman ²⁶ (1968) Meyer y Pifer (1970) Sinkey (1975) Sinkey (1978) Altman (1979)	Sinkey (1975) Martin (1977) Hanweck (1977)	Hanweck (1977)
80	Ohlson (1980) Rose y Kolari (1985) Laffarga <i>et al.</i> (1987)	Ohlson (1980) Maddala (1983) West (1985) Laffarga <i>et al.</i> (1987) Pantalone y Platt (1987) Abrams y Huang (1987) Kolari y Zardkoohi (1987) Rodríguez (1989) Cox y Snell (1989)	Bovenzi <i>et al.</i> (1983) Pantalone y Platt (1987)
90	García Pérez <i>et al.</i> (1995) Sriram y Etheridge (1996) Ahumada y Budnevich (1999)	Belongia y Gilbert (1990) Espahbodi (1991) Whalen (1991) Thompson (1991) Cramer (1991) Thompson (1992) Cole y Gunther (1993) Greene (1993) Cole y Gunther (1995) Sriram y Etheridge (1996) Gonzales-Hermosillo (1996) Pazarbasioglu y Billings (1996) Barr y Siems (1997) Demirgüç-Kunt y Detragiache (1997)	Barr y Siems (1997) Cole y Gunther (1998) Corzo (1998)
00	Solojentsev (2001) Festini (2003) Novak (2003) Sajter (2005) Aziz y Dar (2006) Doğanay <i>et al.</i> (2006) Ozkan-Gunay y Ozkan (2007) Yim (2007) Pasiouras <i>et al.</i> (2007) Gaganis <i>et al.</i> (2008) Tuñan (2008) Guimarães y Belchior (2008) Rozga <i>et al.</i> (2009) Pasiouras y Tanna (2009)	Wheelock y Wilson (2000) Estrella <i>et al.</i> (2000) Logan (2001) Gunther <i>et al.</i> (2001) Mar-Molinero <i>et al.</i> (2001) Magalhaes (2001) Kolari <i>et al.</i> (2002) Gropp <i>et al.</i> (2002) Godlewski (2003) DeYoung (2003) Lestamo <i>et al.</i> (2003) Sajter (2005) Tarazi <i>et al.</i> (2005) Montgomery <i>et al.</i> (2005) Distinguin <i>et al.</i> (2005) Doğanay <i>et al.</i> (2006) Curry <i>et al.</i> (2007) Pasiouras <i>et al.</i> (2007) Arena (2008) Distinguin <i>et al.</i> (2008) Gaganis <i>et al.</i> (2008) Pasiouras y Tanna (2009)	Kovatchevska (2000) Doğanay <i>et al.</i> (2006) Wong <i>et al.</i> (2007) Scellato y Ughetto (2007) Bhattacharya y Niyogi (2009) Shehzad y De Haan (2009)

26 Altman (1968) desarrolló la metodología más utilizada para pronosticar la insolvencia empresarial aplicando variables independientes en forma de ratio. La Z-score de Altman se interpreta a través de las variables ingresos netos/ventas, ganancias retenidas/activos, EBIT/activos, valor de mercado del patrimonio neto/valor libros de la deuda y ventas/activos.

Cuadro 6. Principales estudios sobre dificultades bancarias aplicando discriminante, *logit* y/o *probit*: cuatro últimas décadas (continuación).

Década	Modelo Discriminante	Modelo <i>logit</i>	Modelo <i>probit</i>
10	Martins <i>et al.</i> (2010) Gaganis <i>et al.</i> (2010) Jordan <i>et al.</i> (2010) Yoel (2011) Muhammad (2012) Khalili (2013)	Gaganis <i>et al.</i> (2010) Tatom y Houston (2011) Karminsky <i>et al.</i> (2012) Shaffer (2012) Hou <i>et al.</i> (2012) Lopcu y Kiliç (2012) Khalili (2013) Gutiérrez y Abad (2013)	Tatom y Houston (2011) Khalili (2013)

Fuente: Elaboración propia a partir de las publicaciones proporcionadas por los artículos de Rodríguez (1989), Ahumada y Budnevich (1999), Logan (2001), Sajter (2005), Distinguin *et al.* (2005 y 2008), Yoel (2011), Tatom y Houston (2011), Hou *et al.* (2012), Lopcu y Kiliç (2012), Muhammad (2012), y Gutiérrez y Abad (2013). En estos artículos pueden encontrarse las referencias bibliográficas completas de los trabajos incluidos en el presente cuadro.

2.2. Trabajos explicativos y predictivos sobre fracasos bancarios.

A la hora de realizar cualquier estudio resulta crucial conocer el estado del arte sobre la realidad que se pretende analizar. Un conjunto de estudios sobre la materia nos va a proporcionar una idea sobre la metodología a seguir, conclusiones sobre las diferentes técnicas empleadas, limitaciones, etc.

A continuación presentamos detalladamente los aspectos más destacados de algunos de los estudios en materia de alerta temprana o diseño de sistemas de *rating* bancario que han utilizado modelos de análisis discriminante, de regresión logística o *probit* en los últimos veinte años.

Siguiendo un orden cronológico, comenzaremos exponiendo el trabajo de Laffarga, Martín y Vazquez (1987). Los primeros trabajos, como ya se ha comentado, principalmente se apoyan en el uso del análisis discriminante. Técnica que no se abandonará a lo largo de los años como veremos en una de las últimas publicaciones recogidas en este epígrafe: Muhammad (2012). Sin embargo, sí se hará manifiesto cómo a medida que avanzamos en la línea de tiempo los análisis, utilicen cualquiera de los modelos anteriormente enumerados, se hacen, por lo general, cada vez más complejos, tratando de mejorar la capacidad predictiva, y de ser posible, con la mayor antelación posible.

Cuadro 7. Algunos trabajos sobre fracasos bancarios en las dos últimas décadas.

	Objetivo o Hipótesis	Muestra	Variable Dependiente	Variables Independientes	Técnica Empleada	Resultados
Laffarga et al. (1987)	Comparación del modelo lineal discriminante y del modelo <i>Logit</i> a partir del estudio de la crisis bancaria española de 1978-1983.	Ratios financieros de 47 bancos (de los cuales 22 fueron intervenidos).	Variable dicotómica Entidad intervenida por el Fondo de Garantía de Depósitos (1) / no intervención (0).	4 ratios: créditos más cartera de valores/ activo total; activo fijo/ activo total, reservas/ pasivo total y beneficio neto antes de impuestos/ activo total.	Análisis discriminante y análisis <i>logit</i> .	La significación (y valores) varía sustancialmente de un modelo a otro. El modelo discriminante explicaría el 99,2% de la varianza de la variable dependiente mientras que el modelo <i>logit</i> explicaría el 99,5%. El modelo discriminante clasifica correctamente el 86,91% de los casos mientras que el modelo <i>logit</i> el 93,40%.
Rodríguez (1989)	Profundizar en el conocimiento de algunos aspectos financieros de la crisis española de 1978-1983 a partir de la identificación de ratios contables válidos que traten de explicar las insolvencias vividas por algunos de los bancos privados españoles durante ese período.	Ratios financieros a partir de los datos contables del año 1981 de los ochenta bancos privados españoles que al terminar dicho año funcionaban con normalidad.	Variable binaria: 1 si tiene lugar la insolvencia bancaria y 0 en caso contrario.	15 ratios que recogen los riesgos del activo (crédito e inversión), de transformación (inmovilización, iliquidez y margen), de operación, de inadecuación del capital y de falta de rentabilidad ²⁷ . De los cuales 3 (inmovilizado/ activo total; fondos propios libres/ inversiones crediticias; y resultado neto/ activo total medio) fueron incluidos en el modelo.	Análisis <i>logit</i> (método de selección paso a paso de variables explicativas).	Se demuestra una fuerte capacidad explicativa de una combinación lineal de los tres ratios incluidos en el modelo. La aplicación del modelo al propio colectivo de estimación, con datos de un año anterior a la contingencia, presenta una precisión clasificatoria total.

²⁷ Los 15 ratios: inversiones crediticias/ activo total; valores privados/ activo total; inmovilizado/ activo total; activos de tesorería/ total financiación ajena; activos de tesorería/ pasivo con entidades de crédito; posición neta en el sistema crediticio/ recursos totales de clientes y otras deudas; inversiones ordinarias/ recursos ordinarios; recursos de clientes a plazo/ recursos de clientes; fondos propios libres/ inversiones crediticias; fondos propios/ créditos de firma; costes financieros/ productos de la actividad; margen operacional/ recursos medios de clientes; costes operativos/ margen operacional; amortizaciones, saneamientos y otros/ resultado bruto de explotación; y resultado neto/ activo total medio.

Cuadro 7. Algunos trabajos sobre fracasos bancarios en las dos últimas décadas (continuación).

	Objetivo o Hipótesis	Muestra	Variable Dependiente	Variables Independientes	Técnica Empleada	Resultados
Camacho (1992)	Utilizar el análisis estadístico para tratar de identificar instituciones con problemas de solvencia o estabilidad en el mercado financiero costarricense.	Para el periodo 1987-1991 indicadores financieros resultantes de los estados contables de los 20 bancos privados costarricenses.	No procede.	Cuatro indicadores con respecto al activo total. Cinco indicadores en función de la estructura de ingresos. Cinco indicadores en función de la estructura de gastos. Seis índices de estructura de activo y apalancamiento financiero.	Análisis Chi-cuadrado ²⁸ de atipicidad en función de: Una sola variable en 4 áreas específicas ²⁹ . Tres variables para análisis de riesgo y rendimiento. Seis variables para análisis de solvencia y estabilidad.	Según el autor, el análisis muestra cómo la aplicación de análisis estadísticos sirven como instrumentos de predicción para identificar entidades con problemas; y herramientas de apoyo a para la intervención por parte de las autoridades de supervisión.

28 Indicará el grado de similitud o diferenciación entre el cada banco y el resto de bancos del grupo muestral (conociendo si el indicador es superior o inferior al promedio del grupo).

29 Esas áreas son: rendimientos, costos y beneficios con respecto al total de activos de los bancos; Composición de los ingresos; composición del gasto; y estructura de activos, pasivos, y apalancamiento financiero. A partir de esta diferenciación se escogieron varios indicadores de cada área, estudiándose a nivel individual de cada entidad aquellos valores que resultaban atípicos respecto los demás bancos.

Cuadro 7. Algunos trabajos sobre fracasos bancarios en las dos últimas décadas (continuación).

	Objetivo o Hipótesis	Muestra	Variable Dependiente	Variables Independientes	Técnica Empleada	Resultados
Ahumada y Budnevich (1999)	Construcción de un índice (índice de situación financiera) que permita conocer la situación financiera de los bancos, y que permita evaluar, clasificar y comparar el riesgo de estas instituciones financieras. El estudio se completa con la aplicación de un modelo de análisis discriminante.	Indicadores financieros desde enero de 1989 hasta abril de 1999 tomados de los balances de nueve entidades financieras: Financiera Comerca, Centrohispano Banco, Hong-Kong, Banesto Chile Bank, Banco Chicago, Chemical Bank, Financiera Fusa, y los bancos Osorno y O'Higgins.	Índice de situación financiera: No procede. Análisis discriminante: Variable dicotómica: abandonar mercado o no.	Margen operacional, Capital y reservas, Cartera vencida, Gastos de apoyo, Fondos disponibles sobre depósitos, Gastos de intereses sobre depósitos, Préstamos interbancarios y Crecimiento de Colocaciones.	Construcción de un índice de situación financiera, donde los valores de las variables empleadas se ordenaron en cinco quintiles (de menor a mayor), de tal forma que a cada quintil se asignó una categoría de 1 (más favorable) a 5 (menos favorable) ³⁰ . Alternativamente, análisis discriminante.	Los resultados del índice de situación financiera, salvo para un caso: banco Banesto, no permiten encontrar correspondencia entre un mayor índice y la salida del mercado de estas instituciones.

30 El indicador de situación financiera de un banco se construye a partir de la suma ponderada de las categorías señaladas (de 1 a 5) a cada variable (cuanto más próximo a 5 se encuentra el índice, mayor riesgo soporta la entidad en cuestión):

$$I_{it} = \frac{\sum_{j=1}^J w_j F_{jit}}{\sum_j w_j} \quad j = 1, \dots, J \quad i = 1, \dots, I \quad t = 1, \dots, T$$

I_{it} es el índice de la institución i en el período t , F_{jit} es la categoría (de 1 a 5) asignada a variable o indicador financiero que resume la situación financiera (empleados en la construcción del *ranking*) y w_j es la ponderación de la importancia de cada indicador en el total de riesgo.

Cuadro 7. Algunos trabajos sobre fracasos bancarios en las dos últimas décadas (continuación).

	Objetivo o Hipótesis	Muestra	Variable Dependiente	Variables Independientes	Técnica Empleada	Resultados
Magalhaes (2001)	Examinar la capacidad predictiva de los modelos de regresión logística a la hora de predecir la solvencia/ insolvencia de una entidad bancaria.	Datos contables de 61 entidades financieras: 21 sometidas a intervención o que fueron liquidadas por el Banco Central de Brasil entre 1995 y 1996 frente a 40 bancos que se consideran solventes. Adicionalmente, se dispone de otras tres muestras de 64 entidades solventes con datos de diciembre de 1994, 231 bancos con informaciones de diciembre de 1995 y 223 entidades con datos de diciembre de 1996.	Variable dicotómica: banco solvente/ no solvente	78 indicadores financieros utilizados desde el Banco Central de Brasil para controlar a las entidades. Se clasifican en cinco grupos generales, establecidos sobre la base de la estructura de capital, los activos, la rentabilidad, la eficiencia y la liquidez de los bancos. Reducción del número de variables a partir de su capacidad para distinguir entre grupos (prueba de igualdad de medias) y selección "paso a paso" en la regresión logística.	Análisis de igualdad de medias de las variables independientes. Construcción de un modelo <i>logit</i> a partir de la muestra de estimación, para posteriormente utilizarlo con las otras tres muestras de validación. Adicionalmente se desarrolló un modelo de riesgo proporcional de Cox (validado durante diferentes horizontes temporales) ³¹ .	El modelo construido clasifica correctamente el 91,8% de los bancos. El porcentaje de acierto es del 95% de los bancos solventes y del 85,7% de los bancos insolventes. En relación a las otras tres muestras, los porcentajes de acierto conseguidos fueron del 75% sobre las 64 entidades solventes con datos de diciembre de 1994, del 81,4% sobre los 231 bancos con informaciones de diciembre de 1995, y del 70,4% para las 223 entidades con datos de 1996. Los resultados de la aplicación del modelo de riesgo proporcional de Cox fueron similares a los del modelo de regresión logística.

31 Se trata de una de las técnicas estadísticas más extendidas para evaluar la relación entre unas determinadas variables independientes y el tiempo de supervivencia de un determinado sujeto, siendo posible predecir el tiempo de supervivencia a partir del patrón del comportamiento de esas variables independientes. Para más información sobre el modelo de regresión de riesgos proporcionales de Cox, véase Domènech, J. M. (1996).

Cuadro 7. Algunos trabajos sobre fracasos bancarios en las dos últimas décadas (continuación).

	Objetivo o Hipótesis	Muestra	Variable Dependiente	Variables Independientes	Técnica Empleada	Resultados
Logan (2001)	Analizar en dos periodos de tiempo antes de la crisis de la década de 1990 las distintas características de los pequeños y medianos bancos ingleses que quebraron, en comparación con aquellos que sobrevivieron.	Datos contables del II trimestre desde 1988 a 1990 y del II trimestre de 1991 (trimestre anterior al cierre del BCCI).	Variable binaria: fracaso entidad financiera (1) frente a continua operando en los periodos de análisis (0).	Edad del banco, % depósitos en entidades de crédito, crecimiento de fondos propios, % de los 10 depósitos más grandes sobre el total, ingresos/ costes, tasa de crecimiento de préstamos, tasa de crecimiento de depósitos, tasa de crecimiento de activos, préstamos/ total activo, ratio de endeudamiento, margen de intermediación/ ingresos totales, provisiones/ activos totales, <i>Return on Assets</i> (ROA), activos ponderados por riesgo/ total activo, exceso de capital sobre el capital exigido, logaritmo natural del total activo, 2 variables dicotómicas según tamaño de los propietarios y supervisión a que estaba sometido.	Estadísticos descriptivos y modelos <i>logit</i> . Se realizan dos modelos para cada muestra primando aquel con mejor valor del criterio de información Akaike ³² .	El modelo de regresión logística con datos del II trimestre de 1991 clasifica correctamente el 84,5% (punto de corte elegido del 0,25 para minimizar errores de clasificación). Predice correctamente 12 de los 17 (71%) bancos fallidos y 59 de los 67 (88%) bancos que sobrevivieron. Esto equivale a un error de tipo I del 29% y de tipo II del 12%. Respecto al segundo modelo con datos del II trimestre de 1990 y anteriores (estableciendo un punto de corte del 0,5 para minimizar errores de clasificación) los resultados obtenidos son bastante peores.

³² La verosimilitud tiende a incrementarse a medida que aumenta el número de variables del modelo. Pero los modelos de más fácil interpretación suelen ser los más simples. Por esta razón, a veces se utilizan estadísticos que permiten comparar modelos penalizando aquéllos con un mayor número de variables; entre estos estadísticos se encuentra el criterio de información de Akaike (AIC): $-2(\ln(\text{verosimilitud}) - n^{\circ} \text{parámetros})$. El modelo sería mejor contra menor fuese este estadístico.

Cuadro 7. Algunos trabajos sobre fracasos bancarios en las dos últimas décadas (continuación).

	Objetivo o Hipótesis	Muestra	Variable Dependiente	Variables Independientes	Técnica Empleada	Resultados
Distinguin et al. (2005)	La construcción de un modelo de alerta temprana para insolvencias bancarias, diseñado específicamente para los bancos europeos. Adicionalmente, evaluar si la información de mercado es útil para estimar las quiebras bancarias.	Datos contables y financieros durante el periodo 1995-2002 de 64 bancos europeos que operan en el mercado de valores y para los cuales se han publicado las calificaciones por parte de, al menos, una de las tres principales agencias de calificación (Fitch, Moody's o Standard and Poors) durante dicho periodo de tiempo.	Variable dicotómica: 1 si el banco obtiene en el último año natural una degradación de su calificación por parte de al menos una agencia de calificación frente a 0 si el banco experimenta una mejora o se mantiene su calificación durante el último año natural.	24 ratios financieros (10 sobre capital, 6 sobre calidad de activos, 4 sobre rentabilidad y 4 sobre liquidez) y 11 indicadores de mercado.	Diversos modelos <i>logit</i> para diferentes horizontes temporales; tanto para el total de la muestra, como diferenciando según tamaño de las entidades y/o estructura de sus balances.	Se prueba que el uso de indicadores del mercado puede mejorar los modelos de predicción, ya que aporta información adicional no contenida en los indicadores contables. No obstante, para los bancos con un mayor peso de los depósitos en sus balances la información de mercado no contribuye a una mejora de los resultados de clasificación.
Sajter (2005)	Determinar qué variables (razones) podrían servir mejor para predecir los bancos que irán a la bancarrota.	Se basa en los datos de 50 bancos del informe <i>Analysis of the financial condition and the result of the functioning of Croatian banks in 1995</i> , un informe que se hizo en 1996 por el Banco Central de Croacia.	Variable dicotómica: banco con problemas (de estar en quiebra o rehabilitado) y banco sin problemas.	12 razones de cada banco, calculadas a partir de los datos proporcionados por el informe mencionado. Utilizando un método por pasos en los análisis discriminantes y <i>logit</i> , solamente 4 y 2 variables, respectivamente, serán seleccionadas.	Análisis discriminante, modelo <i>logit</i> , y método de escalamiento multidimensional ³³ .	Modelo discriminante: 80% de los casos fueron clasificados correctamente. Error de tipo I (35%) fue significativamente mayor que el error de tipo II (10%) ³⁴ . Modelo <i>logit</i> : 78% de los casos fueron clasificados correctamente. Método de escalamiento multidimensional: el 76% de los bancos se clasificó de idéntica forma que con el análisis discriminante y el modelo <i>logit</i> .

33 Se entiende por escalamiento multidimensional un conjunto de técnicas que tienen el propósito de representar una serie de datos a través de unos mapas que tratan de respetar lo más posible las relaciones de proximidad entre los sujetos.

34 Entendiendo por error de tipo I el porcentaje de bancos fallidos clasificados sanos y por error de tipo II el porcentaje de bancos sanos clasificados como fallidos.

Cuadro 7. Algunos trabajos sobre fracasos bancarios en las dos últimas décadas.

Objetivo o Hipótesis	Muestra	Variable Dependiente	Variables Independientes	Técnica Empleada	Resultados
<p>Doğanay et al. (2006)</p>	<p>Desarrollar sistemas de alerta temprana para predecir el fracaso financiero uno, dos y tres años antes de que éste tenga lugar.</p>	<p>Datos de 42 bancos turcos para el periodo 1997-2002, de los cuales 19 se identificaron como fallidos durante dicho periodo.</p>	<p>Variable binaria que toma el valor 1 si el banco ha fallado y el valor 0 en caso contrario.</p>	<p>27 ratios que intentan reflejar la calidad de los activos, la liquidez, la rentabilidad, el riesgo, y la eficiencia de las entidades.</p>	<p>Construcción modelos predictivos uno, dos y tres años antes del fracaso financiero: regresión múltiple, análisis discriminante, modelo <i>logit</i> y <i>probit</i> (método de selección paso a paso de variables explicativas).</p> <p>Los primeros modelos tratan de predecir el fracaso financiero tres años antes de la contingencia. Para este caso, el resultado de la clasificación del modelo de regresión múltiple clasifica correctamente el 95,2% del total de los casos; mismo porcentaje de aciertos que presenta el análisis discriminante y los modelos <i>logit</i> y <i>probit</i>. Respecto los modelos que tratan de predecir el fracaso con dos años de antelación la regresión múltiple clasifica el 88,7% correctamente; el análisis discriminante el 92,9%; el modelo <i>logit</i> el 95,2% y el <i>probit</i> el 84,3%. Finalmente, el último grupo de modelos se desarrolló para predecir el fracaso financiero un año antes de la fecha de la quiebra financiera. En este caso el modelo de regresión múltiple estimado obtuvo un porcentaje de aciertos del 81,7%; el análisis discriminante del 81%; el modelo <i>logit</i> del 81%; y el <i>probit</i> del 85,1%.</p>

Cuadro 7. Algunos trabajos sobre fracasos bancarios en las dos últimas décadas (continuación).

	Objetivo o Hipótesis	Muestra	Variable Dependiente	Variables Independientes	Técnica Empleada	Resultados
Ayala et al. (2007)	Predecir cuándo es probable que una entidad financiera comercial venezolana cambie de estado, entendiendo este cambio como la fusión de la entidad financiera.	Datos mensuales de 34 entidades bancarias comerciales venezolanas entre 1996 y 2004.	Riesgo de fusión.	15 razones financieras: otros activos/patrimonio, Activo improductivo/Activo total, disponibilidad - rendimiento por cobrar/captaciones del público – menos gastos por pagar, cartera de inversiones/captaciones totales, etc.	Análisis de supervivencia ³⁵ : estimación de la función de supervivencia en la que interviene el estimador no paramétrico de Kaplan y Meier para medir el riesgo. Utilización del modelo de riesgo proporcional de Cox para la incorporación de las variables explicativas ³⁶ .	Las cuatro variables independientes estadísticamente significativas para explicar el riesgo de una fusión serían las cuatro descritas en la columna de "Variables Independientes", considerándose el resto de ratios (11 no nombrados en el presente cuadro) no significativos.

35 Este análisis tiene como por finalidad desarrollar una función que sea capaz de describir riesgo de cambio de estado en diferentes periodos de tiempo, presentando una secuencia de probabilidades condicionales. El objetivo último es predecir cuándo es probable que una entidad cambie de estado.

36 Utilización del método paso a paso, introduciendo inicialmente todas las variables y eliminando una a una las no significativas.

Cuadro 7. Algunos trabajos sobre fracasos bancarios en las dos últimas décadas (continuación).

	Objetivo o Hipótesis	Muestra	Variable Dependiente	Variables Independientes	Técnica Empleada	Resultados
Distinguin et al. (2008)	Analizar si la información de mercado puede completar a la información contable a la hora de determinar las quiebras bancarias. También se propone investigar las diferencias entre bancos de los denominados Tigres Asiáticos y bancos de nuevos mercados emergentes.	Información contable y financiera desde 1994 a 1999, a cada 31 de diciembre, de 64 bancos de Hong Kong, Corea, Taiwán, Singapur, Malasia, Tailandia, Indonesia y Filipinas. Adicionalmente, los bancos se clasificaron en dos grupos atendiendo al desarrollo financiero del país: A y B. Los bancos se clasificaron del grupo A si pertenecían a Hong Kong, Corea, Taiwán o Singapur, y del grupo B en caso de ser de Malasia, Tailandia, Indonesia o Filipinas.	Toma el valor 1 si el banco obtiene en el último año natural una degradación de su calificación por parte de al menos una agencia de calificación. Toma el valor 0 si el banco experimenta una mejora o se mantiene su calificación durante el último año natural ³⁷ .	19 ratios financieros sobre capital, calidad de los activos, rentabilidad y liquidez. 11 indicadores de mercado. Variables ficticias <i>dummies</i> para recoger la estructura del balance de los bancos (préstamos/ total activo y pasivos/ total activo), que tomaban el valor uno en los bancos con un valor superior a la media y cero en caso contrario; y procedencia (si el banco pertenece al área geográfica A o B).	Diversos modelos <i>logit</i> diferenciando entre total muestra, entidades de área geográfica A, entidades de área geográfica B. Respecto a las variables independientes seleccionadas, se realizaron distintos estudios: considerando inicialmente sólo los ratios contables y, posteriormente, introduciendo en los modelos iniciales los indicadores de mercado. Adicionalmente, se construyeron nuevos modelos para cada caso considerando el impacto de la estructura del balance (activo o pasivo) mediante la introducción de una de las variables <i>dummy</i> comentadas.	Se demuestra que el uso de indicadores del mercado puede mejorar los modelos de predicción, ya que aporta información adicional no contenida en los indicadores contables. Sin embargo, para un cierto grupo de bancos, aquellos con menor peso de los préstamos en sus balances, la información de mercado parece de más difícil interpretación.

³⁷ Los autores consideraron los anuncios de las tres principales agencias de calificación: Fitch, Moody's y Standard and Poors.

Cuadro 7. Algunos trabajos sobre fracasos bancarios en las dos últimas décadas (continuación).

	Objetivo o Hipótesis	Muestra	Variable Dependiente	Variables Independientes	Técnica Empleada	Resultados
Guimarães y Belchior (2008)	Proponer un modelo de predicción de fallos a partir de indicadores financieros aplicando un análisis discriminante.	116 empresas, de 17 sectores diferentes, que cotizaban en la Bolsa de Brasil para el período 1994-2003; extrayéndose para las empresas fallidas los datos de un año anterior a la contingencia, realizándose idéntica metodología para las empresas sanas a las que se compararon. Dos muestras: una de estimación formada por 70 empresas (35 insolventes y 35 sanas) y otra de validación de 46 empresas (23 insolventes y 23 sanas).	Solvencia e insolvencia o falta de liquidez.	12 variables (algunas fueron transformadas mediante log, cuadrado o raíz cúbica): (activo circulante – pasivo circulante)/ total activo, activos generadores de rentas, activo circulante, pasivos/ fondos propios, fondos propios – activos no líquidos, activo total – pasivo circulante, EBIT ³⁸ / pasivos, ROA, (Resultado – gastos financieros)/ Ingresos, ingresos operativos/ activo circulante, (activo circulante – total activo)/ (pasivo circulante – total pasivo), EVA ³⁹ / beneficios netos.	Análisis discriminante multivariante.	Utilizando un método de selección paso a paso 4 variables independientes fueron introducidas al modelo: (activo circulante – pasivo circulante)/ total activo, pasivos/ fondos propios, fondos propios – activos no líquidos y EBIT/ pasivos. Estas variables muestran la importancia a la hora de predecir la situación de una organización de la estructura de sus activos, estructura de capital y su liquidez. El modelo construido clasifica correctamente el 88,6% de los empresas, con un error tipo I de 11,4% y un error tipo II de 11,4%.
Vaca et al. (2009)	Creación de un modelo estadístico para la determinación de la probabilidad de quiebra de los bancos privados de Ecuador.	20 índices obtenidos a partir de los estados financieros de las 32 instituciones de la banca privada ecuatoriana operativas a 31 de marzo de 1999.	Análisis discriminante: Variable dicotómica quiebra (1) / no quiebra (0).	Seis factores: eficiencia, capitalización y apalancamiento, rentabilidad, estructura y calidad de activos, liquidez y costes y rendimientos.	Análisis factorial de las variables (simplificar modelo) ⁴⁰ : Reducción de 20 variables independientes a 6 factores. Análisis discriminante.	Se han clasificado correctamente el 84,4% de los casos. Además, la función discriminante muestra que las variables con mayor relevancia a la hora de determinar quiebra o no quiebra son: liquidez y capitalización.

³⁸ *Earnings Before Interest and Tax.*

³⁹ *Economic Value Added.*

⁴⁰ El análisis factorial se suele utilizar en la reducción de las variables para identificar un pequeño número de factores que explique la mayoría de la varianza observada en un número mayor de variables manifiestas.

Cuadro 7. Algunos trabajos sobre fracasos bancarios en las dos últimas décadas (continuación).

	Objetivo o Hipótesis	Muestra	Variable Dependiente	Variables Independientes	Técnica Empleada	Resultados
Jordan et al. (2010)	<p>Hipótesis 1: Las siete variables utilizadas en (Jordan et al., 2009)⁴¹ son significativas para predecir la quiebra de un banco con hasta cuatro años de antelación.</p> <p>Hipótesis 2: El gasto por dotación a provisiones sobre el total de créditos es una variable esencial de predicción de quiebra bancaria.</p> <p>Hipótesis 3: La relación entre bienes inmuebles sobre el total de activos es otro factor de predicción de quiebra bancaria.</p>	<p>Datos trimestrales de los 225 bancos estadounidenses que, según la <i>Federal Deposit Insurance Corporation</i> (FDIC), fracasaron entre el 2 de febrero de 2007 y el 23 de abril 2010. Datos trimestrales de otros 225 bancos que no quebraron. En total datos trimestrales de 450 bancos para el período comprendido entre el tercer trimestre de 2002 hasta el cuarto trimestre de 2009. Se dividió la muestra aleatoriamente en dos grupos: muestra de estimación y muestra de validación.</p>	<p>Variable dicotómica: banco quebró (1) frente banco no quebró (0).</p>	<p>Nueve ratios: gasto por dotación a provisiones/ total de créditos; bienes inmuebles/ total de activos; activos no productivos/ total de activos; beneficio neto/ total de activos; ingresos no financieros/ ingresos financieros; ratio Tier 1⁴²; 3 variables dummies sobre localización, pertenencia a algún grupo corporativo y forma jurídica.</p>	<p>Tabla ANOVA del modelo de regresión (ver relación entre la variable respuesta y la explicativa) y análisis discriminante.</p>	<p>El modelo predice con un 88,2% de precisión las quiebras un año antes de que se produzca tal contingencia, el 78,6% dos años de que se produzca la quiebra, el 71,4% tres años, y el 66,0% considerando cuatro años antes de que tenga lugar la quiebra. Las conclusiones respecto a las hipótesis analizadas en este trabajo son las siguientes:</p> <p>H1: Con las 7 variables consideradas es posible construir un modelo capaz de predecir la quiebra bancaria hasta con cuatro años de antelación.</p> <p>H2: El gasto por dotación a provisiones sobre el total de créditos es una variable significativa para predecir la quiebra bancaria.</p> <p>H3: La relación entre bienes inmuebles y el total de activos es una variable significativa para predecir una quiebra bancaria.</p>

41 Activos no productivos/ total de activos; beneficio neto/ total de activos; ingresos no financieros/ ingresos financieros; ratio Tier 141; 3 variables dummies sobre localización, pertenencia a algún grupo corporativo y forma jurídica.

42 El ratio Tier 1 mide la relación entre el de mayor calidad (*common equity*) y por los elementos adicionales (instrumentos híbridos, como algunas preferentes) y sus activos ponderados por riesgo.

Cuadro 7. Algunos trabajos sobre fracasos bancarios en las dos últimas décadas (continuación).

	Objetivo o Hipótesis	Muestra	Variable Dependiente	Variables Independientes	Técnica Empleada	Resultados
Yoel (2011)	Estudio sobre las calificaciones de riesgo (y sus causas) de las instituciones que pertenecen al sistema financiero venezolano.	Índices financieros del primer semestre de 2010 de los 34 bancos comerciales, universales y entidades de ahorro y préstamo que componen el sistema financiero venezolano.	Análisis CAMEL ⁴³ . No procede. Análisis discriminante: Calificaciones obtenidas en el análisis CAMEL.	Análisis CAMEL: Indicadores financieros que a juicio del autor mejor recogen los cinco componentes del modelo CAMEL ⁴⁴ . Ponderados según su importancia. Análisis discriminante: Indicadores financieros ⁴⁵ .	Análisis CAMEL. Análisis discriminante ⁴⁶ .	El sistema financiero venezolano parece gozar de buena salud, el 59% de sus instituciones se ubicarían en las más altas categorías de calificación. La clasificación de entidades según las dos técnicas empleadas coincide en el 88, 24% de los casos (las categorías A y D son clasificadas correctamente en todos sus instituciones (100%); mientras que las categorías de riesgo B y C son discriminadas en un 88,90% y 77,80% respectivamente).

43 El Índice CAMEL analiza cinco parámetros fundamentales del sector financiero a fin de hacer mediciones del riesgo corporativo: Capital (C), Activos (A), *Management* (Administración) (M), *Earnings* (Rentabilidad) (E) y Liquidez (L). Fue ideado por la Reserva Federal a fin de evaluar el capital bancario, calidad de activos, gestión, ingresos, liquidez y sensibilidad al riesgo de mercado para crear una lista de vigilancia de los bancos en problemas o de riesgo.

44 CAPITAL: índice de solvencia, activo improductivo/ patrimonio neto. ACTIVOS: índice de morosidad, provisión para cartera de crédito/ cartera inmovilizada bruta, activo improductivo/ activo total. ADMINISTRACIÓN: brecha estructural como % del activo total, (gastos de personal + gastos generales y administrativos)/ activo productivo promedio, (gastos de personal + gastos generales y administrativos)/ ingresos financieros. RENTABILIDAD: margen financiero bruto/ activo promedio, resultado neto/ activo promedio, resultado neto/ patrimonio promedio. LIQUIDEZ: disponibilidades/ recursos captados del público, (captaciones oficiales + inversiones cedidas oficiales)/ (recursos captados del público + inversiones cedidas) y activos a corto plazo/ pasivos a corto plazo.

45 Mismos indicadores que en análisis CAMEL.

46 El objetivo de este segundo análisis es encontrar una combinación lineal de los indicadores financieros que minimice la probabilidad de clasificar erróneamente a las instituciones financieras del método CAMEL, además de poder cuantificar la posibilidad de que las diferentes instituciones pertenezcan a uno u otro grupo, así como aprovecharse de la capacidad predictiva que se presupone a esta técnica.

Cuadro 7. Algunos trabajos sobre fracasos bancarios en las dos últimas décadas (continuación).

	Objetivo o Hipótesis	Muestra	Variable Dependiente	Variables Independientes	Técnica Empleada	Resultados
Tatom y Houston (2011)	Demostrar la eficacia de los modelos binarios en los pronósticos de quiebra para el sector de la banca comercial.	Datos de bancos comerciales de Estados Unidos durante los periodos 1988-1994 y 2006-2010 ⁴⁷ .	Variable dicotómica: quiebra (1) o no quiebra (0).	Variables CAMEL: Capital total/total préstamos y créditos, créditos problemáticos/ activo total, eficiencia DEA ⁴⁸ , Beneficio Neto/Activo Total, Préstamos y créditos/ Depósitos. Otras variables económicas como el precio real de la energía, los activos totales, el diferencial de tasas de interés, la antigüedad o el coeficiente de efectivo consideradas inicialmente mostraron no ser significativas.	Modelos <i>probit</i> y <i>logit</i> utilizando las mismas variables descritas.	Se observa que las variables CAMEL fueron las más significativas, e incluidas en los modelos. Los resultados indican que los modelos son capaces de predecir con precisión (tanto en la muestra de estimación como en la de validación) la quiebra de los bancos ⁴⁹ . Como era de esperar, los resultados, tanto del modelo <i>probit</i> como <i>logit</i> son bastante similares, con diferencias insignificantes en la capacidad de predicción.

47 Se escogen estos periodos como consecuencia de que en esas épocas los fracasos bancarios han sido más comunes, permitiendo evaluar la capacidad del modelo.

48 Se refiere a la eficiencia técnica relativa de cada unidad con respecto al conjunto de todas las unidades empleadas. Este índice se obtiene a partir de la aplicación del método DEA (*Data Envelopment Analysis*), y asume bien el valor 1 cuando la entidad es eficiente o bien el valor 2 cuando esa entidad es ineficiente.

49 Esto es importante, porque indica que las variables CAMEL pueden aplicarse con éxito en el sector de la banca comercial.

Cuadro 7. Algunos trabajos sobre fracasos bancarios en las dos últimas décadas (continuación).

	Objetivo o Hipótesis	Muestra	Variable Dependiente	Variables Independientes	Técnica Empleada	Resultados
Shaffer (2012)	Encontrar las similitudes por medio de ratios financieros entre la crisis de la década de los 80 y la actual crisis financiera.	Datos financieros de cierre de los ejercicios 1984, 1989 y 2008 para predecir la quiebra de bancos estadounidenses durante los dos años posteriores a cada fecha de cierre.	Variable cualitativa: Bancos sanos frente a bancos fallidos.	6 variables: log (activos), patrimonio neto/ activos, préstamos dudosos/ activos, ROA, Jumbo Certificates of Deposits (JCDs) ⁵⁰ / activos y préstamos/ activos.	3 Modelos <i>logit</i> para la predicción de bancos fallidos años posteriores a 1984, 1989 y 2008.	Existen cambios significativos sobre los efectos marginales de cada variable regresora a la hora de explicar el fracaso bancario. En la década de los 80, entre 1984 y 1989, aumentó los efectos en el modelo del patrimonio neto/ activos; en cambio las crisis bancarias eran menos sensibles a los efectos de las variables log (activos) y préstamos/ activos. Para predecir el riesgo de quiebra respecto 1989, aumenta la representación de los ratios préstamos dudosos/ activos y ROA, mientras que disminuyen en importancia los ratios de fondos propios/ activos y los certificados de depósitos/ activos.

⁵⁰ Se trataría de certificados de depósitos que suelen ser vendidos y comprados por grandes inversores institucionales, como los bancos y fondos de pensiones. Los inversores son compensados principalmente por no tener acceso a su dinero durante la vigencia del contrato. Generalmente, como ocurre con otros instrumentos financieros, cuanto mayor sea el periodo de tiempo de vigencia del contrato, mayor es la tasa de interés percibida. Se puede traducir como certificados de depósito de gran importe.

Cuadro 7. Algunos trabajos sobre fracasos bancarios en las dos últimas décadas (continuación).

	Objetivo o Hipótesis	Muestra	Variable Dependiente	Variables Independientes	Técnica Empleada	Resultados
Hou <i>et al.</i> (2012)	Investigar los factores determinantes de la probabilidad de fracaso en el sector bancario de Taiwan, a partir de la comparación de resultados entre un modelo <i>logit</i> y un modelo de riesgos proporcionales de Cox.	Datos contables y de mercado de 30 bancos, 23 de ellos sanos y 7 fallidos, para el periodo que comprende desde el I trimestre de 1999 hasta el IV trimestre de 2010.	Variable binaria: banco fallido (1) y no fallido (0).	6 variables: Distancia a la insolvencia, rendimientos de las acciones, rentabilidad del índice de mercado (rentabilidad trimestral), tasa de interés libre de riesgo, provisiones/ préstamos totales y coeficiente de reservas.	Modelo <i>logit</i> y modelo de riesgos proporcionales de Cox.	Los resultados de las clasificaciones muestran una precisión del 99,1% y del 98,6% para el modelo <i>logit</i> y el modelo de riesgos, respectivamente. Los modelos sugieren que la probabilidad de un banco para quebrar se relaciona de forma negativa con la distancia a la insolvencia, rendimientos de las acciones y el coeficiente de reservas de liquidez, mientras que la relación es positiva respecto al nivel de las provisiones en relación con los préstamos totales.
Lopcu y Kiliç (2012)	Construcción de un modelo que permita predecir la quiebra de entidades bancarias, al menos un año antes de que ésta tenga lugar.	29 ratios financieros ⁵¹ de los bancos comerciales turcos para el periodo 1996-2009 ⁵² . La muestra se dividió en dos submuestras, una de estimación (años 1996-2000) y otra de validación (2002-2009).	Análisis <i>logit</i> . Variable dicotómica: quiebra (1) o no quiebra (0).	Análisis <i>logit</i> . Introduce 4 de los 6 factores obtenidos en el análisis factorial ⁵³ .	Análisis ANOVA para seleccionar ratios con medias distintas. Análisis factorial (6 factores obtenidos). Análisis <i>logit</i> (Método de Wald)	El modelo <i>logit</i> clasifica correctamente el 92,63% de los casos en la muestra de estimación; en la muestra de validación, clasifica correctamente el 99,00%. Atendiendo a la muestra de validación se concluye que los bancos que operan en el sector bancario turco se encuentran lejos del riesgo de quiebra.

51 Se escoge este número debido a que en el año 2001 el BAT (*Banks Association of Turkey*) modificó los índices bancarios publicados, de tal manera que de las 66 relaciones financieras publicadas a partir de entonces, solo 29 son compatibles con las publicadas antes de 2001.

52 El número de bancos cambia en el periodo considerado debido a las fusiones, adquisiciones y quiebras. El número máximo incluido en el análisis es de 46 para el año 1997. En cambio, en el año 2011 el número desciende a 25 bancos comerciales.

53 Los ratios empleados en la construcción de los 4 factores son: F1: beneficio neto (pérdida)/ activos totales, beneficio antes de impuestos/ activos totales, préstamos en vigilancia/ colocaciones totales, ingresos/ número de sucursales; F3: activos líquidos/ activos totales, activos líquidos/ pasivos, activos líquidos/ (depósitos + fondos no depositados); F4: intereses rendimientos/ gastos, total ingresos/ gasto total; F5: ingresos no financieros/gastos no financieros, ingresos/ total gastos financieros.

Cuadro 7. Algunos trabajos sobre fracasos bancarios en las dos últimas décadas (continuación).

	Objetivo o Hipótesis	Muestra	Variable Dependiente	Variabes Independientes	Técnica Empleada	Resultados
Muhammad (2012)	Desarrollar un modelo de análisis discriminante que permita predecir las insolvencias bancarias antes de que éstas tengan lugar.	Datos de las cuentas anuales para los años de 1996 y 1997 de treinta dos bancos comerciales nigerianos (12 con problemas y 20 sanos, estos últimos seleccionados al azar sobre el total de los 53 bancos comerciales restantes en Nigeria).	Variable categórica: bancos sanos frente a bancos fallidos.	15 ratios que recogen las siguientes cinco categorías: solvencia, rentabilidad, liquidez, riesgo y calidad de los activos.	Análisis discriminante (método de selección paso a paso de variables independientes).	El modelo discriminante clasifica correctamente el 95,2% de los casos de la muestra de estimación, porcentaje que se corresponde con una tasa de aciertos del 97,5% de los bancos sanos y del 91,2% de los bancos fallidos. Para la muestra de validación el porcentaje de aciertos es del 94,8%, con una tasa de aciertos del 97,3% de los bancos sanos y del 90,1% para los bancos fallidos.
Gutiérrez y Abad (2013)	Comprobar si la información recogida en los estados contables de las entidades bancarias españolas y/o en documento de información con relevancia prudencial permitía predecir los resultados de los tests de estrés o pruebas de resistencia, medidas éstas en términos de exceso o déficit de capita, en los escenarios base y adverso.	Estados contables públicos e información con relevancia prudencial de un total de 25 entidades de crédito españolas (7 bancos y 18 cajas).	Variable binaria: toma el valor 1 si existe necesidades de capital y 0 en caso contrario.	Análisis 1: ROA, ROE, intereses y rendimientos asimilados/ inversiones crediticias, fondos propios/ pasivo, inversiones crediticias+ cartera de valores/ fondos propios, gastos de explotación/ margen de explotación, inversiones crediticias/ activo, tesorería/ recursos ajenos. Análisis 2: recursos propios básicos/ recursos propios computables, requerimientos por riesgo de crédito/ requerimientos totales, exposición al riesgo de crédito/ activo.	Regresión logística o modelo <i>logit</i> (método de selección paso a paso de variables independientes) ⁵⁴ . Dos análisis según las variables independientes consideradas.	Los modelos clasifican correctamente entre el 85% y el 90% de los casos. Los resultados muestran que tanto la estructura patrimonial de las entidades como la calidad del capital son las variables con mayor capacidad predictiva. De tal modo que cuanto menor es la proporción de recursos propios frente a ajenos o cuanto menor es la calidad de esos recursos propios, mayor es la probabilidad de que la entidad requiera capital adicional.

54 En la regresión logística es habitual emplear el método de máxima verosimilitud para estimar los parámetros. Sin embargo, las propiedades asintóticas en que se basa este método hacen que sus resultados lleguen a resultar poco fiables como consecuencia de que la muestra aquí considerada no es suficientemente grande. Por este motivo, los autores efectúan la estimación de los parámetros utilizando tanto la técnica habitual (regresión logística estándar) como la regresión logística exacta, cuya estimación de los parámetros se basa en el uso de la distribución condicional de los estadísticos suficientes de los parámetros.

CAPÍTULO 3. DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN EMPÍRICA.

En este epígrafe se va realizar una detallada explicación tanto de las fuentes de datos utilizadas como de la muestra final empleada para la realización del estudio empírico en cuestión. Además, se ofrecerá una visión descriptiva de los diferentes métodos estadísticos de clasificación de individuos a la hora clasificar dos grupos.

3.1. Fuentes de datos, muestra y variables utilizadas.

El objetivo de la investigación empírica llevada a cabo sería la construcción de modelos aplicables a la totalidad del sistema bancario español, sin restricciones. Para lograr este objetivo, la muestra se elaboró a partir de los datos de los tres tipos de entidades del sistema bancario de todo el país, integrado por: Cajas de Ahorros, Bancos, Cooperativas de Crédito y Cajas Rurales. Adicionalmente, con el fin de eliminar en la medida de lo posible un sesgo en la toma de datos, se partió de la idea de seleccionar únicamente a aquellas entidades nacionales, dejando fuera las informaciones sobre sucursales extranjeras que operan en nuestro país. Aquellas entidades atípicas por claras e insalvables anomalías contables también quedaron excluidas de la muestra.

Según las indicaciones anteriores, se ha obtenido una muestra que consta de 192 entidades financieras españolas (45 Cajas de Ahorros, 66 Bancos y 81 Cooperativas de Crédito). Los datos necesarios para la presente investigación han sido obtenidos de los Estados Financieros facilitados desde la Confederación Española Cajas de Ahorros (CECA), la Asociación Española de Banca (AEB), la Unión Nacional de Cooperativas de Crédito (Unacc) y las propias entidades.

Los datos se presentan para dos años: 2008 y 2009 a fin de tratar de predecir lo acontecido en las diferentes entidades en los años inmediatamente posteriores, esto es, 2009 y 2010; de tal forma que el número total de individuos a considerar inicialmente será de 384 (192 pertenecientes al año 2008 y 192 referidas al año 2009). A cada uno de esos 384 individuos se les ha asignado

un grupo de pertenencia en función de que en el año ulterior al que se refieren los datos se haya registrado en la entidad alguna anomalía -entendida ésta como encontrarse la entidad con déficit de capital y/o en trámites de fusión por esta circunstancia, que haya recibido ayudas públicas o se produzca su nacionalización y/o intervención- o no -entidad saneada-⁵⁵.

Para recoger los posibles efectos que sobre los estados contables tiene el tiempo, se ha introducido la variable año como variable artificial (*dummy*) de tal forma que quede constancia del hecho de que, según el año considerado, los estados contables utilizados para la obtención de las variables independientes del modelo han podido verse afectados por causas ajenas a las entidades.

El total de entidades financieras seleccionadas se indica más detalladamente en el cuadro 8. Además, se recoge información sobre el grupo de pertenencia de cada entidad, en función de si la entidad estaba con problemas o saneada, y si ha formado parte de la muestra de estimación o de validación, para cada año considerado. Donde el número 1 significa entidad con problemas; el número 0 significa entidad saneada; la letra E perteneciente a la muestra de estimación; la letra V perteneciente a la muestra de validación; y la celda con guión significa entidad sobre la cual se carece de información, pudiendo, en su caso, incluso haber desaparecido.

55 La clasificación de los sujetos en cada uno de los dos grupos se ha realizado a partir de las informaciones publicadas en los anuarios de la Confederación Española de Cajas de Ahorros, la Asociación Española de Banca y la Unión Nacional de Cooperativas de Crédito (2008-2011); y en los informes anuales del Banco de España (2011).

Cuadro 8. Entidades financieras incluidas en la muestra total.

Entidad financiera	Forma de gobierno	Año1	Año2
CAM	Caja de Ahorros	1 E	1 V
Caja de Ávila	Caja de Ahorros	1 E	1 V
Caja de Badajoz	Caja de Ahorros	1 V	1 E
La Caixa	Caja de Ahorros	1 E	1 E
Caixa Catalunya	Caja de Ahorros	1 E	1 V
BBK	Caja de Ahorros	0 V	0 E
Caja Circulo de Burgos	Caja de Ahorros	1 E	1 E
Caja de Burgos	Caja de Ahorros	1 E	1 E
Caja de Extremadura	Caja de Ahorros	1 E	1 E
Cajasur	Caja de Ahorros	1 E	1 E
Caixa Galicia	Caja de Ahorros	1 E	1 E
CCM	Caja de Ahorros	1 E	-
Caixa de Girona	Caja de Ahorros	1 V	-
Caja Granada	Caja de Ahorros	1 E	1 E
Caja de Guadalajara	Caja de Ahorros	1 V	1 E
Caja de Jaén	Caja de Ahorros	1 V	0 V
Caja España	Caja de Ahorros	1 V	1 E
Caja Rioja	Caja de Ahorros	1 E	1 E
Caja Madrid	Caja de Ahorros	1 V	1 V
Unicaja	Caja de Ahorros	0 E	0 E
Caixa Manlleu	Caja de Ahorros	1 E	1 V
Caixa Manresa	Caja de Ahorros	1 V	1 V
Caixa Laietana	Caja de Ahorros	1 E	1 V
Caja Murcia	Caja de Ahorros	1 E	1 E
Caixa Ontinyent	Caja de Ahorros	0 V	0 E
Cajastur	Caja de Ahorros	1 V	1 E
Sa Nostra	Caja de Ahorros	1 E	1 E
La Caja de Canarias	Caja de Ahorros	1 E	1 V
Caja Navarra	Caja de Ahorros	1 E	1 E
Caixa Pollença	Caja de Ahorros	1 V	0 V
Caixa Sabadell	Caja de Ahorros	1 E	1 E
Caja Duero	Caja de Ahorros	1 E	1 V
Kutxa	Caja de Ahorros	0 E	0 V
Caja Canarias	Caja de Ahorros	1 E	1 E
Caja Cantabria	Caja de Ahorros	1 V	1 V
Caja Segovia	Caja de Ahorros	1 V	1 V
Cajasol	Caja de Ahorros	1 V	1 V
Caixa Tarragona	Caja de Ahorros	1 E	1 E
Caixa de Terrassa	Caja de Ahorros	1 E	1 E
Bancaja	Caja de Ahorros	1 V	1 V
Caixanova	Caja de Ahorros	1 E	1 V
Caixa Penedès	Caja de Ahorros	1 V	1 V
Vital Kutxa	Caja de Ahorros	0 E	0 V
Ibercaja	Caja de Ahorros	1 V	1 E
Cai	Caja de Ahorros	1 V	1 E
Banco Bilbao Vizcaya Argentaria	Banco	0 V	0 E
Banco Santander	Banco	0 E	0 V
Banco Español de Crédito	Banco	1 V	1 V

Cuadro 8. Entidades financieras incluidas en la muestra total (continuación).

Entidad financiera	Forma de gobierno	Año1	Año2
Banco Sabadell	Banco	0 V	0 V
Banco Popular Español	Banco	0 E	0 V
Bankinter	Banco	1 V	0 E
Barclays Bank	Banco	0 V	0 V
Banco Pastor	Banco	1 E	1 E
Banco de Valencia	Banco	1 V	1 E
Santander Consumer Finance	Banco	0 V	0 E
Banco de Andalucía	Banco	0 E	-
Banco Guipuzcoano	Banco	0 E	0 E
Deutsche Bank S.A.E.	Banco	0 V	0 V
Banca March	Banco	0 E	0 E
Banco de Crédito Local de España	Banco	0 E	-
Banesto Banco de Emisiones	Banco	-	-
Santander Investment	Banco	0 V	0 E
BBVA Banco de Financiación	Banco	-	-
Open Bank Santander Consumer	Banco	0 V	0 E
Banco Gallego	Banco	1 E	1 V
Banco Banif	Banco	0 E	0 E
General Electric Capital Bank	Banco	0 E	0 E
Dexia Sabadell	Banco	0 E	0 E
Banco Cooperativo Español	Banco	0 E	0 E
Rbc Dexia Investor Services España	Banco	0 E	0 V
Banco Caixa Geral	Banco	0 V	0 V
Banco Depositario BBVA	Banco	0 E	0 E
Citibank España	Banco	0 E	0 V
Banco Urquijo Sabadell Banca Privada	Banco	0 E	0 V
Uno-E Bank	Banco	0 V	0 V
Popular Banca Privada	Banco	0 V	0 E
Banco Popular Hipotecario	Banco	0 V	0 E
Finanzia, Banco de Crédito	Banco	0 V	0 V
Bankoa	Banco	0 E	0 V
Banco De Madrid	Banco	0 E	0 E
Banca Pueyo	Banco	0 E	0 V
Banco Inversis	Banco	0 V	0 V
Banco de Finanzas e Inversiones, (Fibanc)	Banco	0 V	0 E
Banco de la Pequeña y Mediana Empresa	Banco	0 E	0 E
Ubs Bank	Banco	0 E	0 E
Altae Banco	Banco	0 V	0 E
Bancopopular-E	Banco	0 V	0 E
Banco Etcheverría	Banco	0 E	0 V
Banco Halifax Hispania	Banco	0 V	0 E
Bancofar	Banco	0 E	0 V
Banco de Depósitos	Banco	0 V	0 E
Banco de Servicios Financieros Caja Madrid - Mapfre	Banco	0 V	0 V
Banco Finantia Sofinloc	Banco	0 E	0 E
Ebn Banco de Negocios	Banco	1 V	1 E
Banco Cetelem	Banco	-	-
Bnp Paribas España	Banco	0 V	0 E

Cuadro 8. Entidades financieras incluidas en la muestra total (continuación).

Entidad financiera	Forma de gobierno	Año1	Año2
Aresbank	Banco	0 E	0 V
Banco Industrial de Bilbao	Banco	-	-
Banco Alcalá	Banco	0 V	0 V
Banco Europeo de Finanzas	Banco	0 V	0 E
Allfunds Bank	Banco	0 E	0 V
Microbank de La Caixa	Banco	0 E	0 V
Privat Bank	Banco	0 E	0 V
Deutsche Bank Credit	Banco	0 V	0 E
Banque Marocaine du Commerce Exterieur International	Banco	0 E	0 V
Banco de Promoción de Negocios	Banco	-	-
Banco Liberta	Banco	-	-
Banco Occidental	Banco	-	-
Banco de Albacete	Banco	-	-
Banco Alicantino de Comercio	Banco	-	-
Banco Caminos	Banco	-	0 E
Cajarural de Almendralejo	Cooperativa de crédito	0 V	0 V
Caja Central de Orihuela	Cooperativa de crédito	0 V	0 V
Caja Rural de Gijón, S.C.C.	Cooperativa de crédito	0 V	0 E
Caja Rural de Navarra, S.C.C.	Cooperativa de crédito	0 E	0 V
Caja Rural de Extremadura Sdad. Coop. Credito	Cooperativa de crédito	0 E	0 E
Caja Rural de Salamanca, S. Cooperativa de Credito	Cooperativa de crédito	0 E	0 V
Caja Rural de Soria, S.C.C.	Cooperativa de crédito	0 E	0 E
Caja Rural San Agustin de Fuentealamo	Cooperativa de crédito	0 V	0 E
Caja Rural de Utrera	Cooperativa de crédito	0 V	0 E
Caja Rural de Aragon	Cooperativa de crédito	1 V	1 V
Caja Rural de Fuentepelayo	Cooperativa de crédito	0 V	0 V
Caja Rural de Granada	Cooperativa de crédito	0 E	0 V
C. D'enginyers	Cooperativa de crédito	0 E	0 E
Caja de Crédito de Petrel, Caja Rural, C.C.V.	Cooperativa de crédito	0 V	0 E
Caja Laboral	Cooperativa de crédito	0 E	0 V
Caixa Rural Altea, C.C.V.	Cooperativa de crédito	0 V	0 E
Caja Rural de Albacete, S.C.C.	Cooperativa de crédito	0 V	0 E
Cajamar	Cooperativa de crédito	0 V	0 E
Caja Rural de Asturias	Cooperativa de crédito	0 V	0 E
Caja Rural de Burgos	Cooperativa de crédito	0 E	0 V
Caja Rural Ciudad Real	Cooperativa de crédito	0 E	0 V
Caja Rural de Córdoba	Cooperativa de crédito	0 V	0 V
Caja Rural de Cuenca	Cooperativa de crédito	0 V	0 E
Caja Rural de Jaén, S.C.C.	Cooperativa de crédito	0 E	0 V
Caixa Rural Galega, S.C.L.G.	Cooperativa de crédito	0 V	0 E
Caja Siete	Cooperativa de crédito	0 V	0 E
Caja Rural de Segovia, S.C.C.	Cooperativa de crédito	0 E	0 E
Caja Rural de Teruel	Cooperativa de crédito	0 V	0 E
Caja Rural de Toledo, S.C.C.	Cooperativa de crédito	0 E	0 V
Ruralcaja	Cooperativa de crédito	0 E	0 V
Ipar Kutxa	Cooperativa de crédito	0 V	0 E
Caja Rural de Zamora	Cooperativa de crédito	0 V	0 E
Caja Rural de Baena	Cooperativa de crédito	0 V	0 E

Cuadro 8. Entidades financieras incluidas en la muestra total (continuación).

Entidad financiera	Forma de gobierno	Año1	Año2
Cajacampo	Cooperativa de crédito	0 E	0 E
Caja Rural de Almenara	Cooperativa de crédito	0 E	0 V
Caja Rural de Lalcudia	Cooperativa de crédito	0 V	0 V
Caja Rural de Nueva Carteya	Cooperativa de crédito	0 V	0 E
Caja Rural de S. Vicente De Vall De Uxo	Cooperativa de crédito	0 V	0 E
C. R. de Cañete de Las Torres	Cooperativa de crédito	0 E	0 E
Caja Rural de Callosa	Cooperativa de crédito	0 V	0 V
Caja Rural Catolico-Agraria Villarreal	Cooperativa de crédito	0 E	0 V
Caixa Rural La Vall San Isidro Coop Cto V	Cooperativa de crédito	0 E	0 E
Caja Rural San Jose de Burriana Coop. de Cto. V.	Cooperativa de crédito	0 E	0 V
Caja Rural de Alcora	Cooperativa de crédito	0 E	0 V
Caja Rural Castellón-S. Isidro, S. Coop. de Crédito V.	Cooperativa de crédito	0 E	0 V
Caja Rural de Adamuz, Sociedad Cooperativa Credito	Cooperativa de crédito	0 V	0 E
Caja Rural de Mota Del Cuervo	Cooperativa de crédito	0 V	0 E
Caixa Rural de Algemesi	Cooperativa de crédito	0 E	0 E
C.R. de Torrent	Cooperativa de crédito	0 V	0 V
Caixa Rural Alqueries	Cooperativa de crédito	0 E	0 E
Caja Rural de Cheste	Cooperativa de crédito	0 E	0 E
Caixa Rural de Turis	Cooperativa de crédito	0 V	0 E
Caja Rural de Casas Ibañez	Cooperativa de crédito	0 V	0 V
Caja Rural La Roda	Cooperativa de crédito	0 E	0 E
Caja Rural de Almassora	Cooperativa de crédito	0 V	0 E
Caja Rural de Onda	Cooperativa de crédito	0 V	0 V
Caja Rural S. Jose de Nules	Cooperativa de crédito	0 E	0 V
Caja Rural de Casinos S.C.C.V.	Cooperativa de crédito	0 E	0 V
Caja Rural de Betxi	Cooperativa de crédito	0 V	0 E
C.R. de Guissona	Cooperativa de crédito	0 E	0 V
Caja Rural de Villamalea	Cooperativa de crédito	0 V	0 E
Caja de Crédito y Ahorro Cooperativo	Cooperativa de crédito	0 E	0 V
Caixa Rural de Balears, S.C.C.	Cooperativa de crédito	0 E	0 V
Caja Rural de Albal C.C.V.	Cooperativa de crédito	0 V	0 E
Caja Rural de Villar,C.C.V.	Cooperativa de crédito	0 V	0 V
Caja Rural de Chilches	Cooperativa de crédito	0 V	0 V
Caixa Popular de Valencia	Cooperativa de crédito	0 E	0 V
Caixa Rural Sant Josep de Vilavella, S. Coop. de Credit V.	Cooperativa de crédito	0 E	0 E
C.R.S. Fortunat	Cooperativa de crédito	0 E	0 V
Caja Rural de Benicarlo	Cooperativa de crédito	0 E	0 V
Caja Rural San Isidro de Vilafames, S.C.C.V.	Cooperativa de crédito	0 E	0 V
Caixa Rural Les Coves de Vinromá, S. Coop. de Crédit V.	Cooperativa de crédito	0 E	0 V
Abogados-Advocats	Cooperativa de crédito	0 V	-
Caixa Rural Vinaros, S. Coop. de Credit V.	Cooperativa de crédito	0 E	0 V
Caja Rural de Canarias	Cooperativa de crédito	0 V	0 E
Caja Rural de Alginet, S. Coop. Credito. V.	Cooperativa de crédito	0 V	0 E
Arquia	Cooperativa de crédito	0 E	0 E
Albalat	Cooperativa de crédito	0 E	0 V
Caja Rural del Sur	Cooperativa de crédito	0 V	0 V
Credit Valencia Caja Rural C.C.V.	Cooperativa de crédito	0 V	0 E
Caja Rural Aragonesa y de Los Pirineos, S. Coop. de Crédito	Cooperativa de crédito	0 V	0 E

La variable dependiente empleada en el estudio empírico será, como se ha comentado, una variable categórica denominada Problem y compuesta por dos grupos: entidad financiera saneada (a este grupo se le otorga el valor 0) o entidad financiera en problemas, entendido como encontrarse la entidad con déficit de capital y/o en trámites de fusión por esta circunstancia, que haya recibido ayudas públicas o se produzca su nacionalización y/o intervención (a este grupo se le da el valor 1), siendo ambos grupos mutuamente excluyentes y exhaustivos.

Las variables independientes a tener en cuenta en la investigación son una serie de ratios contables contruidos a partir de las cuentas anuales de las respectivas entidades. Los ratios seleccionados para el análisis se refieren a aspectos tales como la suficiencia o solvencia de capital, calidad de activos, eficiencia y gestión, rentabilidad, y liquidez. Pero, además de estos ratios utilizados en la teoría (CAMEL, ratios específicos de las entidades financieras, etc.) se han introducido otros (R24, R25 y R26) para tratar de reflejar la exposición de los individuos a los sectores de la construcción e inmobiliario.

Somos conscientes de que muchos de los problemas registrados en las entidades financieras españolas han ido más allá de una administración ineficiente, una escasa o nula diversificación de sus operaciones y/o el riesgo excesivo de sus negocios. Hablamos de comportamientos deshonestos de dirigentes, supeditación de actuaciones a intereses políticos, etc. Confiamos que todos estos elementos hayan acabado reflejándose en los estados contables de las instituciones, y por extensión, en los ratios financieros empleadas.

Además de la comentada variable *dummy* que refleja el año del suceso, también se han incluido como variables de control transformaciones tanto del activo total de la entidad (Ln Total Activo) como de sus fondos propios (Ln Fondos Propios), como medida del tamaño de las entidades. Todas las variables independientes se definen a continuación, clasificadas en tres grupos⁵⁶:

56 Inicialmente, también, se trató la inclusión de una variable *dummy* para reflejar las distintas formas de gobierno, según la entidad fuera caja de ahorros, banco o cooperativa de crédito; sin embargo, debido a la excesiva concentración de las entidades consideradas problemáticas en el colectivo de las cajas de ahorros, su selección desvirtuaba los modelos.

Cuadro 9. Variables independientes incluidas inicialmente en la investigación.

VARIABLES		COMPOSICIÓN
Variable dummy		
AÑO	Año	
Variables de control (miles de euros)		
LNTA	Logaritmo neperiano del total activo	
LNFP	Logaritmo neperiano de los fondos propios	
Ratios (tanto por uno)		
R1	Fondos propios/ total activo	
R2	Fondos Propios/ créditos a la clientela	
R3	Beneficio neto/ total activo	
R4	Beneficio neto/ fondos propios	
R5	Créditos a la clientela/ depósitos de la clientela	
R6	Créditos a la clientela/ total activo	
R7	Tasa de crecimiento del total activo	
R8	Tasa de crecimiento de los fondos propios	
R9	Tasa de crecimiento de los créditos a la clientela	
R10	Tasa de crecimiento del beneficio neto	
R11	(Fondos propios- activo material)/ total activo	
R12	Pérdidas por deterioro de inversiones crediticias/ créditos a la clientela	
R13	Provisiones/ créditos a la clientela	
R14	Provisiones/ patrimonio neto	
R15	(Dotación a provisiones+ pérdidas por deterioro de activos financieros)/ margen bruto	
R16	(Dotación a amortizaciones+ gastos de administración)/ margen bruto	
R17	Caja y depósitos bancos en centrales/ total activo	
R18	Caja y depósitos bancos en centrales/ total financiación ajena	
R19	Activo material/ total activo	
R20	Pérdidas por deterioro de activos financieros/ total activo	
R21	(Créditos a la clientela- depósitos de la clientela)/ margen de interés	
R22	Resultado de las actividades de explotación/ total activo	
R23	Resultado de las actividades de explotación/ fondos propios	
R24	(Inversiones inmobiliarias+ activos no corrientes en venta+ resto activos) ⁵⁷ / total activo	
R25	Inversiones inmobiliarias/ total activo	
R26	Tasa de crecimiento de las inversiones inmobiliarias	

(*) La variable año será introducida adicionalmente en el modelo como variable de control para recoger los posibles efectos que la coyuntura ha tenido sobre los estados contables de las entidades.

57 Para obtener la exposición al "ladrillo" más allá de las Inversiones Inmobiliarias se tuvieron en cuenta los tres epígrafes del balance donde la banca almacena sus activos inmobiliarios, es decir, las propias inversiones inmobiliarias, los activos no corrientes en venta (los denominados adjudicados) y resto de activos (terrenos y demás propiedades que se tienen para la venta en la actividad de promoción inmobiliaria).

3.2. Modelos y técnicas estadísticas de clasificación: metodología aplicada.

Desde un punto de vista estadístico existen diferentes técnicas multivariantes a la hora de clasificar a los individuos en grupos o poblaciones: regresión lineal, análisis de la varianza (ANOVA, ANalysis Of VAriance, según terminología inglesa), análisis discriminante, regresión logística, etc. Todas ellas tienen en común el hecho de tratar de explicar una variable dependiente en función de un determinado número de independientes. La diferencia entre los distintos métodos se encontraría en la naturaleza de las variables utilizadas, tanto de la dependiente como de las independientes. Las diferencias pueden observarse en el cuadro 10.

Cuadro 10. Algunas técnicas de clasificación de individuos.

VARIABLES	REGRESIÓN	ANOVA	DISCRIMINANTE	R. LOGÍSTICA/ PROBIT
DEPENDIENTE	Cuantitativa	Cuantitativa	Cualitativa	Cualitativa
INDEPENDIENTES	Cuantitativas	Cualitativas	Cuantitativas	Cuantitativas y/o cualitativas

Dentro de las técnicas estadísticas de clasificación de individuos que pueden aplicarse en el análisis con nuestra tipología de variables, el presente trabajo va a utilizar los tres modelos que siguen: de análisis discriminante, de regresión logística y *probit*.

Tradicionalmente en el sector financiero se ha venido aplicando el análisis discriminante en los credit scoring a la hora de evaluar las solicitudes de crédito, y en la construcción modelos para la predicción de quiebras de entidades bancarias. No obstante, algunas de las limitaciones que este método presenta han dado lugar a la utilización de otras técnicas, como es el caso de la regresión logística o *probit*.

3.2.1. Análisis discriminante.

El análisis discriminante se emplea para la clasificación de individuos en grupos a partir de la utilización de una serie de valores, variables cuantitativas denominadas variables independientes, clasificadoras, discriminantes, criterio o predictoras, que muestran determinadas características de esos individuos. Como acabamos de ver, en estos análisis la pertenencia a uno u otro grupo se introduce en el modelo mediante una variable categórica que tomará tantos valores como grupos se preestablezcan, en nuestro caso concreto dos.

A partir del análisis discriminante lo que se pretende es sintetizar, en la medida de lo posible, la información de esas variables clasificadoras en unas funciones, conocidas con el nombre de funciones discriminantes, las cuales se utilizan en ese proceso de clasificación de los individuos⁵⁸.

A continuación se tratará de ofrecer una explicación sobre la aplicación del análisis discriminante para la clasificación de individuos en dos grupos, de tal manera que esto ayude a entender el posterior análisis realizado. El análisis discriminante se basa en el cumplimiento de los supuestos de normalidad multivariante e igualdad de matrices de varianzas-covarianzas entre los grupos (homoscedasticidad).

Existen dos enfoques de análisis, el primero basado en técnicas de correlación canónica y de componentes principales (análisis factorial) denominado análisis discriminante canónico; y el segundo basado en la obtención de funciones discriminantes, de cálculo similar a las ecuaciones regresión lineal múltiple, denominado análisis discriminante de Fisher.

Ante la existencia de dos grupos de clasificación (en nuestro posterior análisis: entidad saneada frente a entidad con problemas) y k variables explicativas, se trata de obtener para cada individuo sometido a análisis una puntuación discriminante que pueda servir después para indicar su grupo de pertenencia.

58 El análisis discriminante se emplea tanto para fines explicativos como predictivos. Mientras el primero trata de encontrar una relación entre variables independientes o clasificadoras y variable dependiente, el segundo trata de determinar el grupo de pertenencia (el valor que toma la variable dependiente) de cada individuo a partir de los valores que toman sus variables clasificadoras.

El enfoque canónico trata de calcular esta puntuación como función lineal Y de las k variables explicativas⁵⁹, denominada función discriminante canónica⁶⁰.

$$Y = \alpha_0 + \alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \dots + \alpha_k X_k \quad (1)$$

Esa puntuación discriminante se obtendrá multiplicando los coeficientes α_k determinados en el análisis por los valores de las variables explicativas X_k del individuo en la ecuación anterior. El problema que se plantea es, entonces, la obtención de esos coeficientes de ponderación α_k .

La expresión (1) podría expresarse en forma matricial de la siguiente forma:

$$Y = \begin{pmatrix} X_{11} & X_{21} & \dots & X_{k1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_k \end{pmatrix} \quad (2)$$

Que en notación matricial compacta quedaría así:

$$Y = X\alpha \quad (3)$$

59 En el supuesto de que existan más de dos grupos de clasificación, el número de las funciones discriminantes vendrá dado por el mínimo entre el número de grupos menos uno y el número de variables independientes. En general, Y_i es la combinación lineal de x_1, \dots, x_k que proporciona la mayor discriminación posible entre los grupos después de Y_{i-1} y tal que $\text{corr}(Y_i, Y_j) = 0$ para $j = 1, \dots, (i - 1)$.

60 Si las variables explicativas están tipificadas, entonces la función tendrá esta forma:

$$Y = \alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \dots + \alpha_k X_k$$

Como hemos manifestado anteriormente, el problema que ahora se nos plantea es la obtención de esos coeficientes de ponderación α_k recogidos en la matriz α . Para tratar de resolver esta cuestión, es necesario apoyarse en la variabilidad de la función discriminante, es decir, la suma de cuadrados de las variables discriminantes respecto a su media, la cual se puede explicar mediante la siguiente función (Uriel y Aldás, 2005: 287):

$$y'y = \alpha'X'X\alpha \quad (4)$$

Se sigue un método similar al análisis factorial para buscar una función lineal de $y = \alpha'X$, de modo que $X'X$ (que denominaremos T) es la matriz de suma de cuadrados y productos cruzados (varianzas-covarianzas) total de las variables independientes, la cual puede explicarse, a partir de la prueba de la descomposición de la varianza (es decir, de la descomposición de esa suma de cuadrados)⁶¹, como la suma de cuadrados entre grupos (F) y suma de cuadrados residual, o dentro de los grupos o intra grupos (W).

$$\text{Var}(Y) = \alpha'T\alpha = \alpha'F\alpha + \alpha'W\alpha \quad (5)$$

Entonces, si queremos maximizar la variabilidad entre los grupos para discriminarlos mejor, esto equivale a maximizar la varianza entre grupos en relación al total de la varianza.

$$\text{Máx} \frac{\alpha'F\alpha}{\alpha'T\alpha} \quad (6)$$

61 Para mayor información, véase la descomposición de la matriz de varianzas-covarianzas en Uriel y Aldás (2005: 189 y ss).

Y considerando el cociente anterior como una función, se puede observar que ésta será homogénea para todo μ .

$$F(\alpha) = \frac{\alpha^T F \alpha}{\alpha^T \alpha} = F(\mu\alpha) \quad (7)$$

El hecho de que la función sea homogénea implica que calcular el $(\text{Máx } \frac{\alpha^T F \alpha}{\alpha^T \alpha})$ equivale a resolver:

$$\begin{aligned} &\text{Máx } (\alpha^T F \alpha) \\ &\text{sujeto a que} \\ &\alpha^T \alpha = 1 \end{aligned} \quad (8)$$

Como este es el esquema habitual de los multiplicadores de Lagrange, se puede definir como:

$$L = \alpha^T F \alpha - \lambda (\alpha^T \alpha - 1) \quad (9)$$

Y calculando su derivada:

$$\frac{\partial L}{\partial \alpha} = 0 \Rightarrow \frac{\partial L}{\partial \alpha} = 2F\alpha - 2\lambda T\alpha = 0 \Rightarrow F\alpha = \lambda T\alpha \Leftrightarrow T^{-1}F\alpha = \lambda\alpha \quad (10)$$

Entonces, el autovector asociado a la primera función discriminante lo es de la matriz $T^{-1}F$, y si tomo el vector asociado al máximo autovalor, se obtiene la función que recoge el máximo poder discriminante.

El enfoque de Fisher trata de obtener una puntuación discriminante como función lineal D de las k variables explicativas, conocida como función discriminante de Fisher, es decir,

$$D = u_1X_1 + u_2X_2 + \dots + u_kX_k \quad (11)$$

Donde D se obtendrá multiplicando los valores de las variables explicativas X_k por los coeficientes de ponderación u_k determinados en el análisis, los cuales inicialmente son desconocidos; y proporcionales a los coeficientes no tipificados de la función discriminante canónica anterior.

Considerando que existen n individuos, podemos obtener una función discriminante para cada uno de ellos, siendo D_i la puntuación discriminante correspondiente al individuo i -ésimo.

$$D_i = u_1X_{1i} + u_2X_{2i} + \dots + u_kX_{ki} \quad \text{para } \forall i = 1, \dots, N \quad (12)$$

La ecuación (12) podría también expresarse en forma matricial de la siguiente manera:

$$\begin{pmatrix} D_1 \\ D_2 \\ \vdots \\ D_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X_{11} & X_{21} & \dots & X_{k1} \\ X_{12} & X_{22} & \dots & X_{k2} \\ \vdots & \vdots & & \\ X_{1N} & X_{2N} & \dots & X_{kN} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_k \end{pmatrix} \quad (13)$$

Que en notación matricial compacta sería:

$$\mathbf{D} = \mathbf{X}\mathbf{u} \quad (14)$$

Para tratar de calcular los coeficientes de ponderación u_j recogidos en la matriz \mathbf{u} , nos apoyaremos nuevamente en la variabilidad de la función discriminante:

$$\mathbf{d}'\mathbf{d} = \mathbf{u}'\mathbf{X}'\mathbf{X}\mathbf{u} \quad (15)$$

Y en la prueba de la descomposición de la varianza, como la suma de cuadrados entre grupos (\mathbf{F}) y suma de cuadrados residual, o dentro de los grupos o intra grupos (\mathbf{W}).

$$\mathbf{X}'\mathbf{X} = \mathbf{T} = \mathbf{F} + \mathbf{W} \quad (16)$$

Con lo cual, sustituyendo (16) en (15), se obtiene:

$$\mathbf{d}'\mathbf{d} = \mathbf{u}'\mathbf{X}'\mathbf{X}\mathbf{u} = \mathbf{u}'\mathbf{T}\mathbf{u} = \mathbf{u}'(\mathbf{F} + \mathbf{W})\mathbf{u} = \mathbf{u}'\mathbf{F}\mathbf{u} + \mathbf{u}'\mathbf{W}\mathbf{u} \quad (17)$$

Si nos fijamos en la expresión anterior, $\mathbf{u}'\mathbf{T}\mathbf{u} = \mathbf{u}'\mathbf{F}\mathbf{u} + \mathbf{u}'\mathbf{W}\mathbf{u}$, todas las variables, excepto los coeficientes de ponderación \mathbf{u} , nos van a ser conocidas a partir de los datos muestrales. Por tanto, sólo quedaría aplicar un criterio para determinar los valores de esos coeficientes. Para su obtención Fisher estableció el criterio siguiente:

$$\text{Máx } \frac{\mathbf{u}'\mathbf{F}\mathbf{u}}{\mathbf{u}'\mathbf{W}\mathbf{u}} = \frac{\text{Separación entre grupos}}{\text{Separación intra grupos}} \quad (18)$$

Como podemos observar, con un criterio de este tipo de lo que se trata es de diferenciar lo más posible los grupos, de tal manera que los individuos de un mismo grupo sean lo más homogéneos posibles (minimizando la separación o variabilidad intra grupos), a la vez que los individuos de cada grupo sean lo más heterogéneos posibles (maximizando la separación o variabilidad entre grupos).

La explicación sobre la clasificación final de cada individuo se realiza a través de la obtención de los centros de gravedad o centroides (es decir, vectores de medias) de los grupos de las poblaciones, estadísticos básicos de resumen de información sobre cada grupo a partir de las medias de sus variables independientes. La obtención de esos centroides para el caso de clasificación con dos grupos se muestra a continuación, indicando los subíndices I y II el grupo de pertenencia:

$$\bar{\mathbf{X}}_I = \begin{pmatrix} \bar{X}_{1I} \\ \bar{X}_{2I} \\ \vdots \\ \bar{X}_{kI} \end{pmatrix} \quad \bar{\mathbf{X}}_{II} = \begin{pmatrix} \bar{X}_{1II} \\ \bar{X}_{2II} \\ \vdots \\ \bar{X}_{kII} \end{pmatrix} \quad (19)$$

Utilizando cada vector de medias de (19) en la función discriminante de Fisher (11) obtenemos las siguientes expresiones para cada grupo:

$$\begin{aligned}\bar{D}_I &= u_1\bar{X}_{1I} + u_2\bar{X}_{2I} + \dots + u_k\bar{X}_{kI} \\ \bar{D}_{II} &= u_1\bar{X}_{1II} + u_2\bar{X}_{2II} + \dots + u_k\bar{X}_{kII}\end{aligned}\tag{20}$$

Dadas estas puntuaciones medias de la función discriminante para cada grupo establecido, se puede obtener un punto de intersección entre los dos grupos, denominado punto de corte discriminante. Para el caso de que los grupos presenten un diferente tamaño, probabilidades a priori, el punto de corte se calcula mediante un promedio ponderado de \bar{D}_I y \bar{D}_{II} .

$$C = \frac{P_I\bar{D}_I + P_{II}\bar{D}_{II}}{P_I + P_{II}}\tag{21}$$

Siendo P_I y P_{II} el tamaño poblacional en los grupos I y II, respectivamente⁶².

62 Si los grupos tienen el mismo tamaño, el punto de intersección entre los dos grupos es el promedio entre \bar{D}_I y \bar{D}_{II} .

$$C = \frac{\bar{D}_I + \bar{D}_{II}}{2}$$

Este punto de corte discriminante **C** se establece como referencia a la hora de clasificar a los diferentes individuos en uno u otro grupo. De tal forma que el criterio para clasificar a un individuo, por ejemplo al individuo *i*-ésimo, en un grupo u otro es comparar su puntuación discriminante con este valor **C**:

$$\text{Cuando } \bar{D}_I < \bar{D}_{II} \quad \left\{ \begin{array}{l} \text{Si } D_i < C, \text{ se clasifica al individuo } i \text{ en el grupo I} \\ \text{Si } D_i > C, \text{ se clasifica al individuo } i \text{ en el grupo II} \end{array} \right.$$

$$\text{Cuando } \bar{D}_I > \bar{D}_{II} \quad \left\{ \begin{array}{l} \text{Si } D_i < C, \text{ se clasifica al individuo } i \text{ en el grupo II} \\ \text{Si } D_i > C, \text{ se clasifica al individuo } i \text{ en el grupo I} \end{array} \right.$$

Esta regla de decisión también se puede recoger directamente a partir de la función discriminante, restando a ésta el valor **C**, como se muestra a continuación:

$$D_i - C = u_1 X_{1i} + u_2 X_{2i} + \dots + u_k X_{ki} - C \quad (22)$$

En este caso, el criterio de clasificación de individuos pasa a ser el siguiente:

$$\text{Cuando } \bar{D}_I < \bar{D}_{II} \quad \left\{ \begin{array}{l} \text{Si } D_i - C < 0, \text{ se clasifica al individuo } i \text{ en el grupo I} \\ \text{Si } D_i - C > 0, \text{ se clasifica al individuo } i \text{ en el grupo II} \end{array} \right.$$

$$\text{Cuando } \bar{D}_I > \bar{D}_{II} \quad \left\{ \begin{array}{l} \text{Si } D_i - C < 0, \text{ se clasifica al individuo } i \text{ en el grupo II} \\ \text{Si } D_i - C > 0, \text{ se clasifica al individuo } i \text{ en el grupo I} \end{array} \right.$$

Para finalizar conviene señalar que, aunque a nivel teórico la estimación vista del modelo discriminante es la más extendida, la mayoría de los programas informáticos de análisis multivariante construyen de modo alternativo, basándose en el mismo criterio maximizador visto en la expresión (18), tantas funciones discriminantes como grupos haya. Este es el caso del programa SPSS, utilizado en el posterior análisis estadístico, que entre sus resultados recoge este segundo tipo de funciones, a las que denomina funciones discriminantes lineales de Fisher.

Estas funciones, a las que identificaremos como F_I y F_{II} para el caso de que existan solamente dos grupos, presentarían la siguiente forma para el individuo i -ésimo:

$$\begin{aligned}
 F_I &= a_{I1}X_{1i} + a_{I2}X_{2i} + \dots + a_{Ik}X_{ki} - C_I \\
 F_{II} &= a_{II1}X_{1i} + a_{II2}X_{2i} + \dots + a_{IIk}X_{ki} - C_{II}
 \end{aligned}
 \tag{23}$$

Cuando trabajamos con funciones de este tipo, el criterio de clasificación que se aplica será el de asignar al individuo correspondiente en el grupo que obtiene un valor F mayor.

Cuando tenemos F_I y F_{II} $\left\{ \begin{array}{l} \text{Si } F_I > F_{II}, \text{ se clasifica al individuo } i \text{ en el grupo I} \\ \text{Si } F_{II} > F_I, \text{ se clasifica al individuo } i \text{ en el grupo II} \end{array} \right.$

No obstante, a partir de estas funciones es posible obtener los coeficientes de ponderación u vistos con anterioridad para la construcción de la función discriminante de Fisher.

$$\begin{aligned}
 F_{II} - F_I &= (a_{II1} - a_{I1})X_{1i} + (a_{II2} - a_{I2})X_{2i} + \dots + (a_{IIk} - a_{Ik})X_{ki} - (C_{II} - C_I) \\
 &= \underbrace{u_1 X_{1i} + u_2 X_{2i} + \dots + u_k X_{ki}}_D_i - C \tag{24} \\
 &= D_i - C
 \end{aligned}$$

3.2.2. Modelo *logit*.

La regresión logística, también conocida como análisis *logit*, es una clase especial de regresión que se emplea para tratar de explicar y predecir una variable dependiente cualitativa a partir de una o varias variables independientes (regresoras o explicativas), cuantitativas o cualitativas.

Respecto al objetivo, la regresión logística sería similar al análisis discriminante, proporcionando ambas técnicas unos resultados predictivos y clasificatorios comparables, y utilizando medidas de validación similares. Sin embargo, el análisis discriminante, como se ha manifestado, se apoya sobre el cumplimiento de los criterios de normalidad multivariante e igualdad de las matrices de varianzas-covarianzas entre grupos, supuestos que no siempre se cumplen. La regresión logística obtiene resultados más robustos cuando estos supuestos no se verifican, haciendo su aplicación más apropiada en muchas situaciones. Por ello, cuando la variable dependiente recoge sólo dos grupos de clasificación, puede ser preferible la utilización del análisis *logit*⁶³.

Mientras en el análisis discriminante la clasificación de individuos en el grupo se basa en sus puntuaciones discriminantes, la regresión logística se enfrenta a esta tarea de forma algo similar a la regresión en sentido tradicional, con las diferencias de que en la regresión logística se emplean métodos de Máxima Verosimilitud para la estimación de los parámetros (frente a los métodos de estimación por Mínimos Cuadrados Ordinarios de la regresión lineal) y que los valores predichos deben estar acotados entre cero y uno.

A continuación, al igual que se hiciera con el análisis discriminante, se trata de ofrecer una explicación sobre la aplicación de la regresión logística para la clasificación de individuos en dos grupos.

63 La regresión logística, no obstante, presentaría otros inconvenientes como el hecho de estar limitada a la predicción de clasificar a los sujetos en tan solo dos grupos o categorías. Por tanto, y aunque no es el caso de nuestro análisis estadístico, en estudios donde la variable dependiente recoge más de dos grupos de clasificación posibles se comporta mejor el análisis discriminante (Hair *et al.*, 2001: 252). Aunque en formulaciones alternativas el análisis *logit* podría considerar más de dos grupos.

La idea de la que se parte es que ante una variable dependiente dicotómica Y_i (dos grupos de clasificación: 0 y 1) y k variables explicativas, siempre se cumplirá que la media teórica de la variable dependiente coincidirá con la probabilidad de tomar el valor 1, tal y como se muestra a continuación:

$$\text{Si } Y_i = \begin{cases} 1 \text{ siendo } P(Y_i = 1) = p_i \\ 0 \text{ siendo } P(Y_i = 0) = 1-p_i \end{cases} \quad (25)$$

Entonces, $E(Y_i) = 0(1-p_i) + 1p_i = p_i$ para $\forall i = 1, \dots, N$

Si, adicionalmente, para explicar el comportamiento de la variable dependiente Y_i , utilizamos un modelo de la forma:

$$Y_i = F(\beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki}) + u_i \quad (26)$$

Donde F es una función que depende de la expresión lineal $\beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} = z_i$, variables explicativas conocidas, y bajo el supuesto de que $E(u_i) = 0$.

$$E(Y_i) = p_i = F(\beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki}) = F(z_i) \quad (27)$$

Respecto a la forma de la función F , se precisa una función que, como hemos comentado anteriormente, acote los valores entre 0 y 1⁶⁴. Entre las

64 En este punto queda totalmente descartada la utilización de la función identidad para evitar los problemas del modelo lineal de probabilidad, entre los que destaca la posibilidad de una varianza negativa, unas probabilidades predichas no acotadas entre 0 y 1 o unas estimaciones de los parámetros muy sensibles para valores extremos de los regresores. Para más información sobre este modelo de probabilidad lineal y sus problemas, véase: Mahía (2013), Hair *et al.* (2001), Uriel y Aldás (2005).

posibles funciones **F** dos son las que se presentan con mayor frecuencia: la función de distribución del modelo logístico, que da lugar al análisis *logit*, y la función de distribución de una normal estándar, que dará lugar al análisis *probit*.

Por tanto, la primera de las alternativas es usar un modelo *logit*, donde **F** sea la función de distribución del modelo logístico, lo cual conduce a:

$$F(\beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki}) = F(z_i) = \frac{\exp(z_i)}{1 + \exp(z_i)} \quad (28)$$

De tal manera que la probabilidad que tiene un individuo *i*-ésimo de ser clasificado en el grupo 1 será la siguiente:

$$E(Y_i) = p_i = F(\beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki}) = F(z_i) = \frac{\exp(z_i)}{1 + \exp(z_i)} \quad (29)$$

Como se observa en la expresión anterior, los parámetros β no deben interpretarse como el cambio en la probabilidad del suceso 1 ante un cambio unitario de la variable independiente asociada a ese parámetro β . No obstante, su signo sí será de gran relevancia, en la medida en que un β positivo significa que un aumento de la variable explicativa asociada causa incrementos en p_i (probabilidad de tomar el valor 1), mientras que un β negativo supone que un aumento de su variable asociada da lugar a disminuciones en p_i ⁶⁵.

65 Para profundizar más en la interpretación de los β , debemos hablar de un nuevo concepto. Al cociente entre la probabilidad de tomar el valor 1 respecto la probabilidad de que esto no ocurra, es decir, de que adopte el valor 0, se le denomina razón de apuesta, cociente de probabilidades o ratio odds. Y se interpreta como cuánto es más probable que un individuo sea clasificado en el grupo 1 frente al 0. Respecto al posterior análisis que en este trabajo se realizará, recoge el número de veces que es más probable que una entidad se encuentre con déficit de capital, que haya recibido ayudas públicas o se produzca su nacionalización y/o intervención frente a encontrarse saneada.

$$\text{Odds} = \frac{p_i}{1 - p_i} = \exp(\beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki}) = \exp(z_i)$$

Para cuantificar e interpretar correctamente los efectos de las variables explicativas sobre la probabilidad de que ocurra un fenómeno (o lo que es lo mismo, de pertenecer al grupo 1), se debe acudir a los llamados efectos marginales, diferenciando entre aquellos casos en los que la variable explicativa que se ve modificada sea continua o discreta.

En la primera de las situaciones, cuando por ejemplo X_2 es continua, el efecto marginal de X_2 sobre la probabilidad dependerá de los valores de $z_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki}$ y β_2 , siendo este último del que adicionalmente dependa el signo de la variación, tal y como se comentó en líneas precedentes, y así:

$$\frac{\partial p_i}{\partial X_2} = \frac{\partial [\exp(z_i) / 1 + \exp(z_i)]}{\partial X_2} = \frac{\exp(z_i)}{(1 + \exp(z_i))^2} \beta_2 \quad (30)$$

En el otro de los supuestos, cuando X_2 es discreta, el efecto marginal sobre la probabilidad de pasar en la variable 2 de 0 a 1 será:

$$\frac{\exp(\beta_1 + \beta_2 0 + \dots + \beta_k X_{ki})}{1 + \exp(\beta_1 + \beta_2 0 + \dots + \beta_k X_{ki})} - \frac{\exp(\beta_1 + \beta_2 1 + \dots + \beta_k X_{ki})}{1 + \exp(\beta_1 + \beta_2 1 + \dots + \beta_k X_{ki})} \quad (31)$$

Si en la expresión anterior tomamos logaritmos neperianos, entonces, se obtiene una expresión lineal para el modelo logit:

$$\text{Logit Ln (Odds)} = \text{Ln} \left(\frac{p_i}{1 - p_i} \right) = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} = z_i$$

De tal manera que, derivando respecto de una variable explicativa h cualquiera, por ejemplo X_2 , su parámetro β_2 asociado se podrá interpretar como la variación en el modelo logit consecuencia de la variación unitaria de esa variable X_2 .

$$\frac{\partial \text{Logit}}{\partial X_2} = \frac{\partial (\beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki})}{\partial X_2} = \beta_2$$

3.2.3. Modelo *probit*.

Al igual que ocurre con el modelo *logit*, el análisis *probit* trata de explicar la asociación entre una variable dependiente cualitativa y una o varias variables independientes (regresoras o explicativas) cuantitativas o cualitativas. Y a partir de esa relación, estimar o predecir la probabilidad de que se produzca o no el suceso definido bajo la variable dependiente.

El planteamiento a seguir es idéntico al establecido para el caso de la regresión logística con la diferencia en la forma de la función **F** considerada. Mientras que para el análisis anterior se tenía en cuenta una función de distribución del modelo logístico o curva logística que determinaba el modelo *logit*, en este otro caso la función **F** será la función de distribución de una normal estándar⁶⁶.

$$F(\beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki}) = F(z_i) = \int_{-\infty}^{z_i} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp(-t^2 / 2) dt \quad (32)$$

Partiendo de esta nueva función **F**, y representando mediante Φ la distribución normal estándar, ahora la probabilidad de que un individuo *i*-ésimo sea clasificado en el grupo 1 pasa a ser la siguiente:

$$E(Y_i) = p_i = F(z_i) = \int_{-\infty}^{z_i} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp(-t^2 / 2) dt = \Phi(z_i) \quad (33)$$

Nuevamente, los parámetros β no deben interpretarse como el cambio en la probabilidad del suceso 1 ante una variación unitaria de la variable independiente asociada a ese parámetro β . Para este fin se calculan los efectos marginales sobre la probabilidad, diferenciando otra vez entre las dos situaciones alternativas, es decir, que la variable explicativa que se modificada sea continua o discreta.

66 No existe ninguna diferencia realmente importante entre un modelo logit y un modelo probit, al menos no con transcendencia práctica relevante (Mahía, 2013).

Para el primero de los casos, en un modelo *probit* el efecto sobre la probabilidad de un cambio unitario de la variable continua X_2 , manteniendo el resto constante, va a depender tanto del valor de $z_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki}$ como del valor y signo de β_2 .

$$\frac{\partial p_i}{\partial X_2} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp(-z_i^2 / 2) \beta_2 \quad (34)$$

Bajo el supuesto alternativo, considerando ahora X_2 discreta, el efecto marginal sobre la probabilidad de pasar en la variable 2 de 0 a 1 será:

$$\Phi(\beta_1 + \beta_2 \mathbf{0} + \dots + \beta_k X_{ki}) - \Phi(\beta_1 + \beta_2 \mathbf{1} + \dots + \beta_k X_{ki}) \quad (35)$$

Para terminar, cabe comentar que tanto en el modelo *logit* como en el *probit* para determinar si un individuo debe ser clasificado en un grupo o en otro se establece un valor crítico C referido a las probabilidades. Este punto crítico hay que fijarlo de acuerdo con las probabilidades a priori, que a su vez se pueden estimar con las frecuencias muestrales⁶⁷. De tal modo que cuando $p_i \geq C$, se clasifica al individuo i en el grupo 1: en el análisis efectuado en el presente trabajo implica que la entidad se encuentra con déficit de capital y/o en trámites de fusión por esta causa, ha recibido ayudas públicas o está inmersa en un proceso de nacionalización y/o intervención. Mientras que si $p_i < C$, se clasifica al individuo i en el grupo 0: entidad saneada.

67 Si los grupos tienen el mismo tamaño, el punto crítico C se fija en 0,5, lo que iguala la probabilidad tanto de que el suceso ocurra como de que no ocurra.

CAPÍTULO 4. RESULTADOS EMPÍRICOS Y CONTRASTE DE HIPÓTESIS.

Comenzaremos el presente apartado presentando los principales estadísticos descriptivos de la muestra seleccionada, pruebas de normalidad y las correlaciones divariadas. Con esta información pasaremos posteriormente a aplicar un modelo de análisis discriminante, de regresión logística y *probit* para los fines explicativos y predictivos de la investigación.

4.1. Estadísticos descriptivos, pruebas de normalidad y correlaciones bivariadas.

Todo análisis estadístico debe partir de la realización de un examen detallado de la muestra. Lo primero a tener en cuenta a la hora de estudiar las variables es que la variable dependiente sea categórica, en nuestra muestra esta variable (Problem) recoge dos grupos, mutuamente excluyentes, exhaustivos y bien diferenciados. Toma el valor 1 para aquellas entidades con déficit de capital y/o en trámites de fusión por esta circunstancia, que han recibido alguna clase de ayudas o han sido intervenidas y/o nacionalizadas. Mientras que recibirá el valor 0 en aquellas entidades entendidas como sanas.

Por otro lado, las variables independientes seleccionadas, como se ha expuesto anteriormente, son fruto de una investigación previa sobre la información disponible e identificación de aquellos datos contables que se han considerado de relevancia a la hora de predecir en qué grupo estarán cada una de las entidades consideradas.

Como punto de partida tendremos en cuenta unas hipótesis estadísticas, dirigidas inicialmente para la aplicación de un modelo de análisis discriminante. Estas hipótesis se referirán, por un lado, a la construcción del modelo teórico o función discriminante (normalidad multivariante, linealidad y no

multicolinealidad⁶⁸) y, por el otro, a la estimación de la función discriminante (igualdad de la estructura de varianzas-covarianzas)⁶⁹.

Para la realización de estos primeros análisis así como de los posteriores, la muestra será dividida en dos subgrupos⁷⁰: una muestra de estimación (199 entidades) y otra de validación (185 entidades). No obstante, conviene aclarar que análisis posteriores van a desestimar algunos de los casos por falta de información sobre alguna de las variables independientes y/o por carecer de información sobre su grupo de pertenencia. En la muestra de estimación el número de individuos que presentan algunas de las dos características anteriores son 9, mientras que en la muestra de validación son 15. Aunque en general no existe ninguna regla, se considera, y también es lo más extendido, que es mejor trabajar siempre con los mismos datos, es decir, si conocemos que los análisis posteriores no van a considerar esos casos, procedemos también a su eliminación en todos los análisis iniciales, de tal manera que el tamaño muestral sea siempre el mismo. Aunque repetimos que no habría una regla fija sobre el tema.

Hechas estas aclaraciones, el número total de datos procesados en la muestra de estimación será de 190. En el cuadro 38 de los anexos se nos muestra un resumen del número de casos válidos para cada variable cuantitativa independiente (en total 190 casos válidos), así como la media y la desviación típica para cada variable explicativa individualmente considerada. Nos ofrece información relevante sobre el número desigual de casos en cada uno de los grupos, de tal forma que las entidades que se han encontrado en dificultades (la variable toma el valor 1) representan 26,3% del total de 190 casos analizados; es decir, 50 casos.

68 Es decir, que dos o más variables independientes no estén altamente correlacionadas.

69 Si no se cumpliera la hipótesis de normalidad, los datos podrían causar problemas a la hora de realizar un análisis discriminante y en ese caso se sugerirá utilizar la regresión logística. Por otro lado, de no cumplirse la hipótesis de igualdad de la matriz de varianzas-covarianzas, y siempre cuando sólo fuera este el problema, se podría intentar suavizar utilizando la técnica de clasificación cuadrática.

70 La creación de cada muestra se realizó a partir del programa estadístico SPSS, seleccionando una muestra aleatoria de casos para la muestra de estimación de aproximadamente el 50% de los casos, siendo el resto de los individuos, los no seleccionados, la muestra de validación.

Por este motivo, se procederá a realizar los análisis posteriores asignando a cada grupo una probabilidad a priori personalizada según el tamaño de cada uno de los grupos.

Una de las hipótesis en la que se apoyan muchos métodos estadísticos es que la distribución de las variables en estudio se comporte como la distribución normal. La normalidad multivariante implica que las variables individualmente consideradas se comportan como una normal y que sus combinaciones también lo hacen (Samariego, 2008: 210). Por tanto, un requisito para que podamos hablar de normalidad multivariante es que todas las variables consideradas se distribuyan como una normal⁷¹.

No va a existir un único método para probar la hipótesis de normalidad, y una de las razones para que se produzca este hecho es que la eficacia de las diferentes pruebas dependerá del tamaño muestral. Generalmente, suele utilizarse el contraste de Kolmogorov-Smirnov (K-S), con la corrección de Lilliefors⁷², para muestras grandes, y el contraste de Shapiro y Wilks cuando tratamos con muestras pequeñas ($n < 30$).

En ambos tests la hipótesis nula recogería que la distribución de la variable estudiada se asemeja a una distribución normal, frente a la hipótesis alternativa de no ser así. Por tanto, un p-valor (Significación) inferior a 0,05 implica que se rechaza la hipótesis de normalidad para las variables.

71 Cabe aclarar que si una variable es una normal multivariante lo será también univariante. No obstante, el camino de vuelta a este suceso no tiene por qué ser cierto. Por tanto, si todas nuestras variables muestran normalidad univariante, sería posible pensar en normalidad multivariante, aunque tal afirmación no está garantizada (Hair *et al.*, 2000). Lo complejo de la contrastación estadística de la normalidad multivariante hace que optemos por contrastar la hipótesis de normalidad de las variables cuantitativas independientes consideradas individualmente.

72 No es conveniente utilizar el contraste de Kolmogorov-Smirnov sin la corrección de Lilliefors, por resultar muy conservador (Figueras y Gargallo, 2003).

Cuadro 11. Pruebas de normalidad univariante en la muestra de estimación.

	Problem	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
		Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
LNTA	0	,061	140	,200 [*]	,980	140	,034
	1	,119	50	,072	,954	50	,052
LNFP	0	,110	140	,000	,974	140	,010
	1	,124	50	,051	,955	50	,053
R1	0	,265	140	,000	,555	140	,000
	1	,168	50	,001	,845	50	,000
R2	0	,466	140	,000	,136	140	,000
	1	,235	50	,000	,661	50	,000
R3	0	,261	140	,000	,554	140	,000
	1	,342	50	,000	,497	50	,000
R4	0	,210	140	,000	,747	140	,000
	1	,479	50	,000	,259	50	,000
R5	0	,423	140	,000	,202	140	,000
	1	,183	50	,000	,844	50	,000
R6	0	,175	140	,000	,839	140	,000
	1	,090	50	,200 [*]	,939	50	,012
R7	0	,170	140	,000	,840	140	,000
	1	,118	50	,079	,897	50	,000
R8	0	,214	140	,000	,788	140	,000
	1	,346	50	,000	,550	50	,000
R9	0	,481	140	,000	,114	140	,000
	1	,156	50	,004	,716	50	,000
R10	0	,392	140	,000	,217	140	,000
	1	,422	50	,000	,309	50	,000
R11	0	,260	140	,000	,523	140	,000
	1	,066	50	,200 [*]	,985	50	,780
R12	0	,499	140	,000	,081	140	,000
	1	,135	50	,023	,888	50	,000
R13	0	,348	140	,000	,390	140	,000
	1	,143	50	,012	,835	50	,000
R14	0	,249	140	,000	,642	140	,000
	1	,343	50	,000	,448	50	,000
R15	0	,155	140	,000	,744	140	,000
	1	,183	50	,000	,726	50	,000

Cuadro 11. Pruebas de normalidad univariante en la muestra de estimación (continuación).

	Problem	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
		Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
R16	0	,175	140	,000	,817	140	,000
	1	,114	50	,105*	,959	50	,082
R17	0	,285	140	,000	,425	140	,000
	1	,195	50	,000	,745	50	,000
R18	0	,297	140	,000	,402	140	,000
	1	,202	50	,000	,740	50	,000
R19	0	,090	140	,008	,961	140	,000
	1	,165	50	,002	,813	50	,000
R20	0	,180	140	,000	,724	140	,000
	1	,120	50	,071	,872	50	,000
R21	0	,268	140	,000	,694	140	,000
	1	,135	50	,023	,930	50	,006
R22	0	,263	140	,000	,521	140	,000
	1	,261	50	,000	,701	50	,000
R23	0	,177	140	,000	,801	140	,000
	1	,395	50	,000	,334	50	,000
R24	0	,331	140	,000 [†]	,404	140	,000
	1	,214	50	,000	,773	50	,000
R25	0	,377	140	,000	,341	140	,000
	1	,341	50	,000	,574	50	,000
R26	0	,428	140	,000	,426	140	,000
	1	,380	50	,000	,350	50	,000

*. Este es un límite inferior de la significación verdadera.

a. Corrección de Lilliefors para la significación.

A raíz de los resultados del cuadro 11, diferenciando entre grupos, la prueba de K-S, ya que en ambos grupos tenemos más de 30 datos, rechaza la hipótesis de normalidad para la mayoría de las variables explicativas estudiadas. Respecto a la muestra de entidades sanas (grupo 0), en sólo una de las 28 variables (LNTA) se acepta la hipótesis nula de normalidad de la variable. En el otro grupo (grupo 1), la aceptación aumenta a siete variables (LNTA, LNFP, R6, R7 R11, R16 y R20).

La manera más común de estudiar la linealidad es tratar de identificar un comportamiento no lineal en los datos a partir de los gráficos de dispersión de las variables (Samariego, 2008: 211).

El cuadro 39 de los anexos proporciona información referente al coeficiente de correlación de Pearson. La matriz de correlación es única y es para todos los casos (tanto ceros como unos), no hay que calcular dos matrices de correlación por separado (para los ceros y para los unos). En cada celda se encuentran tres valores referidos al cruce entre cada dos variables cuantitativas: el valor del coeficiente de correlación de Pearson, el p-valor que corresponde a cada coeficiente y el número de casos validos a partir de los cuales se ha efectuado el análisis en cuestión.

El p-valor, valor de probabilidad o nivel crítico será en el que nos apoyaremos a la hora de decidir sobre aceptar o rechazar la hipótesis nula de independencia lineal (es decir, si el coeficiente de correlación es igual a cero o no). Se rechazará la hipótesis nula de independencia lineal cuando el p-valor sea menor que el nivel de significación establecido, 0,05 (un asterisco) o 0,01 (dos asteriscos); concluyendo que existe relación lineal significativa⁷³.

Basándonos en los p-valor del citado cuadro 39, se puede afirmar que, por ejemplo, mientras las variables LNTA y LNFP se correlacionan significativamente (sig. = 0,000), la variable R2 no se correlaciona con la variable R3 (sig. = 0,536). Los resultados muestran la existencia de altas correlaciones entre diferentes pares de variables. A modo de síntesis, parece oportuno presentar en el cuadro 12 aquellas parejas de variables que poseen un coeficiente de correlación de Pearson superior a 0,5 y significativo al nivel del 1% o 5%.

73 Además de lo anterior, hay que tener presente que el paquete estadístico SPSS no puede calcular el coeficiente de correlación cuando todos los casos tienen el mismo valor en una o en las dos variables estudiadas (es decir, son constantes) o si un gran porcentaje de los casos de una de las variables (o de las dos que conforman la pareja) son casos con valores perdidos. Cuando esto ocurre, SPSS sustituye el p-valor asociado a esos coeficientes de correlación por un espacio en blanco. Esta metodología también es la utilizada en el nivel crítico que corresponde al cruce de una variable consigo misma.

Cuadro 12. Parejas de variables con correlaciones significativas superiores a 0,5 en la muestra de estimación.

LNTA-LNFP	R8-R14
R1-R9	R8-R23
R1-R11	R9-R11
R3-R22	R10-R12
R4-R8	R14-R23
R4-R14	R15-R20
R4-R23	R15-R23
R6-R13	R17-R18
R6-R21	R24-R25

A partir de los resultados obtenidos, se observa que las correlaciones se concentran en un determinado número de variables (con correlaciones muy altas, superiores a 0,8 y 0,9, en la mayoría de los casos), aunque es probable que pudieran surgir ciertos problemas de multicolinealidad en el modelo. Sin embargo, este inconveniente no será corregido seleccionando aquellas variables más adecuadas, dado que para la construcción de los modelos discriminante y *logit* se utilizará el método por etapas (también denominado método de inclusión por pasos o paso a paso), con el cual las variables se van incorporando a cada modelo teniendo en cuenta su grado de contribución a la diferenciación entre grupos, esto se apoya en el grado de correlación entre variables.

4.2. Análisis discriminante.

Para la elaboración de un modelo de análisis discriminante que sea capaz de explicar la realidad que han atravesado las diferentes entidades en base a su estructura financiera hemos seguido los siguientes pasos: 1) se ha empleado la estimación por etapas para seleccionar aquellas variables independientes según su capacidad discriminadora; y 2) se ha introducido adicionalmente a ese modelo previo otra variable de control, AÑO, con el fin de obtener un modelo definitivo realizando la estimación controlada por el efecto de los años, en cuanto posible reflejo de la evolución temporal de la coyuntura económico-financiera.

Un primer cuadro 13 de resultados nos muestra el resumen del total de los datos procesados, el número de casos válidos para la realización del análisis y el número de casos excluidos⁷⁴. En total una muestra de 190 casos válidos, la misma muestra que fuera empleada en los análisis descriptivos de partida.

Cuadro 13. Resumen del procesamiento de casos en la muestra de estimación.

Casos no ponderados		N	Porcentaje
Válidos		190	100,0
Excluidos	Códigos de grupo para perdidos o fuera de rango	0	,0
	Perdida al menos una variable discriminante	0	,0
	Perdidos o fuera de rango ambos, el código de grupo y al menos una de las variables discriminantes.	0	,0
	Total excluidos	0	,0
Casos Totales		190	100,0

74 Se realizó un primer análisis discriminante en el que 9 individuos, como se ha apuntado anteriormente, eran desechados por falta de información sobre alguna de las variables independientes y/o por carecer de información sobre su grupo de pertenencia. Para que esta circunstancia no tuviera repercusiones sobre los resultados predictivos finales se ha considerado adecuado la aplicación del modelo de análisis discriminante final exento de estos datos.

Una vez que conocemos el número de casos, es importante a la hora de la aplicación del análisis discriminante tener en cuenta la existencia de las diferencias constatadas en el tamaño de los grupos en los análisis descriptivos anteriores. Esta situación podría afectar a la calidad de la clasificación.

Por este motivo, se procede a realizar el análisis discriminante asignando a cada grupo una probabilidad a priori personalizada según el tamaño de cada uno de los grupos.

Cuadro 14. Probabilidades previas para los grupos en la muestra de estimación.

Problem	Probabilidades Previas
0	,737
1	,263
Total	1,000

El cuadro 15 muestra información sobre los estadísticos F y lambda de Wilks univariantes. Lo significativo de este cuadro es que detecta si las medias de las variables independientes inicialmente consideradas son distintas entre los dos grupos establecidos.

Sabiendo que la hipótesis nula es medias iguales (para los dos grupos) y suponiendo el nivel de significación habitual de 0,05, se observa que las medias son significativamente iguales en 16 de las 28 variables explicativas para los dos grupos. Estas variables son: R2, R3, R4, R5, R7, R8, R9, R10, R12, R13, R16, R17, R18, R21 y R22. Para el resto de variables explicativas, sus medias sí serían significativamente distintas entre grupos.

No obstante, la información de este primer estadístico no deja de ser una prueba preliminar para conocer si los grupos van a diferenciarse o no considerando las variables independientes de forma individual. Hay que tener presente que aunque esas 16 variables no parezcan aportar información discriminativa entre grupos en el marco univariante, en el ámbito multivariante quizás sí contribuyan a la diferenciación entre grupos.

Cuadro 15. Pruebas de igualdad de las medias de los grupos.

	Lambda de Wilks	F	gl1	gl2	Sig.
LNTA	,687	85,737	1	188	,000
LNFP	,730	69,475	1	188	,000
R1	,927	14,767	1	188	,000
R2	,994	1,161	1	188	,283
R3	,990	1,840	1	188	,177
R4	,984	3,124	1	188	,079
R5	,994	1,087	1	188	,299
R6	,969	6,000	1	188	,015
R7	,999	,240	1	188	,625
R8	,983	3,226	1	188	,074
R9	,996	,822	1	188	,366
R10	,994	1,056	1	188	,306
R11	,914	17,660	1	188	,000
R12	,998	,429	1	188	,513
R13	,998	,301	1	188	,584
R14	,870	28,214	1	188	,000
R15	,901	20,547	1	188	,000
R16	,986	2,650	1	188	,105
R17	,998	,350	1	188	,555
R18	1,000	,041	1	188	,839
R19	,960	7,773	1	188	,006
R20	,964	7,054	1	188	,009
R21	,990	1,803	1	188	,181
R22	,980	3,811	1	188	,052
R23	,973	5,169	1	188	,024
R24	,949	10,051	1	188	,002
R25	,963	7,202	1	188	,008
R26	,940	11,905	1	188	,001

El cuadro 16 recoge los logaritmos de los determinantes de las matrices utilizadas para el cálculo del estadístico M de Box. En este caso, al disponer únicamente de dos grupos, este cuadro no nos proporciona gran información, ya que entre sus utilidades se encuentra poder constatar qué grupos difieren más entre sí cuando haya más de dos .

Cuadro 16. Logaritmos de los determinantes.

Problem	Rango	Logaritmo del determinante
0	4	-14,302
1	4	-9,216
Intra-grupos combinada	4	-9,905

Los rangos y logaritmos naturales de los determinantes impresos son los de las matrices de covarianzas de los grupos.

Como comentamos, uno de los supuestos del análisis discriminante será que cada grupo procede de la misma población, y por consiguiente, que las matrices de varianzas-covarianzas de cada grupo deberán de ser iguales entre sí. Para comprobar la hipótesis nula de la igualdad de la matriz de varianzas-covarianzas, se procede a la realización del contraste M de Box⁷⁵. Esta prueba nos permite conocer si nos encontramos ante un modelo homocedástico (igualdad de las matrices) o heterocedástico (matrices distintas). La hipótesis nula recogería la existencia de un modelo homocedástico, frente a la alternativa de que las matrices no son iguales. Los resultados de la prueba para nuestra muestra de entidades se recogen en el cuadro 17.

75 El estadístico M de Box tiene la siguiente forma:

$$M = (n - g) \log |W| - \sum_{j=1}^g (n_j - 1) \log |W_j|$$

Siendo n el número total de casos, g el número de grupos, W la matriz de varianzas-covarianzas intra-grupos combinada, n_j el número de casos pertenecientes al grupo j y W_j la matriz de varianzas-covarianzas intra-grupos para el grupo j. *La matriz de varianzas-covarianzas intra-grupo combinada se calcula a partir de las matrices de sumas de cuadrados y productos cruzados de cada grupo separado, a las que se suman las matrices de todos los grupos y se divide por los grados de libertad del modelo.*

Cuadro 17. Prueba M de Box.

M de Box (*)	577,388
Aprox.	55,880
F	
gl1	10
gl2	40033,426
Sig.	,000

(*) Contrasta la hipótesis nula de que las matrices de covarianzas poblacionales son iguales.

Según esta prueba deberíamos rechazar la hipótesis nula, la hipótesis de igualdad de matrices de varianzas-covarianzas, ya que el p-valor/sig. = 0,000 < 0,05. Este hecho nos está diciendo que uno de los grupos es más variable que el otro.

El resultado no es bueno para desarrollar el análisis, ya que una de las condiciones previas que debían darse para la aplicación de un modelo de análisis discriminante era la de homoscedasticidad. No obstante, es conveniente advertir que este contraste tiende a rechazar la hipótesis nula aun existiendo igualdad en las matrices cuando: a) el tamaño muestral es elevado; y b) no se da la normalidad multivariante en la distribución de las variables (Hair *et al.*, 2000).

Como hemos comprobado hasta el momento, no se cumplen algunas de las hipótesis previas. De manera concreta, se observa que la mayoría de las variables independientes analizadas no presentan una distribución normal y las matrices de varianzas-covarianzas no son iguales, es decir, no se cumple la homoscedasticidad. Aun con estas limitaciones, el análisis discriminante puede dar un resultado satisfactorio debido a que, por lo general, las funciones discriminantes tienden a mostrar robustez aunque se incumpla algunas de esas hipótesis de partida.

Por tanto, el siguiente desarrollo lógico es seleccionar aquellas variables a incluir en la función discriminante. En nuestro caso, como ya se ha comentado, emplearemos la estimación por etapas. Se trata de un procedimiento práctico para intentar seleccionar aquellas variables independientes de mayor a menor poder discriminante y siempre que tengan una mínima capacidad discriminativa.

El cuadro 18 recoge un breve resumen de todos los pasos que han tenido lugar a la hora de seleccionar las variables independientes, donde en cada paso se nos dice qué variable ha entrado o ha salido del modelo (además, como podemos ver a su pie, se muestran los criterios utilizados para la selección de variables).

Concretamente, el método utilizado para la selección de las variables independientes ha sido un contraste basado en la lambda de Wilks⁷⁶. Puede observarse cómo este estadístico disminuye en cada paso con la incorporación de una nueva variable, señal de que esa incorporación da lugar a que los grupos cada vez muestran mayores diferencias entre sí. Y es que, cuanto más cerca de uno se encuentra este estadístico, peor es el modelo. A partir de su transformación en estadístico F es posible contrastar la hipótesis nula de igualdad de medias entre los grupos. El rechazo de esta hipótesis nula ($\text{sig.} = 0,000 < 0,05$) implica unas medias significativamente distintas entre grupos.

76 La lambda de Wilks es el cociente entre el determinante de la matriz de varianzas-covarianzas intra-grupos combinada (W) y el determinante de la matriz de varianzas-covarianzas total (T). Este método va incorporando al modelo aquella variable que, cumpliendo los criterios de entrada, presenta una Lambda de Wilks menor, tratando de maximizar el grado de diferenciación entre los grupos. Adicionalmente, se realizó un nuevo análisis discriminante utilizando como procedimiento de selección de variables independientes la distancia D^2 de Mahalanobis, método que trata de maximizar la distancia entre los grupos. Tanto las variables seleccionadas como los resultados de la clasificación coincidieron para los dos modelos discriminantes.

Cuadro 18. Variables introducidas/eliminadas (resumen del análisis por pasos).

Paso	Introducidas	Lambda de Wilks							
		Estadístico	gl1	gl2	gl3	F exacta			
						Estadístico	gl1	gl2	Sig.
1	LNTA	,687	1	1	188,000	85,737	1	188,000	,000
2	R19	,583	2	1	188,000	66,980	2	187,000	,000
3	R8	,552	3	1	188,000	50,369	3	186,000	,000
4	R26	,533	4	1	188,000	40,593	4	185,000	,000

En cada paso se introduce la variable que minimiza la lambda de Wilks global.

El número máximo de pasos es 58.

La F parcial mínima para entrar es 3.84.

La F parcial máxima para salir es 2.71

El nivel de F, la tolerancia o la V mínima de Rao (VIN) son insuficientes para continuar los cálculos.

Observando los resultados, han sido introducidas al modelo un total de 4 variables (LNTA, R19, R8, R26), quedando fuera del mismo las 24 variables restantes⁷⁷. Esas cuatro variables independientes que aquí aparecen (significativas) han sido incorporadas por poseer un estadístico F superior a 3,84 en cada paso, las siguientes variables tendrían una F menor a dicha magnitud. Veremos estos aspectos con más detenimiento en los cuadros siguientes.

En el cuadro 40 de los anexos podemos ver una evaluación de las variables candidatas a ser incluidas en el modelo en cada uno de los pasos. El cuadro muestra en cada paso aquellas variables que aún no habrán sido introducidas y si hay una candidata a ser incorporada en el paso siguiente a partir de una F de entrada superior al valor crítico establecido de 3,84.

En el último paso se encuentran las 24 variables que no han sido incorporadas al modelo como consecuencia de que sus valores F de entrada no alcanzan el 3,84 requerido para ser seleccionadas. En el cuadro 19 se recogen tanto las variables que han sido incorporadas al modelo en pasos anteriores (resaltadas) como las no seleccionadas en el cuarto y último paso.

⁷⁷ En este análisis todos los pasos llevados han sido de incorporación de variables; en ningún paso ha tenido lugar expulsión de variables alguna, ya que si alguna de las mismas, previamente incorporadas, hubiera sido expulsada en algún paso posterior, esto aparecería recogido igualmente en la tabla.

Cuadro 19. Variables ya introducidas (*) y no incluidas en el análisis en el último paso.

Variable	Tolerancia	Tolerancia mín.	F para entrar	Lambda de Wilks
LNTA(0)	1,000	1,000	85,737	,687
LNFP	,080	,079	1,913	,527
R1	,867	,699	,022	,533
R2	,968	,788	,246	,532
R3	,880	,798	,103	,532
R4	,580	,549	,002	,533
R5	,947	,799	,072	,532
R6	,898	,759	,037	,532
R7	,949	,802	,726	,530
R8(2)	,944	,802	10,408	,552
R9	,976	,784	,413	,531
R10	,977	,794	,088	,532
R11	,866	,699	,022	,533
R12	,992	,797	,090	,532
R13	,914	,795	,361	,532
R14	,578	,578	1,335	,529
R15	,934	,787	3,368	,523
R16	,895	,782	,208	,532
R17	,955	,780	,581	,531
R18	,975	,794	,226	,532
R19(1)	,845	,845	33,432	,583
R20	,951	,802	3,650	,522
R21	,938	,794	,155	,532
R22	,930	,795	,191	,532
R23	,681	,639	,090	,532
R24	,906	,799	,712	,531
R25	,795	,733	1,378	,529
R26(3)	,986	,802	6,664	,533

(*) Entre paréntesis se muestra el paso en el que fue seleccionada cada variable introducida en el modelo y, para cada una de esas variables, el nivel de tolerancia, la tolerancia mínima, el valor del estadístico F que permite conocer con qué valor entró en el modelo y la Lambda de Wilks obtenida en ese mismo paso.

El cuadro 20 se encuentra dividido por cada uno de los pasos. En cada paso se nos muestra las variables incorporadas al modelo hasta ese momento, su nivel de tolerancia (la proporción de varianza de una variable explicativa que no estaría explicada por el resto de las variables explicativas del modelo), el estadístico F de salida (que permite valorar si la variable debe o no ser expulsada, estando fijado el valor crítico asociado a la F de salida en 2,71) y la lambda de Wilks que resultaría de la exclusión de cada variable del modelo.

Cuadro 20. Variables incluidas en el análisis en cada paso.

Paso		Tolerancia	F para salir	Lambda de Wilks
1	LNTA	1,000	85,737	
2	LNTA	,845	121,216	,960
	R19	,845	33,432	,687
3	LNTA	,802	133,574	,948
	R19	,845	32,129	,647
	R8	,944	10,408	,583
4	LNTA	,802	125,734	,895
	R19	,841	28,222	,614
	R8	,935	11,613	,566
	R26	,986	6,664	,552

El criterio de la tolerancia puede ser empleado como un criterio adicional a la F de entrada en la selección de las variables paso a paso (Samariego, 2008: 214). En un primer paso la tolerancia será máxima, ya que con la incorporación de una sola variable al modelo no existen otras que puedan explicar nada de ella; sin embargo, eso cambia a medida que se introducen variables. Con el segundo paso, al incorporarse la variable R19 al modelo, la tolerancia ya es menor, aunque ambas tolerancias siguen siendo altas, lo cual es señal de que existe baja correlación entre ambas variables. En el último paso, el cuarto, la variable R26 está muy poco correlacionada con el resto, su información es importante a la hora de diferenciar entre grupos. Para las cuatro variables introducidas al modelo sus niveles de tolerancia son altos, por lo que se puede afirmar que existen bajas correlaciones entre ellas. Respecto al valor F, todas las variables introducidas muestran valores superiores a 2,71, por lo que ninguna ha sido excluida del modelo final.

Por tanto, las variables explicativas seleccionadas son:

- **LNTA:** Variable de control como medida del tamaño de las entidades.
- **R19:** Ratio sobre la estructura del activo.
- **R8:** Tasa de crecimiento anual de los Fondos Propios, magnitud que guarda estrecha relación con la tasa de los resultados del ejercicio, y por extensión de las reservas.
- **R26:** Tasa de crecimiento de las inversiones inmobiliarias realizadas por la entidad.

Conocidas las variables que han sido elegidas para formar parte del modelo, el siguiente paso será la obtención de la función discriminante, efectuando la estimación controlada también por los años⁷⁸, y evaluar la bondad del ajuste.

En el cuadro 21, se muestran los coeficientes, estandarizados y no estandarizados, de la función discriminante efectuando la estimación controlada por los años. Los primeros aparecen tipificados para facilitar su interpretación, así sus magnitudes son independientes de la métrica de las variables, lo que facilita ver la importancia relativa de cada variable en la función discriminante (según sea su valor absoluto) y el sentido de su efecto (según sea el signo que le acompaña).

Cuadro 21. Coeficientes de la función discriminante.

	Coeficientes estandarizados	Coeficientes no estandarizados
LNTA	1,039	0,553
R8	-0,369	-2,850
R19	0,579	52,838
R26	0,275	0,092
(Constante)		-8,697

(*) Efectuando la estimación controlada por el efecto de los años.

78 Introduciendo adicionalmente en el modelo, además de las variables independientes anteriores, la variable de control año para recoger los posibles efectos que la coyuntura ha tenido sobre los estados contables de las entidades.

Los segundos, los coeficientes no estandarizados, sirven para calcular las puntuaciones discriminantes y los centroides de los grupos⁷⁹. La media o centroide de las puntuaciones de la función discriminante no estandarizada para el grupo 0 es de - 0, 557. Por otro lado, el centroide para el grupo 1 es de 1,559, según puede verse en el cuadro 22 obtenido en SPSS.

Cuadro 22. Centroides.

Problem	Centroides (función no tipificada)
0	-,557
1	1,559

Es el valor promedio ponderado de estos centroides, tal y como se vio en el diseño de la investigación empírica (punto de corte discriminante **C**), el que se establece como referencia a la hora de clasificar a los diferentes individuos en uno u otro grupo.

En la matriz de estructura, reflejada en el cuadro 23, aparecen todas las variables independientes, ordenadas de mayor a menor correlación. Las cargas discriminantes (correlaciones de estructura) pueden ser interpretadas como la contribución relativa de cada variable explicativa a la función discriminante. Mirando el cuadro podemos observar que no se han seleccionado algunos de los ratios de mayor correlación debido al alto grado de multicolinealidad de las variables no seleccionadas con respecto las variables introducidas en el modelo. De las variables que han sido seleccionadas en el análisis discriminante LNTA es la que mayor capacidad discriminativa muestra por lo que, en consecuencia, tiene mayor peso en el modelo resultante.

79 Ambas informaciones son facilitadas por el programa SPSS de manera automática.

Cuadro 23. Matriz de estructura.

	Cargas Discriminantes		Cargas Discriminantes	
LNTA	,721	R2		-,137
LNFP	,691	R17		,126
R11	-,342	R10		-,112
R14	,319	R5		-,109
R1	-,314	R22		-,106
R26	,269	R25		,096
R19	,217	R12		-,083
R6	,210	R16		-,080
R15	,162	R3		-,073
R24	,160	R18		,066
R23	-,150	R21		,063
R4	-,141	R7		-,051
R8	-,140	R13		,019
R9	-,139	R20		,006

Como ya se ha comentado en más de una ocasión, la existencia de multicolinealidad podría impedir que una variable explicativa entrara en el modelo, pero este hecho no necesariamente tiene que significar que esa variable no tenga un importante poder de discriminación entre los dos grupos.

Finalmente, el autovalor obtenido en nuestro análisis es de 0,878, aunque al tratarse de una magnitud no acotada hacia la derecha, junto con el hecho de tenerse una sola función discriminante, se hace difícil en este caso su interpretación. La correlación canónica la interpretamos elevándola al cuadrado, de tal forma que $(0,684)^2 = 0,468$, es decir, el 46,8% de la varianza de la variable dependiente es explicada por este modelo.

Cuadro 24. Autovalor y correlación canónica.

Autovalor	% de varianza	% acumulado	Correlación canónica
,878	100,0	100,0	,684

A partir de la expresión lambda de Wilks + (Correlación canónica)² = 1, podemos afirmar que la lambda de Wilks medirá el porcentaje de la varianza total que no puede ser explicada por la diferencia entre grupos. Su significación se evalúa en el cuadro 25 mediante una transformación Chi-Cuadrado, donde se contrasta la hipótesis nula de que los centroides son iguales (el modelo no sería capaz de diferenciar entre grupos) frente a la hipótesis alternativa de que los grupos tienen centroides diferentes.

Obtenemos un p-valor/sig. = 0,000 < 0,05, entonces, rechazaríamos la hipótesis nula, las medias serían significativamente distintas, y por tanto, el modelo permite distinguir entre los grupos.

Cuadro 25. Lambda de Wilks y Chi-cuadrado.

Lambda de Wilks	Chi-cuadrado	gl	Sig.
,533	116,877	5	,000

Respecto a las denominadas funciones discriminantes lineales de Fisher, de las que se habló en el diseño teórico sobre la aplicación del análisis discriminante, comentamos que habrá tantas como grupos existentes; y se asignaba un individuo a aquel grupo para el que tuviera una mayor puntuación discriminante. El total de coeficientes de estas funciones para cada grupo, realizando la estimación controlada por los años, se muestra en el cuadro 26.

Cuadro 26. Funciones discriminantes lineales de Fisher.

	Coeficientes de la función de clasificación	
	0	1
LNTA	5,102	6,273
R8	-8,229	-14,261
R19	480,708	592,533
R26	-0,029	0,165
(Constante)	-39,219	-59,716

(*) Realizando la estimación controlada por los años.

El siguiente paso no es otro que evaluar la capacidad predictiva del modelo, para lo cual debemos prestar atención a los resultados de la clasificación. En el cuadro 27 se puede observar como el modelo ha clasificado correctamente el 87,9% de los casos que componen la muestra de estimación. Un porcentaje elevado si lo comparamos con cómo sería el porcentaje total de clasificación en una asignación puramente aleatoria a uno y otro grupo⁸⁰, el cual es del 61,2%.

Respecto al grupo de entidades sanas el modelo clasifica correctamente el 92,1%, mientras que para el grupo de entidades problemáticas ese porcentaje de acierto es del 76,0%. El porcentaje de entidades clasificadas como sanas siendo realmente entidades con problemas (error de tipo I) fue del 24,0%, mientras que el porcentaje de empresas sanas clasificadas como problemáticas (error tipo II) es del 7,9%.

No obstante, debe tenerse en cuenta que los costes de incurrir en uno u otro error generalmente no van a ser los mismos. Por ejemplo, si clasificamos a una entidad prediciendo que incurrirá en problemas en un futuro y esta contingencia no tiene lugar (error tipo II), el coste no iría más allá de los gastos de supervisión y pérdida de confianza en la entidad. En cambio si el error es de tipo I, es decir, predecemos que la entidad no tendrá problemas en el año posterior pero ocurre lo contrario, los costes de la reestructuración bancaria en los que incurrirán los poderes públicos, ciudadanos, etc. pueden ser muy elevados, tal y como se está viendo estos últimos años en nuestro país⁸¹. Si los problemas en una entidad se predicen por adelantado, estos costes podrían reducirse.

La validación cruzada se aplica en la forma denominada *jackknife*, en la cual la clasificación de cada caso se realiza después de dejarlo fuera del cálculo de la función discriminante. Clasifica correctamente el 86,8% de los casos agrupados seleccionados, resultado similar al de la clasificación original, como se observa en el cuadro 27.

80 Dado por:

$$[[n^{\circ} \text{ sanas} * (n^{\circ} \text{ sanas} / n^{\circ} \text{ total})] + [n^{\circ} \text{ problemáticas} * (n^{\circ} \text{ problemáticas} / n^{\circ} \text{ total})] / n^{\circ} \text{ total}] * 100$$

81 Algunas estimaciones sitúan los costes medios totales de una reestructuración bancaria entre el 6% y el 10% del Producto Interno Bruto (PIB) del país en cuestión. (Hutchison y McDill, 1999).

Adicionalmente, podemos ver el índice de eficiencia ponderada (EP) de Korobow y Stuhr (1985: 268-270). Estos autores propusieron evaluar la precisión y eficiencia de este tipo de análisis de clasificaciones mediante lo que denominaron una medida de eficiencia ponderada, definida como:

$$EP = (IC / IT) * (IC / IR) * CC, \text{ donde:}$$

IC: número de entidades problemáticas identificadas correctamente por el modelo estimado.

IT: número total de entidades consideradas problemáticas por el modelo estimado.

IR: número real de instituciones problemáticas en la muestra utilizada.

CC: porcentaje total de entidades correctamente clasificadas por el modelo estimado.

Una medida de eficiencia ponderada del 51,8% (siendo el máximo posible el 100%) resta valor a la eficiencia predictiva de este modelo.

Cuadro 27. Resultados de la clasificación del modelo discriminante (muestra de estimación).

		Problem	Grupo de pertenencia pronosticado		Total
			0	1	
Original	Recuento	0	129	11	140
		1	12	38	50
	%	0	92,1	7,9	100,0
		1	24,0	76,0	100,0
Validación cruzada (*)	Recuento	0	129	11	140
		1	14	36	50
	%	0	92,1	7,9	100,0
		1	28,0	72,0	100,0

(*) La validación cruzada sigue el procedimiento denominado *jackknife* y sólo se aplica a los casos del análisis. En la validación cruzada, cada caso se clasifica mediante las funciones discriminantes derivadas a partir del resto de los casos.

Por otra parte, podemos utilizar el modelo de análisis discriminante hasta aquí expuesto para clasificar los casos de la muestra de validación, compuesta por un total de 170 datos tras depurarla bajo los mismos criterios de la muestra de estimación. Dicho modelo discriminante clasifica correctamente el 87,1% de las entidades, siendo el porcentaje de entidades clasificadas con problemas resultando realmente sanas del 9,9%. Por el contrario, el porcentaje de entidades con problemas que son clasificadas como sanas es del 23,1%. Esta similitud de resultados con los de la clasificación original, junto a los de la validación cruzada, verifican la fiabilidad del modelo.

Cuadro 28. Resultados de la clasificación del modelo discriminante (muestra de validación).

		Problem	Grupo de pertenencia pronosticado		Total
			0	1	
Original	Recuento	0	118	13	131
		1	9	30	39
	%	0	90,1	9,9	100,0
		1	23,1	76,9	100,0

Se adjuntan en los anexos las matrices de varianzas-covarianzas intra-grupos (matriz S utilizada en el cálculo de la Lambda de Wilks) y correlaciones intra-grupo combinadas en el cuadro 41; y las matrices de varianzas-covarianzas de cada grupo y total (matriz T utilizada en la obtención de la Lambda de Wilks) en el cuadro 42.

4.3. Modelo *logit*.

Anteriormente hemos comprobado que algunas de las hipótesis de partida para la aplicación de un análisis discriminante, es decir, la normalidad multivariante de las variables independientes y la igualdad de las matrices de varianzas-covarianzas, no se cumplían estrictamente. Aún así, se prosiguió con la estimación del modelo de análisis discriminante por la robustez que suelen presentar las funciones discriminantes, obteniendo unos resultados satisfactorios. No obstante, se enumeraron otras técnicas de clasificación de individuos que no deben cumplir hipótesis tan estrictas. Hablamos en concreto de los modelos *logit* y *probit*. Estos modelos, además de no exigir normalidad en la distribución de las variables explicativas ni igualdad de las matrices de varianzas-covarianzas, también poseen la capacidad de proporcionarnos la probabilidad que un individuo tiene de pertenecer a un determinado grupo.

Comenzamos con un análisis *logit* o regresión logística. Para la obtención del modelo se procede de igual modo que en la elaboración del modelo de análisis discriminante: 1) para la selección de las variables explicativas se utilizará un método por etapas; y 2) se introduce adicionalmente a ese modelo previo otra variable de control, AÑO, con el fin de obtener un modelo definitivo realizando la estimación controlada por el efecto de los años, en cuanto posible reflejo de la evolución en el tiempo de la coyuntura económico-financiera.

Existen diferentes métodos de inclusión de variables por pasos; el paquete estadístico SPSS permite elegir entre tres criterios: Wald, Condicional y Razón de Verosimilitud, cada uno de ellos en versión hacia adelante y en versión hacia atrás. En cualquier caso, la finalidad es seleccionar aquellas variables explicativas que más información aportan a la hora de establecer la probabilidad de los distintos individuos de pertenecer a uno u otro grupo. En el análisis siguiente se ha utilizado el método de selección por pasos hacia adelante de Wald⁸². Este método establece la entrada de variables apoyándose

82 No obstante, cualquiera de ellos sería correcto. Adicionalmente, se emplearon los métodos de selección de variables por pasos hacia adelante Condicional y hacia adelante Razón de Verosimilitud. Tanto las variables seleccionadas como los resultados de la clasificación coincidieron en los tres modelos *logit*.

en la significación del estadístico de puntuación de Rao y la salida de variables del modelo apoyándose en la probabilidad del estadístico de Wald.

El estadístico de puntuación de Rao contrasta la hipótesis nula de que el parámetro asociado a una determinada variable independiente x_j es igual a cero ($H_0: \beta_j = 0$), lo que implica que la información que esa variable (x_j) aporta al modelo de ser seleccionada en el paso siguiente no será significativa, frente a la hipótesis alternativa de que este parámetro es distinto de cero ($H_a: \beta_j \neq 0$), de manera que su variable independiente asociada (x_j) aporta información significativa al modelo si es seleccionada en un paso posterior.

Por consiguiente, las variables aportan información relevante siempre y cuando los parámetros asociados a ellas sean significativos y estadísticamente distintos de cero, es decir, cuando la hipótesis nula sea rechazada (p -valor $< 0,05$). De entre todas las variables que cumplan esta condición en cada etapa del proceso de selección, será elegida aquella que presente el p -valor más pequeño.

El estadístico de Wald contrasta de nuevo la hipótesis nula de que el parámetro asociado a una variable independiente x_j es igual a cero ($H_0: \beta_j = 0$), frente a la alternativa de que no se cumple tal igualdad, pero ahora como criterio de exclusión de variables. De tal forma que la aceptación de esta hipótesis supone que la información que se pierde al eliminar del modelo la variable en la siguiente etapa no es significativa.

Por tanto, la candidata a abandonar el modelo será aquella que presente el p -valor más alto, siempre y cuando el parámetro asociado a ella sea no significativo y estadísticamente igual a cero: en otras palabras, cuando la hipótesis nula no sea rechazada (p -valor $> 0,05$).

Con esta metodología de elección y eliminación de variables, el proceso termina cuando ninguna de las variables aún por seleccionar satisfaga el criterio de entrada y ninguna de las elegidas cumpla con el criterio de salida. En el cuadro 29 se muestra paso a paso el proceso de iteración para los distintos coeficientes de las variables que van interviniendo en la construcción del modelo *logit*.

Cuadro 29. Historial de iteraciones. Método: Por pasos hacia adelante (Wald).

Iteración		-2 log de la verosimilitud	Coeficientes					
			Constante	LNTA	R19	LNFP	R20	R1
Paso 1	1	162,448	-7,228	,437				
	2	147,980	-11,541	,705				
	3	145,654	-14,087	,862				
	4	145,552	-14,761	,904				
	5	145,551	-14,799	,906				
	6	145,551	-14,799	,906				
Paso 2	1	143,111	-8,895	,491	52,209			
	2	120,404	-14,947	,828	88,023			
	3	115,078	-19,444	1,078	114,046			
	4	114,580	-21,327	1,182	124,695			
	5	114,574	-21,569	1,195	126,029			
	6	114,574	-21,572	1,195	126,047			
	7	114,574	-21,572	1,195	126,047			
Paso 3	1	139,729	-9,058	,835	53,432	-,407		
	2	109,461	-16,174	1,877	98,799	-1,196		
	3	97,216	-23,626	3,122	146,891	-2,211		
	4	93,857	-29,902	4,180	187,916	-3,078		
	5	93,526	-32,674	4,625	206,469	-3,433		
	6	93,522	-33,034	4,681	208,941	-3,477		
	7	93,522	-33,039	4,681	208,977	-3,478		
	8	93,522	-33,039	4,681	208,977	-3,478		
Paso 4	1	135,391	-9,203	,870	54,198	-,462	39,266	
	2	103,352	-16,562	1,974	99,625	-1,325	73,344	
	3	89,063	-24,834	3,462	150,388	-2,598	119,945	
	4	84,704	-32,298	4,778	197,638	-3,716	163,016	
	5	84,162	-36,093	5,426	222,517	-4,260	184,964	
	6	84,150	-36,756	5,539	226,968	-4,355	188,911	
	7	84,150	-36,772	5,542	227,080	-4,358	189,011	
	8	84,150	-36,772	5,542	227,080	-4,358	189,011	
Paso 5	1	132,256	-11,442	1,563	60,166	-1,168	37,656	5,485
	2	102,027	-20,259	2,942	108,071	-2,280	75,997	9,761
	3	89,918	-28,881	4,392	158,678	-3,494	125,137	12,443
	4	84,999	-32,065	4,694	195,465	-3,635	164,077	1,077
	5	78,475	-15,700	,649	197,344	,402	165,243	-75,873
	6	76,211	-1,220	-3,000	209,379	4,076	164,827	-152,374
	7	75,961	-2,020	-2,946	227,909	4,063	181,291	-158,065
	8	75,959	-2,154	-2,930	229,811	4,052	183,274	-158,618
	9	75,959	-2,157	-2,929	229,832	4,052	183,298	-158,619
	10	75,959	-2,157	-2,929	229,832	4,052	183,298	-158,619

Cuadro 29. Historial de iteraciones. Método: Por pasos hacia adelante (Wald) (continuación).

Iteración		-2 log de la verosimilitud	Coeficientes					
			Constante	LNTA	R19	LNFP	R20	R1
	1	145,864	-7,263		47,915	,468	37,492	-3,083
	2	116,760	-10,565		82,558	,695	70,580	-11,689
	3	94,291	-11,317		117,842	,798	104,665	-34,639
	4	81,241	-11,921		162,691	,923	132,276	-66,770
Paso 6	5	77,375	-13,047		204,215	1,064	161,367	-93,999
	6	76,900	-13,606		225,382	1,131	180,606	-107,549
	7	76,889	-13,698		229,152	1,142	184,618	-110,012
	8	76,889	-13,700		229,252	1,142	184,734	-110,078
	9	76,889	-13,700		229,252	1,142	184,734	-110,078

a. Método: Por pasos hacia adelante (Wald)

b. En el modelo se incluye una constante.

c. -2 log de la verosimilitud inicial: 219,007

d. La estimación ha finalizado en el número de iteración 6 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de ,001.

e. La estimación ha finalizado en el número de iteración 7 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de ,001.

f. La estimación ha finalizado en el número de iteración 8 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de ,001.

g. La estimación ha finalizado en el número de iteración 10 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de ,001.

h. LNTA abandona el modelo porque el estadístico de Wald presenta un p-valor asociado mayor a 0,05, la información que se pierde al eliminar del modelo la variable en el paso 6 no es significativa.

i. La estimación ha finalizado en el número de iteración 9 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de ,001.

En un primer paso, la primera variable introducida en el modelo fue LNTA, variable de control como medida del tamaño de las entidades, que presentaba un valor en el estadístico de puntuación de Rao de 59,51 (p-valor = $0 < 0,05$).

En pasos posteriores se seleccionan las variables R19 (ratio sobre la estructura del activo), LNFP (otra variable de control), R20 (Pérdidas deterioro activos financieros/ Total Activo) y R1 (ratio de solvencia: Fondos Propios/ Total Activo), mientras que en el último y sexto paso se elimina la variable inicialmente elegida LNTA, con un estadístico de Wald de 0,94 y un p-valor asociado de 0,332, mayor que 0,05.

Comparando las variables seleccionadas en el modelo *logit* frente a las elegidas en el análisis discriminante, sólo tienen en común el ratio R19 de estructura del activo: Activo Material/ Total Activo. Por otro lado, el modelo

logit sustituye la variable de control LNTA por LNFP (ambas, como se constató en los análisis estadísticos previos, variables altamente correlacionadas). Sustituye, además, las variables R8 (tasa de crecimiento de los Fondos Propios) y R26 (Tasa Crecimiento Inversiones Inmobiliarias) por un ratio de solvencia que relaciona esos Fondos Propios con el Activo Total (R1) y por R20 (Pérdidas por deterioro de activos financieros/ Total Activo).

Conocidas las variables que han sido elegidas, el siguiente paso será la obtención del modelo definitivo, realizando la estimación controlada también por los años⁸³.

Cuadro 30. Variables en el modelo final (muestra de estimación).

Variables	Coefficientes β	Error Estándar	Wald	gl	Sig.	Exp (β)
LNFP	1,143	,238	23,144	1	,000	3,137
R1	-110,231	25,090	19,303	1	,000	,000
R19	229,313	47,801	23,014	1	,000	3,883E+099
R20	186,703	64,886	8,279	1	,004	1,213E+081
Constante	-13,795	3,223	18,321	1	,000	,000

(*) Efectuando la estimación controlada por el efecto de los años.

A partir del valor de los coeficientes anteriores, estaríamos en disposición de conocer la probabilidad que tiene un individuo *i*-ésimo de ser clasificado en el grupo 1. De tal modo que si $\pi_i \geq 0,263$ (fijando en este valor el punto crítico, como ya se ha explicado previamente), se clasifica al individuo *i* en el grupo 1; mientras que si $\pi_i < 0,263$, se clasifica al individuo *i* en el grupo 0.

$$P_i = \frac{\exp(\beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki})}{1 + \exp(\beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki})} = \frac{\exp(-13,795 + 1,143LNFP - 110,231R1 + 229,313R19 + 186,703R20)}{1 + \exp(-13,795 + 1,143LNFP - 110,231R1 + 229,313R19 + 186,703R20)}$$

83 Introduciendo adicionalmente en el modelo, además de las variables independientes anteriores, la variable de control año para recoger los posibles efectos que la coyuntura económico-financiera ha tenido sobre los estados contables de las entidades.

Para evaluar la bondad del ajuste global del modelo de regresión logística se nos facilita en el cuadro 31 tres medidas. La primera es el estadístico -2 logaritmo de la verosimilitud, para estimar hasta qué punto el modelo se ajusta bien a los datos; lo deseable es que este estadístico se acerque a cero para lograr un mejor ajuste. Las otras dos medidas son dos medidas de bondad de ajuste similares al coeficiente de determinación de la regresión lineal por mínimos cuadrados ordinarios. Sus valores oscilan entre 0 y 1, siendo el modelo mejor cuanto más próximo a 1 se encuentren sus valores. El primero de estos coeficientes es el R cuadrado de Cox y Snell, que se emplea para estimar la proporción de varianza de la variable dependiente que es explicada por las variables independientes. En nuestro análisis, este coeficiente es del 0,527, lo que indicaría que el 52,7% de la variación de la variable dependiente se explica por las variables introducidas en el modelo. Finalmente, el tercer estadístico o segundo coeficiente para analizar el ajuste global del modelo es el R cuadrado de Nagelkerke⁸⁴. Según este estadístico, el 77,0% de la varianza de la variable dependiente se puede explicar por las variables incluidas en el modelo.

Cuadro 31. Resumen del modelo (muestra de estimación).

-2 log de la verosimilitud	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
76,829	,527	,770

Por último, en el cuadro 32 se muestra otra prueba de evaluación de la bondad del ajuste del modelo *logit*: la prueba de Hosmer y Lemeshow⁸⁵. Contrasta la hipótesis nula de que los datos se ajustan al modelo de regresión

84 El coeficiente de determinación de Nagelkerke trata de corregir las deficiencias del Coeficiente de Cox y Snell, el cual aun para un modelo "perfecto" no alcanzaría el valor 1. El R cuadrado de Nagelkerke corrige la escala del estadístico de Cox y Snell para cubrir ese intervalo completo de 0 a 1 (Aguayo, 2007).

85 Esta prueba consiste en dividir el recorrido de la probabilidad en deciles de riesgo (esto es probabilidad de entidad con problemas $\leq 0,1$; $\leq 0,2$, y así hasta ≤ 1) y calcular tanto la distribución de las entidades con problemas como la distribución de las entidades saneadas prevista por la ecuación y los valores realmente observados. Ambas distribuciones, esperada y observada, se contrastan mediante una prueba de Chi cuadrado.

logística. Un p-valor alto ($0,859 > 0,05$) hace que no rechacemos la hipótesis nula, por lo que el modelo sería bueno.

Cuadro 32. Prueba de Hosmer y Lemeshow (muestra de estimación).

Chi cuadrado	gl	Sig.
3,977	8	,859

Evaluada la bondad del modelo estimado, en el cuadro 33 se recogen los resultados de la clasificación según este modelo *logit*. Se clasifican correctamente el 91,1% de los casos que componen la muestra de estimación, un porcentaje algo superior al obtenido por el análisis discriminante. Respecto al grupo de entidades saneadas, el modelo clasifica correctamente el 90,7%, mientras que para el grupo de entidades problemáticas el porcentaje de acierto es del 92,0%. El error de tipo I, que se comete al asignar de sana a una entidad con problemas, es del 8,0%. El error de tipo II, derivado de clasificar a empresas sanas como problemáticas, es del 9,3%. Según lo anterior, la gran ventaja del análisis *logit*, sobre los resultados obtenidos en el análisis discriminante, tiene que ver con el error tipo I. El error tipo I (el que se supone tiene un mayor coste) pasa del 24% en el modelo discriminante al 8% en el modelo *logit*, mientras que el error tipo II pasa del 7,9% al 9,3%.

Por último, podemos calcular el índice de eficiencia ponderada (EP) de Korobow y Stuhr. Para este segundo modelo, la eficiencia ponderada también resulta ser más elevada (65,3%).

Cuadro 33. Resultados de la clasificación del modelo *logit* (muestra de estimación).

		Problem	Grupo de pertenencia pronosticado		Total
			0	1	
Original	Recuento	0	127	13	140
		1	4	46	50
	%	0	90,7	9,3	100,0
		1	8,0	92,0	100,0

(*) El valor de corte es 0,263.

Por otro lado, si empleamos el modelo *logit* estimado para clasificar los individuos de la muestra de validación (compuesta por un total de 170 casos, tras depurarla bajo los mismos criterios que la muestra de estimación), ese modelo clasifica correctamente al 85,9% de las entidades. Con un porcentaje de entidades clasificadas incorrectamente del 14,1%. Un 16,8% de entidades saneadas fueron clasificadas equívocamente como con problemas, mientras que el porcentaje de entidades problemáticas que fueron clasificadas incorrectamente como sanas fue del 5,1%. Esto es positivo, ya que el porcentaje del error tipo I es muy inferior al de resultados anteriores, lo cual es importante dado el mayor coste de estos errores⁸⁶.

Cuadro 34. Resultados de la clasificación del modelo *logit* (muestra de validación).

		Problem	Grupo de pertenencia pronosticado		Total
			0	1	
Original	Recuento	0	109	22	131
		1	2	37	39
	%	0	83,2	16,8	100,0
		1	5,1	94,9	100,0

(*) El valor de corte es 0,263.

86 Alternativamente, dado que desde un punto de vista teórico parecen más interesantes las variables del modelo discriminante que las del *logit*, se ha realizado un análisis *logit* con las variables introducidas en las funciones discriminantes. Los resultados de clasificación obtenidos fueron peores tanto para la muestra de estimación como para la de validación; no consiguiendo reducir en ningún caso los errores cometidos por el modelo *logit* hasta aquí expuesto.

4.4. Modelo *probit*.

En último lugar, se ha estimado un modelo *probit*, que también permite estimar la relación entre una variable dependiente dicotómica y una o varias variables independientes (cuantitativas o cualitativas), de tal manera que sea posible predecir la probabilidad de los individuos de pertenecer a un determinado grupo y su posterior clasificación. En este análisis, nuevamente, el modelo será desarrollado de manera que la probabilidad que estimemos será la de que una entidad pertenezca al grupo 1 (entidad con déficit de capital, que haya recibido ayudas públicas o se produzca su nacionalización y/o intervención).

El modelo *probit*, al igual que ocurre con el *logit*, no exige la normalidad multivariante de las variables independientes ni la igualdad de las matrices de varianzas-covarianzas.

El planteamiento a seguir es idéntico al establecido para el caso de la regresión logística, con la diferencia en la forma de la función que nos da la probabilidad de que los diferentes individuos pertenezcan a uno u otro grupo. Mientras que para el análisis anterior se tenía en cuenta una función de distribución del modelo logístico o curva logística que determinaba el modelo *logit*, en el modelo *probit* la función será la función de distribución de una normal estándar.

Respecto a las variables seleccionadas para dar forma a esta función, cabe comentar que el análisis *probit* no permite en SPSS la selección paso a paso de aquellas variables independientes más relevantes. Por este motivo, han sido elegidas para desarrollar este análisis las variables seleccionadas por el modelo *logit* anterior⁸⁷, con las que se obtuvo unos resultados ligeramente mejores a los conseguidos por el análisis discriminante⁸⁸.

87 Introduciendo, nuevamente, la variable de control AÑO con el fin de obtener un modelo efectuando la estimación controlada por el efecto de los años, en cuanto posible reflejo de la evolución temporal de la coyuntura económico-financiera.

88 No obstante, alternativamente se ha realizado un análisis *probit* con las variables introducidas en las funciones discriminantes. Los resultados de clasificación alcanzados fueron peores, clasificando incorrectamente un 4% (8 casos) adicional en relación con los resultados que se mostrarán seguidamente.

En el cuadro 35 se recogen las variables que han sido elegidas para formar parte del modelo y el valor de sus coeficientes β .

Cuadro 35. Variables en la ecuación final.

Variable	Coefficientes β	Error Estándar	Z	Sig.
LNFP	,663	,129	5,132	,000
R1	-61,407	12,843	-4,781	,000
R19	129,271	24,857	5,201	,000
R20	101,748	35,013	2,906	,004
Constante	-7,938	1,740	-4,562	,000

(*) Realizando la estimación controlada por los años.

Para evaluar la bondad del ajuste del modelo, se utiliza la prueba Chi-cuadrado de Pearson. Este test sirve para contrastar la hipótesis nula de que el modelo se ajusta bien a los datos, frente a la hipótesis alternativa de que el ajuste del modelo no es bueno. Para ello compara las frecuencias de respuesta observadas (lo que en nuestros análisis anteriores hemos venido identificando como variable dependiente) y las frecuencias esperadas (probabilidades) estimadas por el modelo.

Atendiendo a este estadístico, un p-valor de 1,00, como el observado en el cuadro 36, hace que no rechacemos la hipótesis nula. Por consiguiente, se puede considerar que el modelo es bueno.

Cuadro 36. Resumen del modelo.

Chi-cuadrado	gl	Sig.
97,371	184	1,000

Por último, falta evaluar la capacidad predictiva del modelo. Como se nos muestra en el cuadro 37, sobre los resultados de la clasificación, se observa que el modelo *probit* clasifica correctamente el 91,6% de los casos, un porcentaje de aciertos ligeramente superior al modelo *logit* (91,1%). Respecto a los errores cometidos, el error tipo I, el cometido al asignar de saneada a una entidad con problemas, es menor en este modelo: 4,0% frente 8,0% del modelo

logit, mientras que el error tipo II, consecuencia de clasificar a entidades sanas como problemáticas, es mayor: 10,0% frente 9,3%.

En relación con la medida de eficiencia ponderada de Korobow y Stuhr vuelve a mejorar, elevándose al 68,1%.

Cuadro 37. Resultados de la clasificación del modelo *probit*.

		Problem	Grupo de pertenencia pronosticado		Total
			0	1	
Original	Recuento	0	126	14	140
		1	2	48	50
	%	0	90,0	10,0	100,0
		1	4,0	96,0	100,0

(*) El valor de corte es 0,263.

CONCLUSIONES.

A lo largo de este trabajo se ha tratado de elaborar un sistema de clasificación de entidades bancarias, basado en métodos estadísticos o econométricos, a la vez que hacer un recorrido sobre la evolución de la actual crisis financiera en España.

Desde 2008, se han ido sucediendo las implementaciones de una amplia gama de medidas para reforzar la resistencia del sector bancario a la crisis económica y financiera. Estas medidas han incluido, entre otros elementos, un aumento de la transparencia y de las provisiones, el impulso de procesos de transformación e integración entre las entidades y la puesta en marcha de la Sareb, sociedad a la que se han ido transfiriendo los activos inmobiliarios problemáticos de muchas instituciones. Entre los resultados más notables, cabe destacar los saneamientos en el sector por un importe cercano a los 200.000 millones de euros (aproximadamente un 20% del PIB español). Además, hemos presenciado la práctica desaparición de las tradicionales cajas de ahorros, que nacieron en España en el siglo XIX para luchar contra la exclusión financiera y la concentración que estaba teniendo lugar en el sistema bancario. Han quedado como únicas supervivientes las dos cajas más pequeñas, Caixa Ontinyent y Pollença, que han eludido las fusiones y han conservado su forma jurídica. Como resultado de todos estos acontecimientos, del total de las 192 entidades de depósito que operaban a comienzos de 2009 (entre cajas de ahorros, bancos y cooperativas de crédito), 79 han participado en alguno de los procesos de fusión y creación de nuevas entidades; y más de media centena ha pasado a formar parte de algún grupo financiero. El sector actualmente cuenta con 132 entidades, repartiéndose casi al 50% entre bancos y cooperativas de crédito (diciembre 2012).

Las instituciones financieras que sobrevivan trabajarán, en consecuencia, en un contexto más regulado, supervisadas desde el año 2014 por el Mecanismo Único de Supervisión Bancaria (MUS), dependiente del Banco Central Europeo (BCE). Además, deberá seguir avanzándose en la eliminación del total de las retenciones sobre los activos tóxicos inmobiliarios que queden en los balances bancarios. Por otra parte, no se descartan nuevos

movimientos de integración entre entidades; y, sobre todo en el sector de las cooperativas de crédito, se espera tenga lugar la tarea de animar la competencia interna dentro del sistema crediticio, llegando a rincones del territorio antes cubiertos por las cajas de ahorros, y en los que se antoja difícil la entrada de la banca privada.

Respecto a los modelos estadísticos o econométricos estimados en el presente trabajo, nos proporcionan una información que sirve como aproximación a la situación que han atravesado las diferentes entidades financieras españolas analizadas. Las variables utilizadas en estos modelos han sido ratios financieros. Los ratios seleccionados no muestran correlación entre ellos, presentan altos niveles de tolerancia en la función y resultan significativos como variables diferenciadoras de los dos grupos (entidades saneadas y problemáticas).

Entre los diferentes métodos estadísticos o econométricos de clasificación de individuos, los modelos de regresión *logit* y *probit* parecen los más adecuados. No exigen ni la normalidad en la distribución de las variables independientes ni la igualdad de las matrices de varianzas-covarianzas; y los porcentajes de aciertos en la clasificación son ligeramente superiores a los obtenidos en el modelo discriminante. No obstante, en total, los tres modelos estimados sugieren que las entidades que mostraron algún tipo de problemas durante el proceso de reestructuración ya presentaban síntomas de debilidad un año antes a la contingencia.

La estimación de un modelo de análisis discriminante al problema de diferenciar los dos grupos examinados, entidades saneadas y con problemas, seleccionó cuatro variables explicativas como más relevantes. Tres presentan signo positivo y una negativo.

Atendiendo a las de signo positivo, lo que implica que provocan un aumento en la puntuación obtenida de la función discriminante, acercando así a la entidad al grupo de problemáticas, fueron:

a) Una variable de control como medida del tamaño de las entidades (logaritmo neperiano del total activo), lo que sugiere que los problemas se concentraban, salvo excepciones y grandes grupos bancarios, en entidades de un

considerable tamaño (la mayoría de los pequeños bancos y de las cooperativas de crédito han gozado de perfecta salud).

b) Un ratio sobre la estructura del activo, más concretamente el referente al peso del activo material respecto al total activo (R19). La cuenta 13 del Balance recoge el activo material entendido como la suma del inmovilizado material y las inversiones inmobiliarias. Este ratio penaliza a aquellas entidades que por un motivo u otro concentraban mayores activos inmobiliarios, además de a cajas de ahorros y cooperativas, por su inmovilizado material afecto a su Obra Social (subcuenta inexistente en los bancos).

c) La tasa de crecimiento de las inversiones inmobiliarias realizadas por la entidad (R26) también presenta un efecto positivo, como era previsible, lo que sugiere que aquellas entidades que realizaron mayores esfuerzos inversores en el sector inmobiliario durante los últimos meses vieron aumentar sus posibilidades de encontrarse en situaciones de riesgo.

Todo lo contrario ocurre con la variable que recoge la tasa de crecimiento anual de los Fondos Propios (R8), una magnitud explicada sobre todo por las variaciones en la tasa de crecimiento de los resultados del ejercicio (y por extensión de las reservas), que presenta signo negativo, como era de esperar, ya que las entidades financieras que más cuidaban sus recursos propios parecen haber tenido menores problemas a la hora de acometer las recapitalizaciones.

La aplicación de un modelo de regresión logística o *logit*, para disponer de una medida de probabilidad sobre el riesgo, escoge, nuevamente, cuatro variables independientes como aquellas que mayor información aportan sobre la probabilidad de pertenecer a cualquiera de los dos grupos establecidos por los valores de la variable dependiente. Variables que se extendieron a la estimación de un modelo de respuesta *probit*. Nuevamente, tres variables presentan coeficientes con signo positivo, señalando que cuando alguna de esas variables independientes aumenta en una unidad, el logaritmo del cociente de probabilidades de ser una entidad en problemas aumenta en el valor del coeficiente respectivo. Estas variables de signo positivo fueron:

a) Ahora la variable de control como medida del tamaño de las entidades fue el logaritmo neperiano de los fondos propios (altamente correlacionada con el logaritmo neperiano del total activo del modelo discriminante).

b) Se repite el ratio sobre la estructura del activo, que relaciona el peso del activo material respecto al total activo (R19), reflejando, como se esperaba, una relación positiva entre la relevancia de activos tales como las inversiones inmobiliarias y la posibilidad de fallo.

c) Además, en este modelo se introduce la variable R20 (Pérdidas deterioro activos financieros/ Total Activo), dando una idea sobre la calidad y riesgo de los créditos por operaciones comerciales, a terceros, etc. que pueden venir motivados por la insolvencia de deudores; podría estar conexo con los retrasos en el pago de las hipotecas, deterioros de la garantía hipotecaria de muchos créditos, etc.

La variable restante (R1) aparece con coeficiente con signo negativo, reflejando, como era de esperar, que las entidades financieras que más cuidaron su tasa de solvencia han tenido menores problemas durante la crisis financiera. Además, para las tres últimas variables comentadas el efecto de las mismas sobre la probabilidad final es importante, dado que el valor de los coeficientes es muy alto.

Por lo tanto, se analizaron los datos del ejercicio previo a que las entidades financieras españolas fueran mostrando algún signo de debilidad. Los resultados sugieren que la política de recursos propios, la estructura del activo y el peso del activo material han podido jugar un papel fundamental en la evolución de la situación de las diferentes entidades, resultando ser unos buenos indicadores. Por otra parte, si atendemos a los resultados vertidos por el modelo discriminante, parece ser que el rápido crecimiento de las inversiones inmobiliarias fue un buen indicador del incremento no equilibrado de la inversión crediticia llevada a cabo desde muchas entidades fallidas. Es cierto que mientras los porcentajes de aciertos respecto a las entidades saneadas fueron muy similares en todos los modelos estimados (alrededor del 90%), para el caso de las instituciones problemáticas esto no fue así, existiendo una diferencia importante entre los resultados de los modelos *logit* y *probit* respecto al del análisis discriminante. Sin embargo, consideramos los resultados adecuados, a la vista de la robustez de los estadísticos, la consistencia de los modelos y la incertidumbre que ha caracterizado en muchos momentos al proceso de restructuración: sucesiones de leyes, presiones políticas, malas gestiones, etc. No obstante, como ya se mencionó anteriormente, esto no excluye la posibilidad de que otras variables no recogidas en la presente

investigación consigan aportar mayor información sobre la relación entre la situación financiera de una entidad y su posterior trayectoria en el proceso de reestructuración del sector.

Para finalizar este apartado de conclusiones, han de mencionarse las posibles debilidades de estos resultados, así como futuras líneas de la investigación. El intervalo de tiempo aquí considerado entre la señal y el fallo de la entidad es demasiado corto. Estos indicadores no podrían haber sido utilizados por los supervisores para tomar medidas de política preventiva a largo plazo. Otro elemento a tener en cuenta es que no se ha hecho uso de calificaciones crediticias externas, datos de mercado, etc. Además, la fiabilidad de los datos contables aquí utilizados muchas veces ha sido cuestionada. En bastantes casos estas limitaciones de la investigación serán difíciles de solventar, debido a que el *Big Bang* de integraciones ha limitado la información pública de las entidades participantes y/o no siempre es posible conocer información complementaria sobre una entidad, como por ejemplo opinión de los analistas, ratios bursátiles a los que cotiza, evolución histórica de sus acciones, etc., debido a su tamaño o peso dentro del sector.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.

Aguayo, M. (2007). "Cómo hacer una Regresión Logística con SPSS paso a paso", Fundación Andaluza Beturia para la Investigación en Salud, Huelva. Disponible en: http://www.fabis.org/html/archivos/docuweb/Regres_log_1r.pdf

Ahumada, A. y Budnevich, C. (1999). "Indicadores Financieros y Clasificación de los Bancos: Un análisis estadístico multivariado", Banco Central de Chile, Gerencia de Análisis Financiero, División de Estudios, Santiago de Chile. Disponible en: http://www.cemla.org/old/pdf/red/CH_ahumada_budnevich.pdf

Asociación Española de Banca (2007-2012). Anuarios Estadísticos. Madrid. Consultado el 16 de abril de 2013, en: <http://www.aebanca.es>

Ayala, M., Borges, E. y Colmenares, G. (2007). "Análisis de Supervivencia Aplicado a la Banca Comercial Venezolana. 1996 – 2004", Banco Central de Venezuela, Serie de documentos de Trabajo de la Gerencia de Investigaciones Económicas, nº 85, Caracas. Disponible en: <http://www.bcv.org.ve/Upload/Publicaciones/docu85.pdf>

Banco de España (2008-2011). Informe Anual. Madrid. Consultado el 15 de marzo de 2013, en: <http://www.bde.es>

Banco de España (2011). El Banco de España comunica a 12 entidades que deben aumentar su capital para cumplir con el Real Decreto-ley. Madrid. Recuperado el 22 de marzo de 2013, de: <http://www.bde.es>

Banco de España (2012a). Reforma del sector bancario español: medidas para reforzar la estabilidad financiera. Madrid. Consultado el 15 de marzo de 2013, en: <http://www.bde.es>

Banco de España (2012b). Sareb completa el 100% de su capital inicial, con mayoría de accionistas privados y con participación extranjera. Madrid. Consultado el 23 de marzo de 2013, en: <http://www.bde.es>

Camacho, A. (1992). "Análisis discriminante: indicadores de alerta temprana en la banca", Proyecto de servicios financieros, Academia de Centroamérica, Costa Rica. Disponible en: http://pdf.usaid.gov/pdf_docs/PNABM778.pdf

Chieh-Tse Hou, T., Peng, C. y Wei-Jen, W. (2012). "An investigation of default prediction models in the Taiwan banking sector", *The Empirical Economics Letters*, vol. 10, nº 6, pp. 1-12. Disponible en: <http://ssrn.com/abstract=2196960>

Confederación Española de Cajas de Ahorros (2007-2012). *Anuarios Estadísticos*. Madrid. Recuperado el 16 de abril de 2013, de: <http://www.ceca.es>

Congreso de los Diputados (2012). *Diario de Sesiones del Congreso de los Diputados, Comisiones, Economía y Competitividad*, nº 147. Recuperado el 18 de marzo de 2013, de: <http://www.congreso.es>

Crespo, J. Y. (2011). "CAMEL vs. discriminante, un análisis de riesgo al sistema financiero venezolano", *Ecos de Economía*, vol. 15, nº 33, pp.25-47.

Distinguin, I., Rous, P. and Tarazi, A. (2006). "Market Discipline and the Use of Stock Market Data to Predict Bank Financial Distress", *Journal of Financial Services Research*, vol. 30, nº 2, pp. 151-176.

Distinguin, I., Tarazi, A. y Trinidad, J. (2008). "The Use of Accounting and Stock Market Data to Predict Bank Financial Distress: The Case of East Asian Banks", *Philippine Management Review (Special Issue)*, vol. 18, pp. 1-18.

Doğanay, M. M., Ceylan, N. B. y Aktaş, R. (2006). "Predicting Financial Failure of the Turkish Banks". consultado el 17 de agosto de 2013, en: <http://www.raktas.etu.edu.tr>

Domènech, J. M. (1996). "Modelos de regresión con datos de supervivencia". En: Arnau, J. (coord.). *Métodos y técnicas avanzadas de análisis de datos en ciencias del comportamiento*, pp. 168-205, Ediciones de la Universidad de Barcelona, Barcelona.

Figueras, S. y Gargallo, P. (2003). "Análisis Exploratorio de Datos", Universidad de Zaragoza. Consultado el 21 de junio de 2013, en: <http://www.5campus.com>

Gobierno de España (2009). Real Decreto-ley 9/2009, de 26 de junio, sobre reestructuración bancaria y reforzamiento de los recursos propios de las entidades de crédito (BOE, de 27 de junio de 2009).

Gobierno de España (2010). Real Decreto-ley 11/2010, de 9 de julio, de órganos de gobierno y otros aspectos del régimen jurídico de las Cajas de Ahorros (BOE, de 13 de julio de 2010).

Gobierno de España (2011). Real Decreto-ley 2/2011, de 18 de febrero, para el reforzamiento del sistema financiero (BOE, de 19 de febrero de 2011).

Gobierno de España (2012a). Real Decreto-ley 2/2012, de 3 de febrero, de saneamiento del sector financiero (BOE, de 4 de febrero de 2012).

Gobierno de España (2012b). Real Decreto-ley 18/2012, de 11 de mayo, sobre saneamiento y venta de los activos inmobiliarios del sector financiero (BOE, de 12 de mayo de 2012).

Gobierno de España (2012c). Real Decreto-ley 24/2012, de 31 de agosto, de reestructuración y resolución de entidades de crédito (BOE, de 31 de agosto de 2012).

Gobierno de España (2012d). Ley 8/2012, de 30 de octubre, sobre saneamiento y venta de los activos inmobiliarios del sector financiero (BOE, de 31 de octubre de 2012).

Gobierno de España (2012e). Ley 9/2012, de 14 de noviembre, de reestructuración y resolución de entidades de crédito (BOE, de 15 de noviembre de 2012).

Gobierno de España (2012f). Real Decreto 1559/2012, de 15 de noviembre, por el que se establece el régimen jurídico de las sociedades de gestión de activos (BOE, de 16 de noviembre de 2012).

Godlewski, C. J. (2004). "Étude de la Coherence des Ratings de Banques avec la Probabilité de Defaillance Bancaire dans les Pays Emergents", LARGE Working Paper, nº 65, Universidad Robert Schuman, Estrasburgo, Francia.

Gómez, M. y Méndez, J. L. (2000). "La competencia en banca de empresas en España: análisis de grupos estratégicos basado en la dimensión de especialización", *Economía Industrial*, nº 334, pp. 107-118.

Guimarães, A. y Belchior, T. (2008). "Previsão de insolvência: um modelo baseado em índices contábeis com utilização da análise discriminante", *Revista de Economia Contemporânea*, vol. 12, nº 1, pp. 151-178.

Gutiérrez, C. y Abad, J. (2013). "¿Permitían los estados financieros predecir los resultados de los tests de estrés de la banca española? Una aplicación del modelo logit", *Revista de Contabilidad – Spanish Accounting Review* (2013). Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rcsar.2013.08.004>

Hair, J. F., Anderson, R. E. y Tatham, R. L. (2001). *Análisis Multivariante*, Prentice-Hall, Madrid.

Hutchison, M. y McDill, K. (1999). "Are all banking crises alike? The Japanese experience in international comparison". NBER Working Paper 7253, Cambridge, Massachusetts. Disponible en: <http://www.nber.org/papers/w7253.pdf>

Jordan, D. J., Rice, D., Sanchez, J. y Wort, D. H. (2009). "Taking TARP Funds Can Be Hazardous To Your Bank's Wealth". SSRN Working Paper, nº 1501307, Nueva York. Disponible en: <http://ssrn.com/abstract=1501307>

Jordan, D. J., Rice, D., Sanchez, J., Walker, C. y Wort, D. H. (2010). "Predicting Bank Failures: Evidence from 2007 to 2010", SSRN Working Paper, nº 1652924, Nueva York. Disponible en: <http://ssrn.com/abstract=1652924>

Korobow, L. y Stuhr, D. R. (1985). "Performance measurement of early warning models. Comments on West and other weakness/failure prediction models", *Journal of Banking and Finance*, vol. 9, nº 2, pp. 267-273.

Laffarga, J., Martín, J. L. y Vázquez, M. J. (1987). "Predicción de la crisis bancaria en España. Comparación entre el análisis logit y el análisis discriminante", *Cuadernos de Investigación Contable*, vol. 1, nº 1, pp. 103-111. Disponible en: <http://externos.uma.es/cuadernos/pdf335.pdf>

Logan, A. (2001). "The United Kingdom's small banks' crisis of the early 1990s: what were the leading indicators of failure?", Banco de Inglaterra, Working Paper, ISSN 1368-5562, Londres. Disponible en: <http://ssrn.com/abstract=282171>

Lopcu, K. y Kiliç, S. B. (2012). "Effects of structural changes in the turkish banking sector since 2001 crisis and a risk analysis for the sector", *Topics in Middle Eastern and African Economies*, nº 14, pp. 354-376.

Magalhães, M. (2001). "Modelos de Previsão de Insolvência Bancária no Brasil", Banco Central de Brasil, Working Paper, nº 13, Brasilia. Disponible en: <http://www.bcb.gov.br/pec/wps/port/wps13.pdf>

Mahía, R. (2013). "Técnicas de modelización de variables cualitativas: Regresión Logística", Curso de Posgrado 2012-2013, Formación de especialistas en investigación social aplicada y análisis de datos, Universidad Autónoma de Madrid. Disponible en: http://www.uam.es/personal_pdi/economicas/rmc/econometria/pdf/Intro_ANALISIS%20LOGIT.pdf

Muhammad, M. (2012). "Predicting Bank Distress in Nigerian Banking Industry: A New Discriminant Analysis Model". Consultado el 19 de agosto de 2013, en: <http://www.academia.edu>

Parlamento Europeo y Consejo de la Unión Europea (2010). Directiva 2010/76/UE del Parlamento Europeo y del Consejo, de 24 de noviembre de 2010, por la que se modifican las Directivas 2006/48/CE y 2006/49/CE en lo que respecta a los requisitos de capital para la cartera de negociación y las retitulizaciones y a la supervisión de las políticas de remuneración (DOUE, de 14 de diciembre de 2010).

Pitarque, A., Ruiz, J. C. y Roy, J. F. (2000). "Las redes neuronales como herramientas estadísticas no paramétricas de clasificación", *Psicothema*, vol. 12 , Suplem.2 , pp. 459-463. Disponible en: <http://www.psicothema.com/english/imprimir.asp?id=604>

Rayo, S., Lara, J. y Camino, D. (2010). "Un Modelo de Credit Scoring para instituciones de microfinanzas en el marco de Basilea II", *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*, vol. 15, nº 28, pp. 89-124.

Rodríguez, J. M. (1989). "Análisis de las insolvencias bancarias en España: un modelo empírico", *Moneda y Crédito*, nº 189, pp. 187-227.

Sajter, D. (2005). "Early prediction of bank failures in the Republic of Croatia", Tesis doctoral, Universidad de Osijek, Croatia. Disponible en: <http://ssrn.com/abstract=963966>

Samariego, R. (2008). *El riesgo de crédito en el marco del Acuerdo Basilea II*, Delta Publicaciones Universitarias, Madrid.

Saurina, J. (2002). "Solvencia bancaria, riesgo de crédito y regulación pública: El caso de la provisión estadística española", *Revista de Economía Pública*, nº 162, pp. 129-150.

Shaffer, S. (2012). "Bank failure risk: different now?", Centre for Applied Macroeconomic Analysis (CAMA), Universidad Nacional Australiana, *EconPaper*, nº 23. Disponible en: <http://econpapers.repec.org/paper/eencamaaa/2012-23.htm>

Shumway, T. (1999): "Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model". *Journal of Business*, vol. 74, nº 1, pp. 101-124. Disponible en: <http://www-personal.umich.edu/~shumway/papers.dir/forcbank.pdf>

Tatom, J. A. y Houston, R. (2011). "Predicting Failure in the Commercial Banking Industry", Networks Financial Institute, Working Paper, nº 27. Disponible en: http://mpa.ub.uni-muenchen.de/34608/1/MPRA_paper_34608.pdf

Unión Nacional de Cooperativas de Crédito (2007-2012). Anuarios Estadísticos, Madrid. Consultado el 27 de abril de 2013, en: <http://www.unacc.com>

Uriel, E. y Aldás, J. (2005). Análisis Multivariante Aplicado, Thomson, Madrid.

Vaca, I. y Martínez M. (2009). "Análisis Estadístico para la determinación de probabilidad de quiebra de los bancos privados en el Ecuador", Repositorio Digital de la Producción Intelectual Institucional, Guayaquil, Ecuador. Disponible en: <http://www.dspace.espol.edu.ec/bitstream/123456789/2118/1/4212.pdf>

Wheelock, D. C. y Wilson, P. W. (2000). "Why Do Banks Disappear? The Determinants of U.S. Bank Failures and Acquisitions", Review of Economics and Statistics, nº 82, pp. 127-138. Disponible en: <http://research.stlouisfed.org/wp/1995/95-013.pdf>

Cuadro 38. Principales estadísticos descriptivos de las variables de la muestra de estimación.

Problem	Variable	Media	Desv. típ.	N válido (según lista)	
				No ponderados	Ponderados
Entidades saneadas	LNTA	13,60763777159879	2,091970561226690	140	140,000
	LNFP	11,17924824190993	1,868739231584702	140	140,000
	R1	,10823858765320	,097561281941242	140	140,000
	R2	1,68064930423271	10,508549377113790	140	140,000
	R3	,00557501329740	,012476112721623	140	140,000
	R4	,06065285078343	,089770762243071	140	140,000
	R5	2,08521036120613	6,871349480218283	140	140,000
	R6	,64692917907704	,248589945917596	140	140,000
	R7	,04273502561440	,173972662882695	140	140,000
	R8	,07765446590545	,110088457122188	140	140,000
	R9	1,63125657131100	12,606263628684514	140	140,000
	R10	,14226555803829	4,934554014060911	140	140,000
	R11	,09239574058496	,097907834819684	140	140,000
	R12	,08271342397204	,768994108173347	140	140,000
	R13	,00897255183678	,022939333850658	140	140,000
	R14	,03365177045518	,049689876938088	140	140,000
	R15	,20423906809520	,227842260540366	140	140,000
	R16	,55608881236530	,269276792527223	140	140,000
	R17	,01448370664396	,025560761665731	140	140,000
	R18	,01672620501519	,031313760910644	140	140,000
	R19	,01584284706824	,010950875065743	140	140,000
	R20	,00619006026063	,007275408594354	140	140,000
	R21	-4,42072695179815	34,722353139534704	140	140,000
	R22	,00804744300572	,016639055111776	140	140,000
	R23	,08803355758048	,113811745574538	140	140,000
	R24	,00284395354682	,006523654262682	140	140,000
R25	,00091201361821	,002910242636910	140	140,000	
R26	,04304460784860	,373218527460580	140	140,000	

Cuadro 38. Principales estadísticos descriptivos de las variables de la muestra de estimación (continuación).

Problem	Variable	Media	Desv. típ.	N válido (según lista)	
				No ponderados	Ponderados
Entidades problemáticas	LNTA	16,47226009211673	1,055778151906011	50	50,000
	LNFP	13,49064107320481	,981593789245585	50	50,000
	R1	,05469107294732	,021108699554869	50	50,000
	R2	,07669795270630	,040852072204857	50	50,000
	R3	,00306419950109	,006532846660643	50	50,000
	R4	-,02151226315889	,531640219285116	50	50,000
	R5	1,07032624069038	,180386687259831	50	50,000
	R6	,73430508594385	,067425773234864	50	50,000
	R7	,05530159876807	,084717332293540	50	50,000
	R8	,03937823698680	,172671227194208	50	50,000
	R9	,01165801243996	,079572484834939	50	50,000
	R10	-,59634660220366	1,993912004274851	50	50,000
	R11	,03381091598654	,016709045203191	50	50,000
	R12	,01133801047663	,006996509416938	50	50,000
	R13	,00717578382328	,004795182895973	50	50,000
	R14	,14314633733403	,230353076650273	50	50,000
	R15	,38629561457348	,284183300314263	50	50,000
	R16	,49192262252184	,117963726569865	50	50,000
	R17	,01669231516876	,010734620513224	50	50,000
	R18	,01764719033106	,011369058819627	50	50,000
	R19	,02088015696078	,011011385874294	50	50,000
	R20	,00924601315139	,006081329676402	50	50,000
	R21	2,22428985153402	6,430593631289867	50	50,000
	R22	,00332638113567	,006424018111266	50	50,000
	R23	,00162567737316	,409169329127246	50	50,000
	R24	,00636076711668	,007294657814000	50	50,000
R25	,00238510120483	,004308354380431	50	50,000	
R26	1,74340672518864	5,825229668303539	50	50,000	

Cuadro 38. Principales estadísticos descriptivos de las variables de la muestra de estimación (continuación).

Problem	Variable	Media	Desv. típ.	N válido (según lista)	
				No ponderados	Ponderados
	LNTA	14,36148575068246	2,259908983084304	190	190,000
	LNFP	11,78750951330332	1,964576497276229	190	190,000
	R1	,09414713641481	,087604882224083	190	190,000
	R2	1,25855684330470	9,039765113627130	190	190,000
	R3	,00491427282469	,011259165975969	190	190,000
	R4	,03903045237756	,283760849706104	190	190,000
	R5	1,81813559264935	5,910482165371529	190	190,000
	R6	,66992283877883	,219352293047240	190	190,000
	R7	,04604201854958	,155405836774959	190	190,000
	R8	,06758177408475	,130110548049058	190	190,000
	R9	1,20504642423967	10,834624210461426	190	190,000
	R10	-,05210606307801	4,364074805815048	190	190,000
	R11	,07697868148011	,088268932751200	190	190,000
	R12	,06393042042062	,660238886921054	190	190,000
Total	R13	,00849971814902	,019839201149841	190	190,000
	R14	,06246613016014	,133827839558853	190	190,000
	R15	,25214868558948	,256081014916489	190	190,000
	R16	,53920297293281	,240286814330568	190	190,000
	R17	,01506491941364	,022612691155091	190	190,000
	R18	,01696856957200	,027474032465188	190	190,000
	R19	,01716845493470	,011161451372866	190	190,000
	R20	,00699425838978	,007094858800543	190	190,000
	R21	-2,67203831934232	30,100123449408890	190	190,000
	R22	,00680505830307	,014787125903425	190	190,000
	R23	,06529464173645	,233209890636902	190	190,000
	R24	,00376943080205	,006892455410935	190	190,000
	R25	,00129966824627	,003385889677274	190	190,000
	R26	,49050832293808	3,076289578056517	190	190,000

Cuadro 39. Matriz de correlaciones de las variables de la muestra de estimación.

		LNTA	LNFP	R1	R2	R3	R4
LNTA	Correlación de Pearson	1	,969**	-,433**	-,111	-,082	-,037
	Sig. (bilateral)		,000	,000	,128	,262	,615
	N	190	190	190	190	190	190
LNFP	Correlación de Pearson	,969**	1	-,242**	-,033	-,009	,036
	Sig. (bilateral)	,000		,001	,649	,906	,625
	N	190	190	190	190	190	190
R1	Correlación de Pearson	-,433**	-,242**	1	,453**	,246**	,050
	Sig. (bilateral)	,000	,001		,000	,001	,492
	N	190	190	190	190	190	190
R2	Correlación de Pearson	-,111	-,033	,453**	1	,045	,007
	Sig. (bilateral)	,128	,649	,000		,536	,924
	N	190	190	190	190	190	190
R3	Correlación de Pearson	-,082	-,009	,246**	,045	1	,453**
	Sig. (bilateral)	,262	,906	,001	,536		,000
	N	190	190	190	190	190	190
R4	Correlación de Pearson	-,037	,036	,050	,007	,453**	1
	Sig. (bilateral)	,615	,625	,492	,924	,000	
	N	190	190	190	190	190	190
R5	Correlación de Pearson	-,004	,031	,284**	-,028	,158 [†]	,017
	Sig. (bilateral)	,959	,669	,000	,703	,029	,811
	N	190	190	190	190	190	190
R6	Correlación de Pearson	,153 [†]	,126	-,319**	-,380**	-,168 [†]	-,057
	Sig. (bilateral)	,035	,083	,000	,000	,020	,437
	N	190	190	190	190	190	190
R7	Correlación de Pearson	,057	,091	,164 [†]	,139	-,149 [†]	,019
	Sig. (bilateral)	,431	,214	,024	,057	,040	,799
	N	190	190	190	190	190	190
R8	Correlación de Pearson	,121	,165 [†]	-,013	-,029	,322**	,642**
	Sig. (bilateral)	,095	,023	,863	,694	,000	,000
	N	190	190	190	190	190	190
R9	Correlación de Pearson	-,147 [†]	-,054	,668**	,068	,404**	,018
	Sig. (bilateral)	,043	,458	,000	,351	,000	,810
	N	190	190	190	190	190	190
R10	Correlación de Pearson	-,083	-,058	,070	,368**	,101	,228**
	Sig. (bilateral)	,257	,424	,336	,000	,165	,002
	N	190	190	190	190	190	190

**Cuadro 39. Matriz de correlaciones de las variables de la muestra de estimación
(continuación).**

		R5	R6	R7	R8	R9	R10
LNTPA	Correlación de Pearson	-,004	,153**	,057**	,121	-,147	-,083
	Sig. (bilateral)	,959	,035	,431	,095	,043	,257
	N	190	190	190	190	190	190
LNFP	Correlación de Pearson	,031**	,126	,091**	,165	-,054	-,058
	Sig. (bilateral)	,669	,083	,214	,023	,458	,424
	N	190	190	190	190	190	190
R1	Correlación de Pearson	,284**	-,319**	,164	-,013**	,668**	,070
	Sig. (bilateral)	,000	,000	,024	,863	,000	,336
	N	190	190	190	190	190	190
R2	Correlación de Pearson	-,028	-,380	,139**	-,029	,068	,368
	Sig. (bilateral)	,703	,000	,057	,694	,351	,000
	N	190	190	190	190	190	190
R3	Correlación de Pearson	,158	-,168	-,149**	,322	,404	,101**
	Sig. (bilateral)	,029	,020	,040	,000	,000	,165
	N	190	190	190	190	190	190
R4	Correlación de Pearson	,017	-,057	,019	,642	,018**	,228
	Sig. (bilateral)	,811	,437	,799	,000	,810	,002
	N	190	190	190	190	190	190
R5	Correlación de Pearson	1	,085	,273**	,161	,082 [^]	-,003
	Sig. (bilateral)		,241	,000	,027	,259	,963
	N	190	190	190	190	190	190
R6	Correlación de Pearson	,085 [^]	1	,045**	,012**	-,263 [^]	-,121
	Sig. (bilateral)	,241		,540	,873	,000	,095
	N	190	190	190	190	190	190
R7	Correlación de Pearson	,273	,045	1 [^]	,216	-,062 [^]	-,386
	Sig. (bilateral)	,000	,540		,003	,395	,000
	N	190	190	190	190	190	190
R8	Correlación de Pearson	,161	,012 [^]	,216	1	,045**	,109**
	Sig. (bilateral)	,027	,873	,003		,538	,136
	N	190	190	190	190	190	190
R9	Correlación de Pearson	,082 [^]	-,263	-,062**	,045	1**	-,002
	Sig. (bilateral)	,259	,000	,395	,538		,979
	N	190	190	190	190	190	190
R10	Correlación de Pearson	-,003	-,121	-,386	,109**	-,002	1**
	Sig. (bilateral)	,963	,095	,000	,136	,979	
	N	190	190	190	190	190	190

**Cuadro 39. Matriz de correlaciones de las variables de la muestra de estimación
(continuación).**

		R11	R12	R13	R14	R15	R16
LNTA	Correlación de Pearson	-.403	-.074**	.100**	.389	.250	-.250
	Sig. (bilateral)	.000	.310	.171	.000	.001	.001
	N	190	190	190	190	190	190
LNFP	Correlación de Pearson	-.217**	-.045	.129**	.312	.236	-.238
	Sig. (bilateral)	.003	.539	.075	.000	.001	.001
	N	190	190	190	190	190	190
R1	Correlación de Pearson	.992**	.098**	.126	-.198**	-.096**	.287
	Sig. (bilateral)	.000	.178	.083	.006	.188	.000
	N	190	190	190	190	190	190
R2	Correlación de Pearson	.466	.465	.355**	-.058	-.016	.040
	Sig. (bilateral)	.000	.000	.000	.425	.826	.586
	N	190	190	190	190	190	190
R3	Correlación de Pearson	.234	.000	.136**	-.252	-.372	-.422**
	Sig. (bilateral)	.001	.996	.062	.000	.000	.000
	N	190	190	190	190	190	190
R4	Correlación de Pearson	.048	-.008	.051	-.715	-.437**	-.166
	Sig. (bilateral)	.510	.911	.487	.000	.000	.022
	N	190	190	190	190	190	190
R5	Correlación de Pearson	.305	-.019	.020**	-.022	.039 [†]	-.178
	Sig. (bilateral)	.000	.794	.784	.765	.594	.014
	N	190	190	190	190	190	190
R6	Correlación de Pearson	-.353 [†]	-.253	-.502**	.077**	.122 [†]	-.058
	Sig. (bilateral)	.000	.000	.000	.288	.094	.429
	N	190	190	190	190	190	190
R7	Correlación de Pearson	.167	-.205	.152 [†]	.017	.171 [†]	-.051
	Sig. (bilateral)	.021	.004	.036	.820	.018	.481
	N	190	190	190	190	190	190
R8	Correlación de Pearson	.000	.019 [†]	-.064	-.531	-.221**	-.257**
	Sig. (bilateral)	.998	.790	.380	.000	.002	.000
	N	190	190	190	190	190	190
R9	Correlación de Pearson	.662 [†]	-.010	-.027**	-.050	-.066**	.288
	Sig. (bilateral)	.000	.896	.713	.496	.367	.000
	N	190	190	190	190	190	190
R10	Correlación de Pearson	.078	.811	-.141	-.180**	-.146	-.022**
	Sig. (bilateral)	.283	.000	.053	.013	.044	.758
	N	190	190	190	190	190	190

**Cuadro 39. Matriz de correlaciones de las variables de la muestra de estimación
(continuación).**

		R17	R18	R19	R20	R21	R22
LNTPA	Correlación de Pearson	,188	,121**	-,208**	,096	,146	-,134
	Sig. (bilateral)	,010	,096	,004	,187	,045	,065
	N	190	190	190	190	190	190
LNFP	Correlación de Pearson	,191**	,148	-,185**	,116	,183	-,067
	Sig. (bilateral)	,008	,041	,011	,110	,011	,359
	N	190	190	190	190	190	190
R1	Correlación de Pearson	-,027**	,129**	,004	,052**	,010**	,273
	Sig. (bilateral)	,710	,077	,957	,472	,886	,000
	N	190	190	190	190	190	190
R2	Correlación de Pearson	,031	,064	-,127**	,049	-,114	,053
	Sig. (bilateral)	,675	,379	,080	,501	,117	,468
	N	190	190	190	190	190	190
R3	Correlación de Pearson	-,199	-,238	,086**	-,244	-,088	,951**
	Sig. (bilateral)	,006	,001	,237	,001	,226	,000
	N	190	190	190	190	190	190
R4	Correlación de Pearson	-,062	-,059	,014	-,321	-,065**	,303
	Sig. (bilateral)	,394	,416	,852	,000	,375	,000
	N	190	190	190	190	190	190
R5	Correlación de Pearson	-,077	-,071	-,184**	,252	,307*	,176
	Sig. (bilateral)	,293	,328	,011	,000	,000	,015
	N	190	190	190	190	190	190
R6	Correlación de Pearson	-,252*	-,289	,286**	,169**	,575*	-,185
	Sig. (bilateral)	,000	,000	,000	,020	,000	,011
	N	190	190	190	190	190	190
R7	Correlación de Pearson	,373	,406	-,036*	,015	,188*	-,201
	Sig. (bilateral)	,000	,000	,626	,834	,009	,005
	N	190	190	190	190	190	190
R8	Correlación de Pearson	,111	,102*	-,098	-,217	,195**	,233**
	Sig. (bilateral)	,126	,160	,180	,003	,007	,001
	N	190	190	190	190	190	190
R9	Correlación de Pearson	,022*	,159	,010**	-,068	,009**	,455
	Sig. (bilateral)	,767	,029	,895	,352	,902	,000
	N	190	190	190	190	190	190
R10	Correlación de Pearson	-,272	-,265	-,069	,134**	,016	,076**
	Sig. (bilateral)	,000	,000	,347	,065	,831	,295
	N	190	190	190	190	190	190

Cuadro 39. Matriz de correlaciones de las variables de la muestra de estimación (continuación).

		R23	R24	R25	R26
LNTA	Correlación de Pearson	-,050	,099**	-,037**	,128
	Sig. (bilateral)	,495	,172	,609	,078
	N	190	190	190	190
LNFP	Correlación de Pearson	,007**	,091	-,039**	,120
	Sig. (bilateral)	,928	,211	,598	,100
	N	190	190	190	190
R1	Correlación de Pearson	,032**	-,091**	-,037	-,069**
	Sig. (bilateral)	,658	,212	,615	,343
	N	190	190	190	190
R2	Correlación de Pearson	,007	-,052	-,019**	-,021
	Sig. (bilateral)	,926	,480	,799	,774
	N	190	190	190	190
R3	Correlación de Pearson	,462	-,114	-,054**	,022
	Sig. (bilateral)	,000	,116	,462	,767
	N	190	190	190	190
R4	Correlación de Pearson	,770	-,115	,007	,059
	Sig. (bilateral)	,000	,114	,922	,422
	N	190	190	190	190
R5	Correlación de Pearson	,027	-,056	-,057**	-,024
	Sig. (bilateral)	,713	,440	,434	,745
	N	190	190	190	190
R6	Correlación de Pearson	-,094*	,117	-,044**	,052**
	Sig. (bilateral)	,197	,107	,549	,475
	N	190	190	190	190
R7	Correlación de Pearson	-,037	,040	,106*	,040
	Sig. (bilateral)	,608	,587	,147	,586
	N	190	190	190	190
R8	Correlación de Pearson	,565	-,082*	,012	,057
	Sig. (bilateral)	,000	,258	,872	,436
	N	190	190	190	190
R9	Correlación de Pearson	,027*	-,055	-,031**	-,018
	Sig. (bilateral)	,715	,454	,668	,809
	N	190	190	190	190
R10	Correlación de Pearson	,147	-,100	-,112	,011**
	Sig. (bilateral)	,043	,170	,125	,880
	N	190	190	190	190

**Cuadro 39. Matriz de correlaciones de las variables de la muestra de estimación
(continuación).**

		LNTA	LNFP	R1	R2	R3	R4
R11	Correlación de Pearson	-,403	-,217**	,992**	,466	,234	,048
	Sig. (bilateral)	,000	,003	,000	,000	,001	,510
	N	190	190	190	190	190	190
R12	Correlación de Pearson	-,074**	-,045	,098**	,465	,000	-,008
	Sig. (bilateral)	,310	,539	,178	,000	,996	,911
	N	190	190	190	190	190	190
R13	Correlación de Pearson	,100**	,129**	,126	,355**	,136**	,051
	Sig. (bilateral)	,171	,075	,083	,000	,062	,487
	N	190	190	190	190	190	190
R14	Correlación de Pearson	,389	,312	-,198**	-,058	-,252	-,715
	Sig. (bilateral)	,000	,000	,006	,425	,000	,000
	N	190	190	190	190	190	190
R15	Correlación de Pearson	,250	,236	-,096**	-,016	-,372	-,437**
	Sig. (bilateral)	,001	,001	,188	,826	,000	,000
	N	190	190	190	190	190	190
R16	Correlación de Pearson	-,250	-,238	,287	,040	-,422**	-,166
	Sig. (bilateral)	,001	,001	,000	,586	,000	,022
	N	190	190	190	190	190	190
R17	Correlación de Pearson	,188	,191	-,027**	,031	-,199*	-,062
	Sig. (bilateral)	,010	,008	,710	,675	,006	,394
	N	190	190	190	190	190	190
R18	Correlación de Pearson	,121*	,148	,129**	,064**	-,238*	-,059
	Sig. (bilateral)	,096	,041	,077	,379	,001	,416
	N	190	190	190	190	190	190
R19	Correlación de Pearson	-,208	-,185	,004*	-,127	,086*	,014
	Sig. (bilateral)	,004	,011	,957	,080	,237	,852
	N	190	190	190	190	190	190
R20	Correlación de Pearson	,096	,116*	,052	,049	-,244**	-,321**
	Sig. (bilateral)	,187	,110	,472	,501	,001	,000
	N	190	190	190	190	190	190
R21	Correlación de Pearson	,146*	,183	,010**	-,114	-,088**	-,065
	Sig. (bilateral)	,045	,011	,886	,117	,226	,375
	N	190	190	190	190	190	190
R22	Correlación de Pearson	-,134	-,067	,273	,053**	,951	,303**
	Sig. (bilateral)	,065	,359	,000	,468	,000	,000
	N	190	190	190	190	190	190

**Cuadro 39. Matriz de correlaciones de las variables de la muestra de estimación
(continuación).**

		R5	R6	R7	R8	R9	R10
R11	Correlación de Pearson	,305	-,353**	,167**	,000	,662	,078
	Sig. (bilateral)	,000	,000	,021	,998	,000	,283
	N	190	190	190	190	190	190
R12	Correlación de Pearson	-,019**	-,253	-,205**	,019	-,010	,811
	Sig. (bilateral)	,794	,000	,004	,790	,896	,000
	N	190	190	190	190	190	190
R13	Correlación de Pearson	,020**	-,502**	,152	-,064**	-,027**	-,141
	Sig. (bilateral)	,784	,000	,036	,380	,713	,053
	N	190	190	190	190	190	190
R14	Correlación de Pearson	-,022	,077	,017**	-,531	-,050	-,180
	Sig. (bilateral)	,765	,288	,820	,000	,496	,013
	N	190	190	190	190	190	190
R15	Correlación de Pearson	,039	,122	,171**	-,221	-,066	-,146**
	Sig. (bilateral)	,594	,094	,018	,002	,367	,044
	N	190	190	190	190	190	190
R16	Correlación de Pearson	-,178	-,058	-,051	-,257	,288**	-,022
	Sig. (bilateral)	,014	,429	,481	,000	,000	,758
	N	190	190	190	190	190	190
R17	Correlación de Pearson	-,077	-,252	,373**	,111	,022*	-,272
	Sig. (bilateral)	,293	,000	,000	,126	,767	,000
	N	190	190	190	190	190	190
R18	Correlación de Pearson	-,071*	-,289	,406**	,102**	,159*	-,265
	Sig. (bilateral)	,328	,000	,000	,160	,029	,000
	N	190	190	190	190	190	190
R19	Correlación de Pearson	-,184	,286	-,036*	-,098	,010*	-,069
	Sig. (bilateral)	,011	,000	,626	,180	,895	,347
	N	190	190	190	190	190	190
R20	Correlación de Pearson	,252	,169*	,015	-,217	-,068**	,134**
	Sig. (bilateral)	,000	,020	,834	,003	,352	,065
	N	190	190	190	190	190	190
R21	Correlación de Pearson	,307*	,575	,188**	,195	,009**	,016
	Sig. (bilateral)	,000	,000	,009	,007	,902	,831
	N	190	190	190	190	190	190
R22	Correlación de Pearson	,176	-,185	-,201	,233**	,455	,076**
	Sig. (bilateral)	,015	,011	,005	,001	,000	,295
	N	190	190	190	190	190	190

**Cuadro 39. Matriz de correlaciones de las variables de la muestra de estimación
(continuación).**

		R11	R12	R13	R14	R15	R16
R11	Correlación de Pearson	1	,103**	,160**	-,185	-,098	,278
	Sig. (bilateral)		,159	,028	,011	,179	,000
	N	190	190	190	190	190	190
R12	Correlación de Pearson	,103**	1	,019**	-,035	,129	-,046
	Sig. (bilateral)	,159		,791	,635	,075	,527
	N	190	190	190	190	190	190
R13	Correlación de Pearson	,160**	,019**	1	,116**	,055**	-,088
	Sig. (bilateral)	,028	,791		,110	,454	,228
	N	190	190	190	190	190	190
R14	Correlación de Pearson	-,185	-,035	,116**	1	,471	-,031
	Sig. (bilateral)	,011	,635	,110		,000	,672
	N	190	190	190	190	190	190
R15	Correlación de Pearson	-,098	,129	,055**	,471	1	-,158**
	Sig. (bilateral)	,179	,075	,454	,000		,029
	N	190	190	190	190	190	190
R16	Correlación de Pearson	,278	-,046	-,088	-,031	-,158**	1
	Sig. (bilateral)	,000	,527	,228	,672	,029	
	N	190	190	190	190	190	190
R17	Correlación de Pearson	-,020	,111	,227**	,059	,319 [†]	,061
	Sig. (bilateral)	,789	,127	,002	,419	,000	,402
	N	190	190	190	190	190	190
R18	Correlación de Pearson	,136 [†]	,118	,233**	,033**	,317 [†]	,171
	Sig. (bilateral)	,062	,105	,001	,647	,000	,018
	N	190	190	190	190	190	190
R19	Correlación de Pearson	-,122	-,041	-,273 [†]	-,094	,021 [†]	,050
	Sig. (bilateral)	,092	,576	,000	,199	,769	,490
	N	190	190	190	190	190	190
R20	Correlación de Pearson	,058	,281 [†]	-,018	,298	,761**	-,189**
	Sig. (bilateral)	,430	,000	,802	,000	,000	,009
	N	190	190	190	190	190	190
R21	Correlación de Pearson	,001 [†]	-,019	-,328**	,082	,176**	-,075
	Sig. (bilateral)	,991	,794	,000	,260	,015	,305
	N	190	190	190	190	190	190
R22	Correlación de Pearson	,264	,009	,147	-,210**	-,370	-,427**
	Sig. (bilateral)	,000	,901	,044	,004	,000	,000
	N	190	190	190	190	190	190

**Cuadro 39. Matriz de correlaciones de las variables de la muestra de estimación
(continuación).**

		R17	R18	R19	R20	R21	R22
R11	Correlación de Pearson	-,020	,136**	-,122**	,058	,001	,264
	Sig. (bilateral)	,789	,062	,092	,430	,991	,000
	N	190	190	190	190	190	190
R12	Correlación de Pearson	,111**	,118	-,041**	,281	-,019	,009
	Sig. (bilateral)	,127	,105	,576	,000	,794	,901
	N	190	190	190	190	190	190
R13	Correlación de Pearson	,227**	,233**	-,273	-,018**	-,328**	,147
	Sig. (bilateral)	,002	,001	,000	,802	,000	,044
	N	190	190	190	190	190	190
R14	Correlación de Pearson	,059	,033	-,094**	,298	,082	-,210
	Sig. (bilateral)	,419	,647	,199	,000	,260	,004
	N	190	190	190	190	190	190
R15	Correlación de Pearson	,319	,317	,021**	,761	,176	-,370**
	Sig. (bilateral)	,000	,000	,769	,000	,015	,000
	N	190	190	190	190	190	190
R16	Correlación de Pearson	,061	,171	,050	-,189	-,075**	-,427
	Sig. (bilateral)	,402	,018	,490	,009	,305	,000
	N	190	190	190	190	190	190
R17	Correlación de Pearson	1	,971	-,058**	,079	-,073*	-,193
	Sig. (bilateral)		,000	,425	,276	,317	,008
	N	190	190	190	190	190	190
R18	Correlación de Pearson	,971*	1	-,065**	,080**	-,061*	-,234
	Sig. (bilateral)	,000		,373	,271	,405	,001
	N	190	190	190	190	190	190
R19	Correlación de Pearson	-,058	-,065	1	-,043	,076*	,058
	Sig. (bilateral)	,425	,373		,555	,298	,430
	N	190	190	190	190	190	190
R20	Correlación de Pearson	,079	,080*	-,043	1	,150**	-,212**
	Sig. (bilateral)	,276	,271	,555		,038	,003
	N	190	190	190	190	190	190
R21	Correlación de Pearson	-,073*	-,061	,076**	,150	1**	-,086
	Sig. (bilateral)	,317	,405	,298	,038		,240
	N	190	190	190	190	190	190
R22	Correlación de Pearson	-,193	-,234	,058	-,212**	-,086	1**
	Sig. (bilateral)	,008	,001	,430	,003	,240	
	N	190	190	190	190	190	190

Cuadro 39. Matriz de correlaciones de las variables de la muestra de estimación (continuación).

		R23	R24	R25	R26
R11	Correlación de Pearson	,036	-,119**	-,090**	-,083
	Sig. (bilateral)	,621	,103	,218	,255
	N	190	190	190	190
R12	Correlación de Pearson	-,013**	-,011	,021**	-,013
	Sig. (bilateral)	,862	,876	,772	,860
	N	190	190	190	190
R13	Correlación de Pearson	,099**	-,041**	,033	-,019**
	Sig. (bilateral)	,175	,571	,648	,796
	N	190	190	190	190
R14	Correlación de Pearson	-,753	,057	-,015**	,025
	Sig. (bilateral)	,000	,434	,842	,734
	N	190	190	190	190
R15	Correlación de Pearson	-,616	,272	,138**	,140
	Sig. (bilateral)	,000	,000	,058	,054
	N	190	190	190	190
R16	Correlación de Pearson	-,270	-,127	,005	-,008
	Sig. (bilateral)	,000	,082	,942	,908
	N	190	190	190	190
R17	Correlación de Pearson	-,076	,064	,205**	,025
	Sig. (bilateral)	,296	,378	,004	,728
	N	190	190	190	190
R18	Correlación de Pearson	-,079*	,060	,205**	,017**
	Sig. (bilateral)	,280	,409	,005	,821
	N	190	190	190	190
R19	Correlación de Pearson	-,031	,223	,422*	,112
	Sig. (bilateral)	,671	,002	,000	,123
	N	190	190	190	190
R20	Correlación de Pearson	-,396	,124*	,005	,031
	Sig. (bilateral)	,000	,089	,944	,675
	N	190	190	190	190
R21	Correlación de Pearson	-,095*	,082	-,028**	-,004
	Sig. (bilateral)	,192	,263	,705	,960
	N	190	190	190	190
R22	Correlación de Pearson	,445	-,102	-,069	-,061**
	Sig. (bilateral)	,000	,161	,342	,407
	N	190	190	190	190

**Cuadro 39. Matriz de correlaciones de las variables de la muestra de estimación
(continuación).**

		LNTA	LNFP	R1	R2	R3	R4
R23	Correlación de Pearson	-,050	,007**	,032**	,007	,462	,770
	Sig. (bilateral)	,495	,928	,658	,926	,000	,000
	N	190	190	190	190	190	190
R24	Correlación de Pearson	,099**	,091	-,091**	-,052	-,114	-,115
	Sig. (bilateral)	,172	,211	,212	,480	,116	,114
	N	190	190	190	190	190	190
R25	Correlación de Pearson	-,037**	-,039**	-,037	-,019**	-,054**	,007
	Sig. (bilateral)	,609	,598	,615	,799	,462	,922
	N	190	190	190	190	190	190
R26	Correlación de Pearson	,128	,120	-,069**	-,021	,022	,059
	Sig. (bilateral)	,078	,100	,343	,774	,767	,422
	N	190	190	190	190	190	190
		R5	R6	R7	R8	R9	R10
R23	Correlación de Pearson	,027	-,094**	-,037**	,565	,027	,147
	Sig. (bilateral)	,713	,197	,608	,000	,715	,043
	N	190	190	190	190	190	190
R24	Correlación de Pearson	-,056**	,117	,040**	-,082	-,055	-,100
	Sig. (bilateral)	,440	,107	,587	,258	,454	,170
	N	190	190	190	190	190	190
R25	Correlación de Pearson	-,057**	-,044**	,106	,012**	-,031**	-,112
	Sig. (bilateral)	,434	,549	,147	,872	,668	,125
	N	190	190	190	190	190	190
R26	Correlación de Pearson	-,024	,052	,040**	,057	-,018	,011
	Sig. (bilateral)	,745	,475	,586	,436	,809	,880
	N	190	190	190	190	190	190

**Cuadro 39. Matriz de correlaciones de las variables de la muestra de estimación
(continuación).**

		R11	R12	R13	R14	R15	R16
R23	Correlación de Pearson	,036	-,013**	,099**	-,753	-,616	-,270
	Sig. (bilateral)	,621	,862	,175	,000	,000	,000
	N	190	190	190	190	190	190
R24	Correlación de Pearson	-,119**	-,011	-,041**	,057	,272	-,127
	Sig. (bilateral)	,103	,876	,571	,434	,000	,082
	N	190	190	190	190	190	190
R25	Correlación de Pearson	-,090**	,021**	,033	-,015**	,138**	,005
	Sig. (bilateral)	,218	,772	,648	,842	,058	,942
	N	190	190	190	190	190	190
R26	Correlación de Pearson	-,083	-,013	-,019**	,025	,140	-,008
	Sig. (bilateral)	,255	,860	,796	,734	,054	,908
	N	190	190	190	190	190	190
		R17	R18	R19	R20	R21	R22
R23	Correlación de Pearson	-,076	-,079**	-,031**	-,396	-,095	,445
	Sig. (bilateral)	,296	,280	,671	,000	,192	,000
	N	190	190	190	190	190	190
R24	Correlación de Pearson	,064**	,060	,223**	,124	,082	-,102
	Sig. (bilateral)	,378	,409	,002	,089	,263	,161
	N	190	190	190	190	190	190
R25	Correlación de Pearson	,205**	,205**	,422	,005**	-,028**	-,069
	Sig. (bilateral)	,004	,005	,000	,944	,705	,342
	N	190	190	190	190	190	190
R26	Correlación de Pearson	,025	,017	,112**	,031	-,004	-,061
	Sig. (bilateral)	,728	,821	,123	,675	,960	,407
	N	190	190	190	190	190	190

**Cuadro 39. Matriz de correlaciones de las variables de la muestra de estimación
(continuación).**

		R23	R24	R25	R26
R23	Correlación de Pearson	1	-,064**	-,022**	-,040
	Sig. (bilateral)		,382	,765	,585
	N	190	190	190	190
R24	Correlación de Pearson	-,064**	1	,572**	,281
	Sig. (bilateral)	,382		,000	,000
	N	190	190	190	190
R25	Correlación de Pearson	-,022**	,572**	1	,267**
	Sig. (bilateral)	,765	,000		,000
	N	190	190	190	190
R26	Correlación de Pearson	-,040	,281	,267**	1
	Sig. (bilateral)	,585	,000	,000	
	N	190	190	190	190

** . La correlación es significativa al nivel 0,01 (prueba bilateral).

* . La correlación es significante al nivel 0,05 (prueba bilateral).

Cuadro 40. Variables a incluir y no incluidas en el análisis en cada paso. Paso cero.

Paso 0	Tolerancia	Tolerancia mín.	F para entrar	Lambda de Wilks
LNTA	1,000	1,000	85,737	,687
LNFP	1,000	1,000	69,475	,730
R1	1,000	1,000	14,767	,927
R2	1,000	1,000	1,161	,994
R3	1,000	1,000	1,840	,990
R4	1,000	1,000	3,124	,984
R5	1,000	1,000	1,087	,994
R6	1,000	1,000	6,000	,969
R7	1,000	1,000	,240	,999
R8	1,000	1,000	3,226	,983
R9	1,000	1,000	,822	,996
R10	1,000	1,000	1,056	,994
R11	1,000	1,000	17,660	,914
R12	1,000	1,000	,429	,998
R13	1,000	1,000	,301	,998
R14	1,000	1,000	28,214	,870
R15	1,000	1,000	20,547	,901
R16	1,000	1,000	2,650	,986
R17	1,000	1,000	,350	,998
R18	1,000	1,000	,041	1,000
R19	1,000	1,000	7,773	,960
R20	1,000	1,000	7,054	,964
R21	1,000	1,000	1,803	,990
R22	1,000	1,000	3,811	,980
R23	1,000	1,000	5,169	,973
R24	1,000	1,000	10,051	,949
R25	1,000	1,000	7,202	,963
R26	1,000	1,000	11,905	,940

Cuadro 40. Variables a incluir y no incluidas en el análisis en cada paso. Paso uno.

Variables	Tolerancia	Tolerancia mín.	F para entrar	Lambda de Wilks
LNFP	,084	,084	2,266	,679
R1	,875	,875	,256	,686
R2	,993	,993	,074	,687
R3	,999	,999	,763	,684
R4	,998	,998	3,192	,675
R5	,998	,998	1,491	,681
R6	,995	,995	2,291	,678
R7	,998	,998	,003	,687
R8	,944	,944	11,482	,647
R9	,982	,982	,075	,687
R10	,998	,998	,222	,686
R11	,909	,909	1,487	,681
R12	,997	,997	,011	,687
R13	,978	,978	2,561	,678
R14	,942	,942	6,869	,662
R15	,991	,991	9,239	,654
R16	,950	,950	,138	,686
R17	,961	,961	1,089	,683
R18	,981	,981	,782	,684
R19	,845	,845	33,432	,583
R20	1,000	1,000	5,257	,668
R21	,988	,988	,070	,687
R22	,995	,995	1,211	,682
R23	,997	,997	5,165	,668
R24	,999	,999	8,260	,658
R25	,968	,968	13,241	,641
R26	1,000	1,000	8,606	,657

Cuadro 40. Variables a incluir y no incluidas en el análisis en cada paso. Pasos.

Variables	Tolerancia	Tolerancia mín.	F para entrar	Lambda de Wilks
LNFP	,083	,079	4,134	,570
R1	,868	,737	,000	,583
R2	,968	,824	,367	,581
R3	,988	,836	1,858	,577
R4	,994	,842	3,897	,571
R5	,970	,821	,053	,582
R6	,899	,763	,079	,582
R7	,997	,844	,041	,582
R8	,944	,802	10,408	,552
R9	,981	,830	,178	,582
R10	,991	,840	,000	,583
R11	,867	,737	,000	,583
R12	,993	,840	,049	,582
R13	,925	,799	,055	,582
R14	,933	,815	8,614	,557
R15	,991	,839	8,029	,559
R16	,950	,808	,170	,582
R17	,961	,816	1,030	,579
R18	,981	,833	,519	,581
R20	,990	,837	6,937	,562
R21	,976	,827	,122	,582
R22	,991	,841	1,883	,577
R23	,997	,843	4,901	,568
R24	,963	,815	2,772	,574
R25	,840	,733	2,296	,576
R26	,995	,841	5,464	,566

Cuadro 40. Variables a incluir y no incluidas en el análisis en cada paso. Paso tres.

Variables	Tolerancia	Tolerancia mín.	F para entrar	Lambda de Wilks
LNFP	,080	,079	2,133	,545
R1	,867	,699	,019	,552
R2	,968	,788	,283	,551
R3	,880	,798	,093	,551
R4	,580	,551	,019	,552
R5	,947	,799	,064	,552
R6	,898	,763	,052	,552
R7	,949	,802	,820	,549
R9	,976	,784	,404	,551
R10	,977	,794	,134	,551
R11	,866	,699	,019	,552
R12	,992	,797	,093	,551
R13	,914	,798	,319	,551
R14	,578	,578	1,359	,548
R15	,943	,788	4,453	,539
R16	,897	,782	,123	,551
R17	,955	,780	,566	,550
R18	,975	,794	,214	,551
R20	,951	,802	3,893	,540
R21	,941	,794	,067	,552
R22	,933	,795	,354	,551
R23	,684	,648	,228	,551
R24	,960	,800	2,102	,546
R25	,835	,733	2,996	,543
R26	,986	,802	6,664	,533

Cuadro 40. Variables a incluir y no incluidas en el análisis en cada paso. Paso cuatro.

Variables	Tolerancia	Tolerancia mín.	F para entrar	Lambda de Wilks
LNFP	,080	,079	1,913	,527
R1	,867	,699	,022	,533
R2	,968	,788	,246	,532
R3	,880	,798	,103	,532
R4	,580	,549	,002	,533
R5	,947	,799	,072	,532
R6	,898	,759	,037	,532
R7	,949	,802	,726	,530
R9	,976	,784	,413	,531
R10	,977	,794	,088	,532
R11	,866	,699	,022	,533
R12	,992	,797	,090	,532
R13	,914	,795	,361	,532
R14	,578	,578	1,335	,529
R15	,934	,787	3,368	,523
R16	,895	,782	,208	,532
R17	,955	,780	,581	,531
R18	,975	,794	,226	,532
R20	,951	,802	3,650	,522
R21	,938	,794	,155	,532
R22	,930	,795	,191	,532
R23	,681	,639	,090	,532
R24	,906	,799	,712	,531
R25	,795	,733	1,378	,529

Cuadro 41. Matrices de varianzas-covarianzas y correlaciones intra-grupo combinadas.

		LNTA	LNFP	R1	R2	R3
Covarianza	LNTA	3,526	3,025	-.056	-1,374	-.001
	LNFP	3,025	2,833	-.018	,134	,001
	R1	-.056	-.018	,007	,344	,000
	R2	-1,374	,134	,344	81,648	,004
	R3	-.001	,001	,000	,004	,000
	R4	,022	,057	,000	-.008	,001
	R5	,519	,824	,137	-1,813	,010
	R6	,027	,015	-.005	-.729	,000
	R7	,013	,022	,002	,200	,000
	R8	,057	,060	-.001	-.046	,000
	R9	-2,717	-.425	,621	6,196	,049
	R10	-.405	-.168	,019	14,361	,005
	R11	-.048	-.011	,007	,355	,000
	R12	-.071	-.026	,005	2,766	-3,223E-005
	R13	,006	,006	,000	,064	2,956E-005
	R14	,057	,033	-.001	-.036	,000
	R15	,043	,037	,000	,020	-.001
	R16	-.100	-.084	,005	,067	-.001
	R17	,008	,008	-3,084E-005	,007	-4,979E-005
	R18	,007	,008	,000	,016	-7,360E-005
	R19	-.008	-.006	5,677E-005	-.011	1,336E-005
	R20	,000	,000	6,486E-005	,004	-1,807E-005
	R21	6,241	7,887	,097	-29,143	-.027
	R22	-.002	,000	,000	,006	,000
	R23	,022	,042	,000	-.013	,001
	R24	,000	,000	-1,835E-005	-.002	-7,190E-006
	R25	-.001	-.001	4,496E-006	,000	-1,333E-006
R26	-.060	-.043	-.001	-.051	,002	

Cuadro 41. Matrices de varianzas-covarianzas y correlaciones intra-grupo combinadas (continuación).

		R4	R5	R6	R7	R8
Covarianza	LNTA	,022	,519	,027	,013	,057
	LNFP	,057	,824	,015	,022	,060
	R1	,000	,137	-,005	,002	-,001
	R2	-,008	-1,813	-,729	,200	-,046
	R3	,001	,010	,000	,000	,000
	R4	,080	,013	-,002	,001	,023
	R5	,013	34,918	,129	,255	,117
	R6	-,002	,129	,047	,001	,001
	R7	,001	,255	,001	,024	,004
	R8	,023	,117	,001	,004	,017
	R9	,028	4,977	-,601	-,101	,052
	R10	,272	-,234	-,104	-,261	,056
	R11	,000	,148	-,006	,002	,000
	R12	-,003	-,089	-,036	-,021	,001
	R13	,000	,002	-,002	,000	,000
	R14	-,026	,004	,000	7,691E-005	-,008
	R15	-,029	,095	,004	,006	-,006
	R16	-,012	-,267	-,002	-,002	-,009
	R17	,000	-,010	-,001	,001	,000
	R18	,000	-,011	-,002	,002	,000
	R19	,000	-,011	,001	-7,444E-005	,000
	R20	-,001	,011	,000	9,483E-006	,000
	R21	-,448	56,239	3,701	,867	,817
	R22	,001	,014	-,001	,000	,000
	R23	,050	,020	-,003	-,001	,017
	R24	,000	-,002	,000	3,400E-005	-4,796E-005
R25	3,064E-005	-,001	-5,786E-005	5,219E-005	1,627E-005	
R26	,079	-,095	,006	,015	,036	

Cuadro 41. Matrices de varianzas-covarianzas y correlaciones intra-grupo combinadas (continuación).

		R9	R10	R11	R12	R13
Covarianza	LNTA	-2,717	-.405	-.048	-.071	.006
	LNFP	-.425	-.168	-.011	-.026	.006
	R1	.621	.019	.007	.005	.000
	R2	6,196	14,361	.355	2,766	.064
	R3	.049	.005	.000	-3,223E-005	2,956E-005
	R4	.028	.272	.000	-.003	.000
	R5	4,977	-.234	.148	-.089	.002
	R6	-.601	-.104	-.006	-.036	-.002
	R7	-.101	-.261	.002	-.021	.000
	R8	.052	.056	.000	.001	.000
	R9	117,499	-.327	.618	-.092	-.006
	R10	-.327	19,040	.022	2,338	-.013
	R11	.618	.022	.007	.005	.000
	R12	-.092	2,338	.005	.437	.000
	R13	-.006	-.013	.000	.000	.000
	R14	-.038	-.090	-.001	-.002	.000
	R15	-.126	-.138	.000	.025	.000
	R16	.734	-.033	.005	-.008	.000
	R17	.006	-.027	-1,389E-005	.002	.000
	R18	.048	-.032	.000	.002	.000
	R19	.003	-.003	-6,349E-005	.000	-5,902E-005
	R20	-.004	.005	7,130E-005	.001	-1,509E-006
	R21	5,068	3,022	.078	-.288	-.194
	R22	.072	.004	.000	2,295E-005	4,159E-005
	R23	.040	.138	.000	-.003	.000
	R24	-.003	-.003	-3,215E-005	-3,029E-006	-4,447E-006
R25	-.001	-.001	-1,008E-005	6,819E-005	2,767E-006	
R26	-.051	.395	-.003	-.003	-.001	

Cuadro 41. Matrices de varianzas-covarianzas y correlaciones intra-grupo combinadas (continuación).

		R14	R15	R16	R17	R18
Covarianza	LNTA	,057	,043	-,100	,008	,007
	LNFP	,033	,037	-,084	,008	,008
	R1	-,001	,000	,005	-3,084E-005	,000
	R2	-,036	,020	,067	,007	,016
	R3	,000	-,001	-,001	-4,979E-005	-7,360E-005
	R4	-,026	-,029	-,012	,000	,000
	R5	,004	,095	-,267	-,010	-,011
	R6	,000	,004	-,002	-,001	-,002
	R7	7,691E-005	,006	-,002	,001	,002
	R8	-,008	-,006	-,009	,000	,000
	R9	-,038	-,126	,734	,006	,048
	R10	-,090	-,138	-,033	-,027	-,032
	R11	-,001	,000	,005	-1,389E-005	,000
	R12	-,002	,025	-,008	,002	,002
	R13	,000	,000	,000	,000	,000
	R14	,016	,012	,000	,000	,000
	R15	,012	,059	-,007	,002	,002
	R16	,000	-,007	,057	,000	,001
	R17	,000	,002	,000	,001	,001
	R18	,000	,002	,001	,001	,001
	R19	,000	,000	,000	-1,695E-005	-2,095E-005
	R20	,000	,001	,000	1,149E-005	1,517E-005
	R21	,190	1,123	-,460	-,053	-,052
	R22	,000	-,001	-,002	-6,297E-005	-9,482E-005
	R23	-,022	-,034	-,016	,000	,000
	R24	-2,249E-005	,000	,000	8,549E-006	1,084E-005
R25	-3,825E-005	6,750E-005	2,290E-005	1,517E-005	1,887E-005	
R26	-,026	,050	,015	,001	,001	

Cuadro 41. Matrices de varianzas-covarianzas y correlaciones intra-grupo combinadas (continuación).

		R19	R20	R21	R22
Covarianza	LNTA	-.008	.000	6,241	-.002
	LNFP	-.006	.000	7,887	.000
	R1	5,677E-005	6,486E-005	.097	.000
	R2	-.011	.004	-29,143	.006
	R3	1,336E-005	-1,807E-005	-.027	.000
	R4	.000	-.001	-.448	.001
	R5	-.011	.011	56,239	.014
	R6	.001	.000	3,701	-.001
	R7	-7,444E-005	9,483E-006	.867	.000
	R8	.000	.000	.817	.000
	R9	.003	-.004	5,068	.072
	R10	-.003	.005	3,022	.004
	R11	-6,349E-005	7,130E-005	.078	.000
	R12	.000	.001	-.288	2,295E-005
	R13	-5,902E-005	-1,509E-006	-.194	4,159E-005
	R14	.000	.000	.190	.000
	R15	.000	.001	1,123	-.001
	R16	.000	.000	-.460	-.002
	R17	-1,695E-005	1,149E-005	-.053	-6,297E-005
	R18	-2,095E-005	1,517E-005	-.052	-9,482E-005
	R19	.000	-6,448E-006	.019	1,422E-005
	R20	-6,448E-006	4,877E-005	.028	-1,958E-005
	R21	.019	.028	902,183	-.032
	R22	1,422E-005	-1,958E-005	-.032	.000
	R23	4,052E-006	-.001	-.558	.001
	R24	1,379E-005	3,975E-006	.012	-7,199E-006
	R25	1,458E-005	-7,585E-007	-.005	-2,128E-006
R26	.002	.000	-2,552	-.001	

Cuadro 41. Matrices de varianzas-covarianzas y correlaciones intra-grupo combinadas (continuación).

		R23	R24	R25	R26
Covarianza	LNTA	,022	,000	-,001	-,060
	LNFP	,042	,000	-,001	-,043
	R1	,000	-1,835E-005	4,496E-006	-,001
	R2	-,013	-,002	,000	-,051
	R3	,001	-7,190E-006	-1,333E-006	,002
	R4	,050	,000	3,064E-005	,079
	R5	,020	-,002	-,001	-,095
	R6	-,003	,000	-5,786E-005	,006
	R7	-,001	3,400E-005	5,219E-005	,015
	R8	,017	-4,796E-005	1,627E-005	,036
	R9	,040	-,003	-,001	-,051
	R10	,138	-,003	-,001	,395
	R11	,000	-3,215E-005	-1,008E-005	-,003
	R12	-,003	-3,029E-006	6,819E-005	-,003
	R13	,000	-4,447E-006	2,767E-006	-,001
	R14	-,022	-2,249E-005	-3,825E-005	-,026
	R15	-,034	,000	6,750E-005	,050
	R16	-,016	,000	2,290E-005	,015
	R17	,000	8,549E-006	1,517E-005	,001
	R18	,000	1,084E-005	1,887E-005	,001
	R19	4,052E-006	1,379E-005	1,458E-005	,002
	R20	-,001	3,975E-006	-7,585E-007	,000
	R21	-,558	,012	-,005	-2,552
	R22	,001	-7,199E-006	-2,128E-006	-,001
	R23	,053	-4,348E-005	7,654E-006	5,248E-005
	R24	-4,348E-005	4,533E-005	1,240E-005	,005
R25	7,654E-006	1,240E-005	1,110E-005	,002	
R26	5,248E-005	,005	,002	8,947	

Cuadro 41. Matrices de varianzas-covarianzas y correlaciones intra-grupo combinadas (continuación).

		LNTA	LNFP	R1	R2	R3
Correlación	LNTA	1,000	,957	-,353	-,081	-,032
	LNFP	,957	1,000	-,124	,009	,050
	R1	-,353	-,124	1,000	,450	,230
	R2	-,081	,009	,450	1,000	,038
	R3	-,032	,050	,230	,038	1,000
	R4	,042	,120	,016	-,003	,446
	R5	,047	,083	,274	-,034	,152
	R6	,067	,042	-,287	-,373	-,154
	R7	,045	,084	,180	,142	-,146
	R8	,236	,275	-,050	-,039	,314
	R9	-,133	-,023	,677	,063	,401
	R10	-,049	-,023	,052	,364	,094
	R11	-,302	-,079	,992	,465	,215
	R12	-,057	-,024	,089	,463	-,004
	R13	,148	,176	,120	,354	,132
	R14	,241	,156	-,112	-,032	-,233
	R15	,094	,089	-,012	,009	-,361
	R16	-,223	-,209	,267	,031	-,439
	R17	,198	,198	-,016	,034	-,196
	R18	,136	,165	,138	,066	-,238
	R19	-,393	-,345	,061	-,114	,108
	R20	-,013	,021	,110	,065	-,230
	R21	,111	,156	,038	-,107	-,079
	R22	-,067	,007	,247	,042	,951
	R23	,051	,109	-,012	-,006	,455
	R24	-,033	-,031	-,032	-,035	-,095
	R25	-,178	-,165	,016	-,004	-,036
R26	-,011	-,008	-,004	-,002	,047	

Cuadro 41. Matrices de varianzas-covarianzas y correlaciones intra-grupo combinadas (continuación).

		R4	R5	R6	R7	R8
Correlación	LNTA	,042	,047	,067	,045	,236
	LNFP	,120	,083	,042	,084	,275
	R1	,016	,274	-,287	,180	-,050
	R2	-,003	-,034	-,373	,142	-,039
	R3	,446	,152	-,154	-,146	,314
	R4	1,000	,008	-,035	,023	,636
	R5	,008	1,000	,101	,277	,153
	R6	-,035	,101	1,000	,039	,035
	R7	,023	,277	,039	1,000	,223
	R8	,636	,153	,035	,223	1,000
	R9	,009	,078	-,256	-,060	,037
	R10	,221	-,009	-,110	-,384	,100
	R11	,011	,297	-,320	,186	-,040
	R12	-,014	-,023	-,249	-,204	,013
	R13	,046	,017	-,503	,154	-,070
	R14	-,724	,006	,015	,004	-,524
	R15	-,422	,066	,071	,168	-,192
	R16	-,184	-,189	-,038	-,048	-,277
	R17	-,057	-,074	-,264	,372	,118
	R18	-,058	-,070	-,296	,405	,105
	R19	,040	-,173	,260	-,044	-,074
	R20	-,305	,272	,141	,009	-,197
	R21	-,053	,317	,569	,185	,210
	R22	,290	,167	-,165	-,198	,218
	R23	,766	,015	-,067	-,032	,556
	R24	-,089	-,040	,081	,032	-,055
R25	,033	-,043	-,080	,101	,038	
R26	,093	-,005	,010	,032	,092	

Cuadro 41. Matrices de varianzas-covarianzas y correlaciones intra-grupo combinadas (continuación).

		R9	R10	R11	R12	R13
Correlación	LNTA	-,133	-,049	-,302	-,057	,148
	LNFP	-,023	-,023	-,079	-,024	,176
	R1	,677	,052	,992	,089	,120
	R2	,063	,364	,465	,463	,354
	R3	,401	,094	,215	-,004	,132
	R4	,009	,221	,011	-,014	,046
	R5	,078	-,009	,297	-,023	,017
	R6	-,256	-,110	-,320	-,249	-,503
	R7	-,060	-,384	,186	-,204	,154
	R8	,037	,100	-,040	,013	-,070
	R9	1,000	-,007	,674	-,013	-,030
	R10	-,007	1,000	,059	,810	-,144
	R11	,674	,059	1,000	,093	,155
	R12	-,013	,810	,093	1,000	,017
	R13	-,030	-,144	,155	,017	1,000
	R14	-,028	-,164	-,089	-,019	,140
	R15	-,048	-,130	-,007	,152	,071
	R16	,283	-,032	,257	-,052	-,093
	R17	,025	-,270	-,007	,113	,229
	R18	,160	-,265	,147	,119	,233
	R19	,023	-,055	-,068	-,032	-,271
	R20	-,057	,152	,121	,295	-,011
	R21	,016	,023	,031	-,014	-,326
	R22	,452	,067	,235	,002	,143
	R23	,016	,137	-,013	-,021	,094
	R24	-,041	-,086	-,056	-,001	-,033
	R25	-,019	-,099	-,036	,031	,042
R26	-,002	,030	-,012	-,001	-,009	

Cuadro 41. Matrices de varianzas-covarianzas y correlaciones intra-grupo combinadas (continuación).

		R14	R15	R16	R17	R18
Correlación	LNTA	,241	,094	-,223	,198	,136
	LNFP	,156	,089	-,209	,198	,165
	R1	-,112	-,012	,267	-,016	,138
	R2	-,032	,009	,031	,034	,066
	R3	-,233	-,361	-,439	-,196	-,238
	R4	-,724	-,422	-,184	-,057	-,058
	R5	,006	,066	-,189	-,074	-,070
	R6	,015	,071	-,038	-,264	-,296
	R7	,004	,168	-,048	,372	,405
	R8	-,524	-,192	-,277	,118	,105
	R9	-,028	-,048	,283	,025	,160
	R10	-,164	-,130	-,032	-,270	-,265
	R11	-,089	-,007	,257	-,007	,147
	R12	-,019	,152	-,052	,113	,119
	R13	,140	,071	-,093	,229	,233
	R14	1,000	,404	,013	,047	,030
	R15	,404	1,000	-,129	,322	,329
	R16	,013	-,129	1,000	,067	,174
	R17	,047	,322	,067	1,000	,971
	R18	,030	,329	,174	,971	1,000
	R19	-,181	-,044	,076	-,068	-,069
	R20	,251	,752	-,171	,073	,079
	R21	,051	,153	-,064	-,078	-,062
	R22	-,172	-,347	-,451	-,189	-,235
	R23	-,755	-,603	-,295	-,070	-,077
	R24	-,027	,218	-,103	,056	,058
	R25	-,092	,083	,029	,201	,206
R26	-,070	,069	,021	,015	,013	

Cuadro 41. Matrices de varianzas-covarianzas y correlaciones intra-grupo combinadas (continuación).

		R19	R20	R21	R22
Correlación	LNTA	-.393	-.013	.111	-.067
	LNFP	-.345	.021	.156	.007
	R1	.061	.110	.038	.247
	R2	-.114	.065	-.107	.042
	R3	.108	-.230	-.079	.951
	R4	.040	-.305	-.053	.290
	R5	-.173	.272	.317	.167
	R6	.260	.141	.569	-.165
	R7	-.044	.009	.185	-.198
	R8	-.074	-.197	.210	.218
	R9	.023	-.057	.016	.452
	R10	-.055	.152	.023	.067
	R11	-.068	.121	.031	.235
	R12	-.032	.295	-.014	.002
	R13	-.271	-.011	-.326	.143
	R14	-.181	.251	.051	-.172
	R15	-.044	.752	.153	-.347
	R16	.076	-.171	-.064	-.451
	R17	-.068	.073	-.078	-.189
	R18	-.069	.079	-.062	-.235
	R19	1,000	-.084	.058	.088
	R20	-.084	1,000	.135	-.191
	R21	.058	.135	1,000	-.073
	R22	.088	-.191	-.073	1,000
	R23	.002	-.377	-.081	.432
	R24	.187	.085	.062	-.073
	R25	.399	-.033	-.047	-.044
R26	.067	-.017	-.028	-.027	

Cuadro 41. Matrices de varianzas-covarianzas y correlaciones intra-grupo combinadas (continuación).

		R23	R24	R25	R26
Correlación	LNTA	,051	-,033	-,178	-,011
	LNFP	,109	-,031	-,165	-,008
	R1	-,012	-,032	,016	-,004
	R2	-,006	-,035	-,004	-,002
	R3	,455	-,095	-,036	,047
	R4	,766	-,089	,033	,093
	R5	,015	-,040	-,043	-,005
	R6	-,067	,081	-,080	,010
	R7	-,032	,032	,101	,032
	R8	,556	-,055	,038	,092
	R9	,016	-,041	-,019	-,002
	R10	,137	-,086	-,099	,030
	R11	-,013	-,056	-,036	-,012
	R12	-,021	-,001	,031	-,001
	R13	,094	-,033	,042	-,009
	R14	-,755	-,027	-,092	-,070
	R15	-,603	,218	,083	,069
	R16	-,295	-,103	,029	,021
	R17	-,070	,056	,201	,015
	R18	-,077	,058	,206	,013
	R19	,002	,187	,399	,067
	R20	-,377	,085	-,033	-,017
	R21	-,081	,062	-,047	-,028
	R22	,432	-,073	-,044	-,027
	R23	1,000	-,028	,010	,000
	R24	-,028	1,000	,553	,239
R25	,010	,553	1,000	,231	
R26	,000	,239	,231	1,000	

La matriz de covarianzas tiene 188 grados de libertad

Cuadro 42. Matrices de varianzas-covarianzas de cada grupo y total.

Problem		LNTA	LNFP	R1	R2	R3
0	LNTA	4,376	3,757	-.072	-1,851	-.001
	LNFP	3,757	3,492	-.023	,184	,001
	R1	-.072	-.023	,010	,465	,000
	R2	-1,851	,184	,465	110,430	,005
	R3	-.001	,001	,000	,005	,000
	R4	,037	,028	-.001	-.013	,001
	R5	,686	1,097	,185	-2,453	,014
	R6	,031	,017	-.007	-.986	-.001
	R7	,013	,027	,003	,270	,000
	R8	,079	,066	-.001	-.063	,000
	R9	-3,685	-.583	,840	8,380	,066
	R10	-.529	-.400	,021	19,417	,002
	R11	-.063	-.016	,009	,480	,000
	R12	-.096	-.035	,007	3,741	-3,412E-005
	R13	,006	,007	,000	,086	4,273E-005
	R14	,051	,045	-.001	-.048	-9,198E-006
	R15	,045	,060	,000	,028	-.001
	R16	-.130	-.103	,008	,091	-.002
	R17	,010	,009	-3,829E-005	,009	-6,716E-005
	R18	,008	,009	,000	,022	-9,983E-005
	R19	-.009	-.007	2,609E-005	-.015	1,609E-005
	R20	,000	,001	9,289E-005	,006	-1,666E-005
	R21	7,506	9,804	,134	-39,418	-.037
	R22	-.002	,000	,000	,008	,000
	R23	,040	,026	-.001	-.019	,001
	R24	-.001	,000	-1,867E-005	-.003	-7,808E-006
	R25	-.001	-.001	-4,018E-007	,000	-2,540E-006
R26	-.092	-.074	,001	-.066	,000	

**Cuadro 42. Matrices de varianzas-covarianzas de cada grupo y total
(continuación).**

Problem	R4	R5	R6	R7	R8
LNTA	,037	,686	,031	,013	,079
LNFP	,028	1,097	,017	,027	,066
R1	-.001	,185	-.007	,003	-.001
R2	-.013	-2,453	-.986	,270	-.063
R3	,001	,014	-.001	,000	,000
R4	,008	,015	-.003	-.001	,003
R5	,015	47,215	,174	,346	,157
R6	-.003	,174	,062	,002	,001
R7	-.001	,346	,002	,030	,005
R8	,003	,157	,001	,005	,012
R9	,037	6,733	-.815	-.139	,069
R10	,003	-.323	-.144	-.365	-.028
R11	-.001	,200	-.008	,003	-.001
R12	-.003	-.121	-.048	-.028	,002
R13	,001	,003	-.003	,001	,000
R14	,001	,006	,000	1,107E-005	,000
R15	-.008	,127	,005	,010	,003
R16	-.014	-.360	-.004	-.002	-.012
R17	,000	-.013	-.002	,002	,001
R18	-.001	-.016	-.002	,002	,001
R19	-6,802E-005	-.015	,001	3,236E-005	,000
R20	,000	,015	,000	4,784E-005	-2,158E-005
R21	-.669	75,676	4,981	1,212	1,072
R22	,001	,020	-.001	-.001	,000
R23	,010	,027	-.004	-.002	,003
R24	-7,431E-005	-.002	,000	4,658E-005	-3,051E-005
R25	-2,016E-005	-.001	-6,896E-005	6,919E-005	1,045E-005
R26	,000	-.066	,007	,002	,002

**Cuadro 42. Matrices de varianzas-covarianzas de cada grupo y total
(continuación).**

Problem		R9	R10	R11	R12	R13
0	LNTA	-3,685	-.529	-.063	-.096	.006
	LNFP	-.583	-.400	-.016	-.035	.007
	R1	.840	.021	.009	.007	.000
	R2	8,380	19,417	.480	3,741	.086
	R3	.066	.002	.000	-3,412E-005	4,273E-005
	R4	.037	.003	-.001	-.003	.001
	R5	6,733	-.323	.200	-.121	.003
	R6	-.815	-.144	-.008	-.048	-.003
	R7	-.139	-.365	.003	-.028	.001
	R8	.069	-.028	-.001	.002	.000
	R9	158,918	-.452	.836	-.124	-.009
	R10	-.452	24,350	.025	3,165	-.016
	R11	.836	.025	.010	.007	.000
	R12	-.124	3,165	.007	.591	.000
	R13	-.009	-.016	.000	.000	.001
	R14	-.052	-.006	-.001	-.002	.000
	R15	-.169	-.098	.000	.033	.000
	R16	.992	-.039	.007	-.011	-.001
	R17	.008	-.035	-2,176E-005	.002	.000
	R18	.065	-.043	.000	.003	.000
	R19	.004	-.004	-9,383E-005	.000	-7,697E-005
	R20	-.006	.008	.000	.002	-1,573E-006
	R21	6,856	3,858	.104	-.391	-.264
	R22	.097	.004	.000	4,030E-005	5,829E-005
	R23	.055	.012	-.001	-.004	.001
	R24	-.004	-.003	-2,832E-005	-4,266E-006	-5,893E-006
R25	-.001	-.002	-1,069E-005	9,286E-005	3,581E-006	
R26	-.068	-.034	.000	-.004	.000	

**Cuadro 42. Matrices de varianzas-covarianzas de cada grupo y total
(continuación).**

Problem		R14	R15	R16	R17	R18
0	LNTA	,051	,045	-,130	,010	,008
	LNFP	,045	,060	-,103	,009	,009
	R1	-,001	,000	,008	-3,829E-005	,000
	R2	-,048	,028	,091	,009	,022
	R3	-9,198E-006	-,001	-,002	-6,716E-005	-9,983E-005
	R4	,001	-,008	-,014	,000	-,001
	R5	,006	,127	-,360	-,013	-,016
	R6	,000	,005	-,004	-,002	-,002
	R7	1,107E-005	,010	-,002	,002	,002
	R8	,000	,003	-,012	,001	,001
	R9	-,052	-,169	,992	,008	,065
	R10	-,006	-,098	-,039	-,035	-,043
	R11	-,001	,000	,007	-2,176E-005	,000
	R12	-,002	,033	-,011	,002	,003
	R13	,000	,000	-,001	,000	,000
	R14	,002	,000	-,001	5,024E-005	2,306E-005
	R15	,000	,052	-,010	,003	,003
	R16	-,001	-,010	,073	,000	,001
	R17	5,024E-005	,003	,000	,001	,001
	R18	2,306E-005	,003	,001	,001	,001
	R19	,000	,000	,000	-1,654E-005	-2,233E-005
	R20	1,921E-005	,001	,000	1,886E-005	2,421E-005
	R21	,220	1,456	-,576	-,074	-,072
	R22	-3,009E-005	-,001	-,002	-8,549E-005	,000
	R23	,001	-,010	-,019	,000	-,001
	R24	-2,612E-005	,001	,000	1,605E-005	1,946E-005
R25	-1,313E-005	,000	3,065E-005	2,294E-005	2,796E-005	
R26	-,004	-,004	-,001	-,001	-,001	

**Cuadro 42. Matrices de varianzas-covarianzas de cada grupo y total
(continuación).**

Problem		R19	R20	R21	R22
0	LNTA	-.009	.000	7,506	-.002
	LNFP	-.007	.001	9,804	.000
	R1	2,609E-005	9,289E-005	.134	.000
	R2	-.015	.006	-39,418	.008
	R3	1,609E-005	-1,666E-005	-.037	.000
	R4	-6,802E-005	.000	-.669	.001
	R5	-.015	.015	75,676	.020
	R6	.001	.000	4,981	-.001
	R7	3,236E-005	4,784E-005	1,212	-.001
	R8	.000	-2,158E-005	1,072	.000
	R9	.004	-.006	6,856	.097
	R10	-.004	.008	3,858	.004
	R11	-9,383E-005	.000	.104	.000
	R12	.000	.002	-.391	4,030E-005
	R13	-7,697E-005	-1,573E-006	-.264	5,829E-005
	R14	.000	1,921E-005	.220	-3,009E-005
	R15	.000	.001	1,456	-.001
	R16	.000	.000	-.576	-.002
	R17	-1,654E-005	1,886E-005	-.074	-8,549E-005
	R18	-2,233E-005	2,421E-005	-.072	.000
	R19	.000	-9,290E-006	.030	1,865E-005
	R20	-9,290E-006	5,293E-005	.036	-1,768E-005
	R21	.030	.036	1205,642	-.043
	R22	1,865E-005	-1,768E-005	-.043	.000
	R23	.000	.000	-.741	.001
	R24	9,645E-006	6,178E-006	.023	-9,639E-006
	R25	1,029E-005	-2,938E-007	-.003	-2,911E-006
R26	.001	.000	-.356	.000	

**Cuadro 42. Matrices de varianzas-covarianzas de cada grupo y total
(continuación).**

Problem		R23	R24	R25	R26
0	LNTA	,040	-,001	-,001	-,092
	LNFP	,026	,000	-,001	-,074
	R1	-,001	-1,867E-005	-4,018E-007	,001
	R2	-,019	-,003	,000	-,066
	R3	,001	-7,808E-006	-2,540E-006	,000
	R4	,010	-7,431E-005	-2,016E-005	,000
	R5	,027	-,002	-,001	-,066
	R6	-,004	,000	-6,896E-005	,007
	R7	-,002	4,658E-005	6,919E-005	,002
	R8	,003	-3,051E-005	1,045E-005	,002
	R9	,055	-,004	-,001	-,068
	R10	,012	-,003	-,002	-,034
	R11	-,001	-2,832E-005	-1,069E-005	,000
	R12	-,004	-4,266E-006	9,286E-005	-,004
	R13	,001	-5,893E-006	3,581E-006	,000
	R14	,001	-2,612E-005	-1,313E-005	-,004
	R15	-,010	,001	,000	-,004
	R16	-,019	,000	3,065E-005	-,001
	R17	,000	1,605E-005	2,294E-005	-,001
	R18	-,001	1,946E-005	2,796E-005	-,001
	R19	,000	9,645E-006	1,029E-005	,001
	R20	,000	6,178E-006	-2,938E-007	,000
	R21	-,741	,023	-,003	-,356
	R22	,001	-9,639E-006	-2,911E-006	,000
	R23	,013	-9,498E-005	-2,607E-005	,001
	R24	-9,498E-005	4,256E-005	7,853E-006	,000
R25	-2,607E-005	7,853E-006	8,470E-006	,000	
R26	,001	,000	,000	,139	

**Cuadro 42. Matrices de varianzas-covarianzas de cada grupo y total
(continuación).**

Problem		LNTA	LNFP	R1	R2	R3
1	LNTA	1,115	,949	-,011	-,022	,000
	LNFP	,949	,964	-,003	-,008	,002
	R1	-,011	-,003	,000	,001	5,293E-005
	R2	-,022	-,008	,001	,002	6,508E-005
	R3	,000	,002	5,293E-005	6,508E-005	4,268E-005
	R4	-,020	,140	,004	,006	,003
	R5	,046	,047	,000	,001	5,051E-005
	R6	,018	,011	-,001	-,002	4,108E-005
	R7	,014	,008	-,001	-,002	,000
	R8	-,003	,042	,001	,001	,001
	R9	,031	,023	-,001	-,002	9,400E-005
	R10	-,052	,489	,014	,018	,012
	R11	-,005	,001	,000	,001	4,733E-005
	R12	,000	-,001	-1,781E-005	4,965E-006	-2,687E-005
	R13	,003	,002	-1,987E-005	-3,469E-005	-7,795E-006
	R14	,073	-,002	-,002	-,004	-,001
	R15	,036	-,029	-,002	-,002	-,001
	R16	-,017	-,031	-,001	-,002	,000
	R17	,003	,003	-9,684E-006	-3,344E-005	-4,904E-007
	R18	,003	,003	-2,975E-006	-2,256E-005	7,972E-007
	R19	-,006	-,004	,000	,000	5,605E-006
	R20	,000	-,001	-1,467E-005	5,724E-006	-2,209E-005
	R21	2,655	2,448	-,007	,003	,002
	R22	,000	,001	5,950E-005	8,829E-005	2,726E-005
	R23	-,030	,087	,003	,005	,002
	R24	,000	-,001	-1,744E-005	-2,528E-005	-5,437E-006
R25	-,001	,000	1,839E-005	2,461E-005	2,093E-006	
R26	,032	,046	-,005	-,011	,006	

**Cuadro 42. Matrices de varianzas-covarianzas de cada grupo y total
(continuación).**

Problem		R4	R5	R6	R7	R8
1	LNTA	-.020	.046	.018	.014	-.003
	LNFP	.140	.047	.011	.008	.042
	R1	.004	.000	-.001	-.001	.001
	R2	.006	.001	-.002	-.002	.001
	R3	.003	5,051E-005	4,108E-005	.000	.001
	R4	.283	.007	.001	.007	.082
	R5	.007	.033	.000	-.004	.003
	R6	.001	.000	.005	.001	.002
	R7	.007	-.004	.001	.007	.002
	R8	.082	.003	.002	.002	.030
	R9	.004	-.003	.003	.005	.002
	R10	1,035	.021	.009	.034	.295
	R11	.004	.000	.000	.000	.001
	R12	-.002	.000	.000	.000	-.001
	R13	-.001	-3,459E-006	-1,260E-005	4,687E-005	.000
	R14	-.100	.001	.000	.000	-.033
	R15	-.088	.005	-.001	-.003	-.031
	R16	-.007	-.004	.003	.000	.000
	R17	.000	5,168E-005	7,595E-005	-4,234E-005	.000
	R18	.000	5,464E-005	7,177E-005	-5,307E-005	-8,407E-005
	R19	.001	-7,892E-005	.000	.000	2,865E-005
	R20	-.002	.000	-9,987E-005	-9,933E-005	-.001
	R21	.177	1,102	.067	-.112	.091
	R22	.002	1,117E-005	-5,893E-005	5,172E-005	.001
	R23	.164	.001	-.001	.002	.055
	R24	.000	.000	-8,975E-005	-1,666E-006	-9,748E-005
R25	.000	.000	-2,639E-005	3,966E-006	3,279E-005	
R26	.301	-.178	.003	.052	.131	

**Cuadro 42. Matrices de varianzas-covarianzas de cada grupo y total
(continuación).**

Problem		R9	R10	R11	R12	R13
1	LNTA	,031	-,052	-,005	,000	,003
	LNFP	,023	,489	,001	-,001	,002
	R1	-,001	,014	,000	-1,781E-005	-1,987E-005
	R2	-,002	,018	,001	4,965E-006	-3,469E-005
	R3	9,400E-005	,012	4,733E-005	-2,687E-005	-7,795E-006
	R4	,004	1,035	,004	-,002	-,001
	R5	-,003	,021	,000	,000	-3,459E-006
	R6	,003	,009	,000	,000	-1,260E-005
	R7	,005	,034	,000	,000	4,687E-005
	R8	,002	,295	,001	-,001	,000
	R9	,006	,025	,000	,000	8,638E-005
	R10	,025	3,976	,012	-,008	-,002
	R11	,000	,012	,000	-1,403E-005	-1,176E-005
	R12	,000	-,008	-1,403E-005	4,895E-005	-2,080E-007
	R13	8,638E-005	-,002	-1,176E-005	-2,080E-007	2,299E-005
	R14	,002	-,328	-,002	,001	,001
	R15	-,002	-,253	-,002	,002	,000
	R16	,002	-,016	-,001	,000	7,793E-005
	R17	,000	-,002	8,428E-006	-8,970E-006	1,714E-005
	R18	,000	-,002	1,406E-005	-1,005E-005	1,759E-005
	R19	,000	,002	2,257E-005	-3,779E-006	-8,114E-006
	R20	,000	-,006	-1,629E-005	3,958E-005	-1,329E-006
	R21	-,004	,651	,005	,006	,002
	R22	-2,251E-006	,006	5,784E-005	-2,629E-005	-5,805E-006
	R23	-,001	,494	,003	-,002	,000
	R24	-6,492E-005	-,002	-4,301E-005	4,831E-007	-3,427E-007
R25	-5,635E-006	,001	-8,361E-006	-1,796E-006	4,595E-007	
R26	-,003	1,614	-,011	,001	-,001	

**Cuadro 42. Matrices de varianzas-covarianzas de cada grupo y total
(continuación).**

Problem		R14	R15	R16	R17	R18
1	LNTA	,073	,036	-,017	,003	,003
	LNFP	-,002	-,029	-,031	,003	,003
	R1	-,002	-,002	-,001	-9,684E-006	-2,975E-006
	R2	-,004	-,002	-,002	-3,344E-005	-2,256E-005
	R3	-,001	-,001	,000	-4,904E-007	7,972E-007
	R4	-,100	-,088	-,007	,000	,000
	R5	,001	,005	-,004	5,168E-005	5,464E-005
	R6	,000	-,001	,003	7,595E-005	7,177E-005
	R7	,000	-,003	,000	-4,234E-005	-5,307E-005
	R8	-,033	-,031	,000	,000	-8,407E-005
	R9	,002	-,002	,002	,000	,000
	R10	-,328	-,253	-,016	-,002	-,002
	R11	-,002	-,002	-,001	8,428E-006	1,406E-005
	R12	,001	,002	,000	-8,970E-006	-1,005E-005
	R13	,001	,000	7,793E-005	1,714E-005	1,759E-005
	R14	,053	,047	,005	,000	,000
	R15	,047	,081	-,002	,000	,000
	R16	,005	-,002	,014	,000	,000
	R17	,000	,000	,000	,000	,000
	R18	,000	,000	,000	,000	,000
	R19	-,001	,000	2,384E-005	-1,811E-005	-1,704E-005
	R20	,001	,002	,000	-9,422E-006	-1,047E-005
	R21	,105	,180	-,131	,006	,006
	R22	-,001	-,002	,000	9,266E-007	2,247E-006
	R23	-,086	-,101	-,010	,000	-4,616E-005
	R24	-1,217E-005	-7,304E-005	-1,613E-005	-1,271E-005	-1,360E-005
R25	,000	-4,037E-005	9,240E-007	-6,876E-006	-6,917E-006	
R26	-,090	,206	,062	,006	,007	

**Cuadro 42. Matrices de varianzas-covarianzas de cada grupo y total
(continuación).**

Problem		R19	R20	R21	R22
1	LNTA	-.006	.000	2,655	.000
	LNFP	-.004	-.001	2,448	.001
	R1	.000	-1,467E-005	-.007	5,950E-005
	R2	.000	5,724E-006	.003	8,829E-005
	R3	5,605E-006	-2,209E-005	.002	2,726E-005
	R4	.001	-.002	.177	.002
	R5	-7,892E-005	.000	1,102	1,117E-005
	R6	.000	-9,987E-005	.067	-5,893E-005
	R7	.000	-9,933E-005	-.112	5,172E-005
	R8	2,865E-005	-.001	.091	.001
	R9	.000	.000	-.004	-2,251E-006
	R10	.002	-.006	.651	.006
	R11	2,257E-005	-1,629E-005	.005	5,784E-005
	R12	-3,779E-006	3,958E-005	.006	-2,629E-005
	R13	-8,114E-006	-1,329E-006	.002	-5,805E-006
	R14	-.001	.001	.105	-.001
	R15	.000	.002	.180	-.002
	R16	2,384E-005	.000	-.131	.000
	R17	-1,811E-005	-9,422E-006	.006	9,266E-007
	R18	-1,704E-005	-1,047E-005	.006	2,247E-006
	R19	.000	1,615E-006	-.011	1,658E-006
	R20	1,615E-006	3,698E-005	.008	-2,498E-005
	R21	-.011	.008	41,353	-.001
	R22	1,658E-006	-2,498E-005	-.001	4,127E-005
	R23	.000	-.002	-.039	.002
	R24	2,557E-005	-2,273E-006	-.018	-2,787E-007
	R25	2,675E-005	-2,077E-006	-.010	9,615E-008
R26	.005	-.001	-8,781	-.006	

**Cuadro 42. Matrices de varianzas-covarianzas de cada grupo y total
(continuación).**

Problem		R23	R24	R25	R26
1	LNTA	-,030	,000	-,001	,032
	LNFP	,087	-,001	,000	,046
	R1	,003	-1,744E-005	1,839E-005	-,005
	R2	,005	-2,528E-005	2,461E-005	-,011
	R3	,002	-5,437E-006	2,093E-006	,006
	R4	,164	,000	,000	,301
	R5	,001	,000	,000	-,178
	R6	-,001	-8,975E-005	-2,639E-005	,003
	R7	,002	-1,666E-006	3,966E-006	,052
	R8	,055	-9,748E-005	3,279E-005	,131
	R9	-,001	-6,492E-005	-5,635E-006	-,003
	R10	,494	-,002	,001	1,614
	R11	,003	-4,301E-005	-8,361E-006	-,011
	R12	-,002	4,831E-007	-1,796E-006	,001
	R13	,000	-3,427E-007	4,595E-007	-,001
	R14	-,086	-1,217E-005	,000	-,090
	R15	-,101	-7,304E-005	-4,037E-005	,206
	R16	-,010	-1,613E-005	9,240E-007	,062
	R17	,000	-1,271E-005	-6,876E-006	,006
	R18	-4,616E-005	-1,360E-005	-6,917E-006	,007
	R19	,000	2,557E-005	2,675E-005	,005
	R20	-,002	-2,273E-006	-2,077E-006	-,001
	R21	-,039	-,018	-,010	-8,781
	R22	,002	-2,787E-007	9,615E-008	-,006
	R23	,167	,000	,000	-,002
	R24	,000	5,321E-005	2,529E-005	,018
R25	,000	2,529E-005	1,856E-005	,008	
R26	-,002	,018	,008	33,933	

**Cuadro 42. Matrices de varianzas-covarianzas de cada grupo y total
(continuación).**

Problem		LNTA	LNFP	R1	R2	R3
Total	LNTA	5,107	4,300	-.086	-2,263	-.002
	LNFP	4,300	3,860	-.042	-.590	.000
	R1	-.086	-.042	.008	.359	.000
	R2	-2,263	-.590	.359	81,717	.005
	R3	-.002	.000	.000	.005	.000
	R4	-.024	.020	.001	.018	.001
	R5	-.050	.362	.147	-1,486	.011
	R6	.076	.054	-.006	-.753	.000
	R7	.020	.028	.002	.195	.000
	R8	.036	.042	.000	-.034	.000
	R9	-3,607	-1,153	.634	6,669	.049
	R10	-.815	-.500	.027	14,516	.005
	R11	-.080	-.038	.008	.372	.000
	R12	-.111	-.058	.006	2,774	2,873E-006
	R13	.004	.005	.000	.064	3,029E-005
	R14	.118	.082	-.002	-.070	.000
	R15	.145	.119	-.002	-.037	-.001
	R16	-.136	-.112	.006	.086	-.001
	R17	.010	.008	-5,373E-005	.006	-5,060E-005
	R18	.008	.008	.000	.016	-7,366E-005
	R19	-.005	-.004	3,894E-006	-.013	1,082E-005
	R20	.002	.002	3,261E-005	.003	-1,947E-005
	R21	9,919	10,839	.028	-31,067	-.030
	R22	-.004	-.002	.000	.007	.000
	R23	-.026	.003	.001	.014	.001
	R24	.002	.001	-5,496E-005	-.003	-8,873E-006
	R25	.000	.000	-1,090E-005	-.001	-2,047E-006
R26	.890	.724	-.019	-.583	.001	

**Cuadro 42. Matrices de varianzas-covarianzas de cada grupo y total
(continuación).**

Problem		R4	R5	R6	R7	R8
Total	LNTA	-.024	-.050	.076	.020	.036
	LNFP	.020	.362	.054	.028	.042
	R1	.001	.147	-.006	.002	.000
	R2	.018	-1.486	-.753	.195	-.034
	R3	.001	.011	.000	.000	.000
	R4	.081	.029	-.004	.001	.024
	R5	.029	34.934	.111	.251	.124
	R6	-.004	.111	.048	.002	.000
	R7	.001	.251	.002	.024	.004
	R8	.024	.124	.000	.004	.017
	R9	.054	5.271	-.626	-.105	.063
	R10	.282	-.086	-.116	-.262	.062
	R11	.001	.159	-.007	.002	-2,151E-006
	R12	-.002	-.075	-.037	-.021	.002
	R13	.000	.002	-.002	.000	.000
	R14	-.027	-.017	.002	.000	-.009
	R15	-.032	.059	.007	.007	-.007
	R16	-.011	-.253	-.003	-.002	-.008
	R17	.000	-.010	-.001	.001	.000
	R18	.000	-.012	-.002	.002	.000
	R19	4,319E-005	-.012	.001	-6,171E-005	.000
	R20	-.001	.011	.000	1,692E-005	.000
	R21	-.552	54.627	3.794	.878	.763
	R22	.001	.015	-.001	.000	.000
	R23	.051	.037	-.005	-.001	.017
	R24	.000	-.002	.000	4,244E-005	-7,395E-005
R25	6,883E-006	-.001	-3,247E-005	5,552E-005	5,193E-006	
R26	.051	-.431	.035	.019	.023	

**Cuadro 42. Matrices de varianzas-covarianzas de cada grupo y total
(continuación).**

Problem		R9	R10	R11	R12	R13
Total	LNTA	-3,607	-.815	-.080	-.111	.004
	LNFP	-1,153	-.500	-.038	-.058	.005
	R1	.634	.027	.008	.006	.000
	R2	6,669	14,516	.372	2,774	.064
	R3	.049	.005	.000	2,873E-006	3,029E-005
	R4	.054	.282	.001	-.002	.000
	R5	5,271	-.086	.159	-.075	.002
	R6	-.626	-.116	-.007	-.037	-.002
	R7	-.105	-.262	.002	-.021	.000
	R8	.063	.062	-2,151E-006	.002	.000
	R9	117,389	-.093	.633	-.069	-.006
	R10	-.093	19,045	.030	2,336	-.012
	R11	.633	.030	.008	.006	.000
	R12	-.069	2,336	.006	.436	.000
	R13	-.006	-.012	.000	.000	.000
	R14	-.072	-.105	-.002	-.003	.000
	R15	-.182	-.164	-.002	.022	.000
	R16	.751	-.024	.006	-.007	.000
	R17	.005	-.027	-3,904E-005	.002	.000
	R18	.047	-.032	.000	.002	.000
	R19	.001	-.003	.000	.000	-6,047E-005
	R20	-.005	.004	3,603E-005	.001	-2,572E-006
	R21	2,943	2,049	.002	-.379	-.196
	R22	.073	.005	.000	8,851E-005	4,302E-005
	R23	.067	.149	.001	-.002	.000
	R24	-.004	-.003	-7,214E-005	-5,194E-005	-5,655E-006
	R25	-.001	-.002	-2,685E-005	4,733E-005	2,237E-006
R26	-.588	.148	-.023	-.026	-.001	

**Cuadro 42. Matrices de varianzas-covarianzas de cada grupo y total
(continuación).**

Problem		R14	R15	R16	R17	R18
Total	LNTA	,118	,145	-,136	,010	,008
	LNFP	,082	,119	-,112	,008	,008
	R1	-,002	-,002	,006	-5,373E-005	,000
	R2	-,070	-,037	,086	,006	,016
	R3	,000	-,001	-,001	-5,060E-005	-7,366E-005
	R4	-,027	-,032	-,011	,000	,000
	R5	-,017	,059	-,253	-,010	-,012
	R6	,002	,007	-,003	-,001	-,002
	R7	,000	,007	-,002	,001	,002
	R8	-,009	-,007	-,008	,000	,000
	R9	-,072	-,182	,751	,005	,047
	R10	-,105	-,164	-,024	-,027	-,032
	R11	-,002	-,002	,006	-3,904E-005	,000
	R12	-,003	,022	-,007	,002	,002
	R13	,000	,000	,000	,000	,000
	R14	,018	,016	-,001	,000	,000
	R15	,016	,066	-,010	,002	,002
	R16	-,001	-,010	,058	,000	,001
	R17	,000	,002	,000	,001	,001
	R18	,000	,002	,001	,001	,001
	R19	,000	6,134E-005	,000	-1,469E-005	-1,994E-005
	R20	,000	,001	,000	1,275E-005	1,564E-005
	R21	,331	1,353	-,541	-,050	-,050
	R22	,000	-,001	-,002	-6,467E-005	-9,516E-005
	R23	-,024	-,037	-,015	,000	-,001
	R24	5,270E-005	,000	,000	1,002E-005	1,142E-005
	R25	-6,608E-006	,000	4,358E-006	1,572E-005	1,903E-005
R26	,010	,110	-,006	,002	,001	

**Cuadro 42. Matrices de varianzas-covarianzas de cada grupo y total
(continuación).**

Problem		R19	R20	R21	R22
Total	LNTA	-.005	.002	9,919	-.004
	LNFP	-.004	.002	10,839	-.002
	R1	3,894E-006	3,261E-005	.028	.000
	R2	-.013	.003	-31,067	.007
	R3	1,082E-005	-1,947E-005	-.030	.000
	R4	4,319E-005	-.001	-.552	.001
	R5	-.012	.011	54,627	.015
	R6	.001	.000	3,794	-.001
	R7	-6,171E-005	1,692E-005	.878	.000
	R8	.000	.000	.763	.000
	R9	.001	-.005	2,943	.073
	R10	-.003	.004	2,049	.005
	R11	.000	3,603E-005	.002	.000
	R12	.000	.001	-.379	8,851E-005
	R13	-6,047E-005	-2,572E-006	-.196	4,302E-005
	R14	.000	.000	.331	.000
	R15	6,134E-005	.001	1,353	-.001
	R16	.000	.000	-.541	-.002
	R17	-1,469E-005	1,275E-005	-.050	-6,467E-005
	R18	-1,994E-005	1,564E-005	-.050	-9,516E-005
	R19	.000	-3,413E-006	.025	9,513E-006
	R20	-3,413E-006	5,034E-005	.032	-2,229E-005
	R21	.025	.032	906,017	-.038
	R22	9,513E-006	-2,229E-005	-.038	.000
	R23	-8,082E-005	-.001	-.667	.002
	R24	1,718E-005	6,049E-006	.017	-1,040E-005
	R25	1,595E-005	1,230E-007	-.003	-3,472E-006
R26	.004	.001	-.336	-.003	

**Cuadro 42. Matrices de varianzas-covarianzas de cada grupo y total
(continuación).**

Problem		R23	R24	R25	R26
Total	LNTA	-,026	,002	,000	,890
	LNFP	,003	,001	,000	,724
	R1	,001	-5,496E-005	-1,090E-005	-,019
	R2	,014	-,003	-,001	-,583
	R3	,001	-8,873E-006	-2,047E-006	,001
	R4	,051	,000	6,883E-006	,051
	R5	,037	-,002	-,001	-,431
	R6	-,005	,000	-3,247E-005	,035
	R7	-,001	4,244E-005	5,552E-005	,019
	R8	,017	-7,395E-005	5,193E-006	,023
	R9	,067	-,004	-,001	-,588
	R10	,149	-,003	-,002	,148
	R11	,001	-7,214E-005	-2,685E-005	-,023
	R12	-,002	-5,194E-005	4,733E-005	-,026
	R13	,000	-5,655E-006	2,237E-006	-,001
	R14	-,024	5,270E-005	-6,608E-006	,010
	R15	-,037	,000	,000	,110
	R16	-,015	,000	4,358E-006	-,006
	R17	,000	1,002E-005	1,572E-005	,002
	R18	-,001	1,142E-005	1,903E-005	,001
	R19	-8,082E-005	1,718E-005	1,595E-005	,004
	R20	-,001	6,049E-006	1,230E-007	,001
	R21	-,667	,017	-,003	-,336
	R22	,002	-1,040E-005	-3,472E-006	-,003
	R23	,054	,000	-1,720E-005	-,029
	R24	,000	4,751E-005	1,334E-005	,006
R25	-1,720E-005	1,334E-005	1,146E-005	,003	
R26	-,029	,006	,003	9,464	

La matriz de covarianzas total presenta 189 grados de libertad.