



universidad
de león
Facultad de Ciencias
Económicas y Empresariales

Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales
Universidad de León

Grado en Finanzas
Curso 2016/2017

ANÁLISIS DE LOS FACTORES DETERMINANTES EN LA SOLVENCIA BANCARIA ESPAÑOLA. PERIODO 2005-2015.

(ANALYSIS OF DETERMINANT FACTORS IN SPANISH BANKING
SOLVENCY. PERIOD 2005-2015.)

Realizado por la alumna D^a Noemi Fernández Álvarez.

Tutelado por el Profesor D Francisco Javier Castaño Gutiérrez.

León, diciembre de 2016

ÍNDICE DE CONTENIDOS

RESUMEN	8
ABSTRACT	9
1 INTRODUCCIÓN	10
2 OBJETIVOS	13
3 DESCRIPCIÓN DEL TEMA	15
3.1 LITERATURA PREVIA	16
4 METODOLOGÍA.....	19
4.1 REGRESIÓN MÚLTIPLE.....	20
4.2 ANÁLISIS DISCRIMINANTE	21
5 RECOGIDA DE INFORMACIÓN, MUESTRA Y VARIABLES	23
5.1 RECOGIDA DE INFORMACIÓN	23
5.2 DESCRIPCIÓN DE LA MUESTRA	23
5.3 HIPÓTESIS Y VARIABLES	24
6 ANÁLISIS EMPÍRICO	31
6.1 ANÁLISIS INICIAL DE LOS DATOS	31
6.2 REGRESIÓN MÚLTIPLE.....	37
6.2.1 <i>Supuestos básicos de la regresión múltiple</i>	37
6.2.2 <i>Estimación de los modelos de regresión</i>	40
6.2.2.1 Estimación del modelo en 2005.....	40
6.2.2.2 Estimación del modelo en 2006.....	41
6.2.2.3 Estimación del modelo en 2007.....	43
6.2.2.4 Estimación del modelo en 2009.....	44
6.2.2.5 Estimación del modelo en 2010.....	45
6.2.2.6 Estimación del modelo en 2011.....	46
6.2.2.7 Estimación del modelo en 2012.....	47

6.2.2.8	Estimación del modelo en 2013.....	49
6.2.2.9	Estimación del modelo en 2014.....	50
6.2.2.10	Estimación del modelo en 2015.....	52
6.2.3	<i>Resultados</i>	54
6.3	ANÁLISIS DISCRIMINANTE	56
6.3.1	<i>Supuestos básicos del análisis discriminante</i>	57
6.3.2	<i>Estimación de las funciones discriminantes</i>	59
6.3.3	<i>Resultados</i>	66
7	CONCLUSIONES	68
8	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	71
9	ANEXO	75

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 5.1. Cuota de participación de cada banco sobre el activo del sector.	24
Tabla 5.2. Resumen de las variables independientes.....	30
Tabla 6.1. Estadísticos descriptivos 2005, 2006 y 2007.....	32
Tabla 6.2. Estadísticos descriptivos 2008, 2009 y 2010.....	32
Tabla 6.3. Estadísticos descriptivos 2011, 2012 y 2013.....	33
Tabla 6.4. Estadísticos descriptivos 2014 y 2015.....	33
Tabla 6.5. Resumen de valores de los test de contraste.....	39
Tabla 6.6. Resumen de los supuestos básicos en la regresión lineal múltiple.....	40
Tabla 6.7. Regresión 2005.....	40
Tabla 6.8. ANOVA de 2005.....	40
Tabla 6.9. Resumen del modelo de 2005.....	41
Tabla 6.10. Regresión 2006.....	42
Tabla 6.11. ANOVA de 2006.....	42
Tabla 6.12. Resumen del modelo de 2006.....	42
Tabla 6.13. Regresión 2007.....	43
Tabla 6.14. ANOVA de 2007.....	43
Tabla 6.15. Resumen del modelo de 2007.....	43
Tabla 6.16. Regresión 2009.....	44
Tabla 6.17. ANOVA de 2009.....	44
Tabla 6.18. Resumen del modelo de 2009.....	44
Tabla 6.19. Regresión 2010.....	45
Tabla 6.20. ANOVA de 2010.....	46
Tabla 6.21. Resumen del modelo de 2010.....	46
Tabla 6.22. Regresión 2011.....	46
Tabla 6.23. ANOVA de 2011.....	47
Tabla 6.24. Resumen del modelo de 2011.....	47
Tabla 6.25. Regresión 2012.....	48
Tabla 6.26. ANOVA de 2012.....	48
Tabla 6.27. Resumen del modelo de 2012.....	48
Tabla 6.28. Regresión 2013.....	49
Tabla 6.29. ANOVA de 2013.....	50
Tabla 6.30. Resumen del modelo de 2013.....	50

Tabla 6.31. Regresión 2014.....	51
Tabla 6.32. ANOVA de 2014.....	51
Tabla 6.33. Resumen del modelo de 2014.....	51
Tabla 6.34. Regresión 2015.....	53
Tabla 6.35. ANOVA de 2015.....	53
Tabla 6.36. Resumen del modelo de 2015.....	53
Tabla 6.37. Resumen de las variables significativas en cada año.	55
Tabla 6.38. Resumen de las hipótesis planteadas.....	56
Tabla 6.39. Variables introducidas en el análisis discriminante.....	59
Tabla 6.40. Lambda de Wilks.....	60
Tabla 6.41. Autovalores.....	60
Tabla 6.42. Lambda de Wilks. Contraste de las funciones.....	61
Tabla 6.43. Coeficientes de las funciones canónicas discriminantes.	61
Tabla 6.44. Funciones en los centroides de los grupos.	62
Tabla 6.45. Coeficientes estandarizados de las funciones discriminates.	62
Tabla 6.46. Matriz de estructura.....	63
Tabla 6.47. Resultados de la clasificación.....	65
Tabla 9.1. Matriz de correlaciones del año 2005.....	75
Tabla 9.2. Matriz de correlaciones del año 2006.....	76
Tabla 9.3. Matriz de correlaciones del año 2007.....	77
Tabla 9.4. Matriz de correlaciones del año 2008.....	78
Tabla 9.5. Matriz de correlaciones del año 2009.....	79
Tabla 9.6. Matriz de correlaciones del año 2010.....	80
Tabla 9.7. Matriz de correlaciones del año 2011.....	81
Tabla 9.8. Matriz de correlaciones del año 2012.....	82
Tabla 9.9. Matriz de correlaciones del año 2013.....	83
Tabla 9.10. Matriz de correlaciones del año 2014.....	84
Tabla 9.11. Matriz de correlaciones del año 2015.....	85
Tabla 9.12. Pruebas de normalidad de 2005.....	89
Tabla 9.13. Pruebas de normalidad de 2006.....	89
Tabla 9.14. Pruebas de normalidad de 2007.....	89
Tabla 9.15. Pruebas de normalidad de 2009.....	89
Tabla 9.16. Pruebas de normalidad de 2010.....	89
Tabla 9.17. Pruebas de normalidad de 2011.....	90

Tabla 9.18. Pruebas de normalidad de 2012.....	90
Tabla 9.19. Pruebas de normalidad de 2013.....	90
Tabla 9.20. Pruebas de normalidad de 2014.....	90
Tabla 9.21. Pruebas de normalidad de 2015.....	90
Tabla 9.22. Pruebas de normalidad del análisis discriminante (I).....	91
Tabla 9.23. Pruebas de normalidad del análisis discriminante (II).	92
Tabla 9.24. Prueba de homogeneidad de varianzas.....	93
Tabla 9.25. Estadístico M de Box.	93
Tabla 9.26. Estadísticos de colinealidad.....	93
Tabla 9.27. ANOVA de un factor.....	94
Tabla 9.28. Test de diferencia de medias (I).	96
Tabla 9.29. Test de diferencia de medias (II).	97

ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 6.1. Evolución de la solvencia de 2005 a 2015.	34
Gráfico 6.2. Evolución de la tasa de morosidad.	34
Gráfico 6.3. Evolución de la capitalización.....	34
Gráfico 6.4. Evolución de la rentabilidad.....	34
Gráfico 6.5. Evolución de la liquidez.	34
Gráfico 6.6. Evolución de la financiación por parte de mercados mayoristas.	35
Gráfico 9.1. Gráfico de dispersión de 2005.....	86
Gráfico 9.2. Gráfico de dispersión de 2006.....	86
Gráfico 9.3. Gráfico de dispersión de 2007.....	86
Gráfico 9.4. Gráfico de dispersión de 2009.....	86
Gráfico 9.5. Gráfico de dispersión de 2010.....	86
Gráfico 9.6. Gráfico de dispersión de 2011.....	86
Gráfico 9.7. Gráfico de dispersión de 2012.....	87
Gráfico 9.8. Gráfico de dispersión de 2013.....	87
Gráfico 9.9. Gráfico de dispersión de 2014.....	87
Gráfico 9.10. Gráfico de dispersión de 2015.....	87
Gráfico 9.11. Histograma de los residuos de 2005.....	87

Gráfico 9.12. Histograma de los residuos de 2006.....	87
Gráfico 9.13. Histograma de los residuos de 2007.....	88
Gráfico 9.14. Histograma de los residuos de 2009.....	88
Gráfico 9.15. Histograma de los residuos de 2010.....	88
Gráfico 9.16. Histograma de los residuos de 2011.....	88
Gráfico 9.17. Histograma de los residuos de 2012.....	88
Gráfico 9.18. Histograma de los residuos de 2013.....	88
Gráfico 9.19. Histograma de los residuos de 2014.....	89
Gráfico 9.20. Histograma de los residuos de 2015.....	89
Gráfico 9.21. Mapa territorial.....	95

RESUMEN

La crisis financiera ha evidenciado la importancia del sector bancario en el sistema económico y cómo los problemas generados en este sector pueden llegar a repercutir en el resto de la economía generando otros tipos de crisis. Es por ello que las entidades financieras, y en especial las de crédito, han de tener unos niveles mínimos de la ratio de solvencia, con el fin de hacer frente a situaciones adversas.

En este trabajo se estudian los factores determinantes que han podido influir en la solvencia de las entidades de crédito españolas desde el año 2005 al 2015 mediante un análisis de regresión lineal múltiple. También se lleva a cabo un análisis discriminante y un test de diferencia de medias para observar el comportamiento de dichos determinantes a lo largo del periodo seleccionado.

Los resultados obtenidos muestran que los factores con mayor influencia en las variaciones de la solvencia son la capitalización y la deuda subordinada hasta el año 2012 y el apalancamiento y los valores representativos de deuda a partir de ese año. También se ha demostrado la existencia de diferencias en los determinantes de la solvencia en el periodo seleccionado, sobre todo entre las épocas anterior y posterior al inicio de la crisis.

Palabras clave: solvencia bancaria, crisis financiera, regresión múltiple, análisis discriminante.

ABSTRACT

The financial crisis has shown the importance of the banking sector in the economic system and how the problems generated in this sector can have repercussions for the rest of the economy generating other types of crisis. Hence, the financial institutions, and specially banking entities, must have minimum levels of ratio solvency in order to deal with adverse situations.

In this paper we analyze the determinant factors that can have affected the solvency of Spanish banking entities from 2005 to 2015 through a multiple linear regression analysis. We also carry out a discriminant analysis and a test for difference of means with the purpose of analyzing the behavior of these determinants over the selected period.

The obtained results show that the factors with major influence in the solvency variations are capitalization and subordinated debts until 2012 and leverage and debt securities from that year. We have also demonstrated that there are differences in solvency's determinants on the selected period, especially between the times before and after the beginning of the crisis.

Keywords: bank solvency, financial crisis, multiple regression, discriminant analysis.

1 INTRODUCCIÓN

La importancia que tienen los sistemas financieros, y en especial el bancario, para la economía de un país ha sido demostrada con la crisis financiera mundial, originada en 2007 en Estados Unidos. En un mundo cada vez más globalizado el efecto contagio de los problemas económico-financieros de un país es casi inmediato. Hecho que se ha demostrado con la quiebra de algunos bancos estadounidenses provocando un contagio a los mercados internacionales y originando finalmente una crisis financiera a nivel mundial con especial repercusión en las entidades de crédito de algunos países europeos, que posteriormente han tenido que ser rescatados parcial o totalmente.

La crisis no solo ha evidenciado la importancia del sistema bancario, sino también sus fragilidades, poniendo en duda la solvencia de las entidades financieras, así como su supervisión y regulación. Por tanto, ante una normativa en materia de solvencia y liquidez ineficaz que no ha logrado frenar la crisis, las autoridades han tenido que tomar medidas con carácter extraordinario y urgente con el fin de salir de esta situación. Por otro lado se han endurecido los requerimientos mínimos de capital y liquidez con el fin de garantizar la estabilidad financiera en futuras situaciones adversas y así evitar nuevas crisis.

Ante esta situación se hace necesario el estudio de los coeficientes de solvencia de las entidades de crédito y sobre todo su evolución, antes, durante y después de una crisis como la que hemos sufrido. La importancia de este tipo de estudios lo demuestran la gran cantidad de artículos que han tenido este tema como objeto de estudio y por tanto, nos ha parecido pertinente abordar este tema en este momento al poder disponer de una perspectiva importante en número de años y disponer de los datos suficientes para aplicar las metodologías necesarias. Por ello, centrándonos en la importancia que tiene para el sector bancario mantener unos niveles mínimos de solvencia, dirigiremos nuestro estudio a conocer los factores que motivan el crecimiento o disminución de la ratio de solvencia.

El análisis de los factores que influyen en la solvencia se ha llevado a cabo, en este trabajo, mediante la estimación de modelos de regresión lineal múltiple a lo largo de 11 años en los que se engloban un periodo anterior a la crisis (2005-2007), un periodo en plena crisis (2008-2012) y un periodo posterior a la crisis financiera (2013-2015).

Para la estimación de los modelos, plantearemos nueve hipótesis de las que se han extraído 17 variables. En las hipótesis planteadas se espera que la tasa de morosidad, las inversiones inmobiliarias y las inversiones crediticias tengan una influencia negativa en la solvencia de las entidades de crédito y que la liquidez y la capitalización afecten de forma positiva en la solvencia. También, se han establecido, en las hipótesis, ciertos factores de los cuales se espera que tengan una influencia sobre la solvencia, ya sea esta positiva o negativa, como son: la financiación de mercados mayoristas, el apalancamiento, la cartera de valores y la gestión de los recursos. Para la realización del análisis discriminante se han establecido cinco grupos de años, de los cuales se espera que tengan diferencias entre sí en cuanto a los factores determinantes de la solvencia.

Como resultados más importantes, hemos obtenido que la capitalización y la deuda subordinada son los factores que más influencia tienen sobre la ratio de solvencia de las entidades financieras hasta el año 2012, a partir del cual, pasan a influir en mayor medida la ratio de préstamos entre depósitos y los valores representativos de deuda a corto plazo. Con el análisis discriminante y la diferencia de medias intentamos confirmar si existen diferencias en el comportamiento de los factores que determinan los niveles de solvencia en las distintas épocas del periodo estudiado.

Este estudio contribuye a la literatura de dos formas, por un lado aporta otro punto de vista a los estudios de solvencia mediante la realización de las estimaciones llevadas a cabo año por año. Por otro lado, se obtiene información acerca del comportamiento de los factores determinantes de la solvencia en diferentes escenarios en los que se puede encontrar una entidad financiera, épocas de crecimiento económico, crisis, recuperación económica, etc. ya que, con el periodo seleccionado para el estudio abarcamos todas estas situaciones.

Los apartados en los que se estructura este trabajo son los siguientes. En el segundo apartado se establecen los objetivos que queremos cumplir con la realización de este estudio. A continuación se realiza una descripción sobre el tema escogido y su importancia, así como los estudios realizados por otros autores en este campo. En el cuarto apartado exponemos la metodología que se va a utilizar en la realización del análisis. En el quinto apartado describimos la muestra obtenida, cómo y de dónde se han obtenido los datos, las hipótesis planteadas y las variables seleccionadas para contrastar dichas hipótesis, además de su cálculo. En el sexto apartado se lleva a cabo el análisis

empírico donde se realiza un análisis general de los datos obtenidos y los análisis objeto del trabajo, regresión múltiple y análisis discriminante. Por último, en el séptimo apartado se concretan las conclusiones obtenidas del estudio realizado.

2 OBJETIVOS

Los objetivos que se persiguen en este estudio son de dos tipos. Por un lado tenemos unos objetivos generales, comunes a todo trabajo de fin de grado. Y por otro, unos objetivos más concretos, enfocados en el análisis del tema escogido.

Los objetivos generales, persiguen, principalmente, aplicar los conocimientos obtenidos fruto de la realización de las asignaturas que conforman el Grado en Finanzas. Para ello se debe realizar un análisis de los estudios previos sobre solvencia con el fin de profundizar en el tema y conocer las metodologías y variables utilizadas por otros autores escogiendo las más adecuadas para nuestro análisis empírico, donde se pondrá en práctica lo aprendido en las clases impartidas.

El objetivo principal de este trabajo es profundizar en el estudio de la solvencia de las entidades financieras, cuya importancia se da a nivel internacional, ya que ha sido un tema abordado por el Banco de Pagos Internacionales, el cual ha elaborado los acuerdos de Basilea con el fin de establecer un marco de regulación y supervisión para las entidades financieras. Por tanto, realizaremos un análisis empírico con dos objetivos concretos: por un lado, obtener un modelo econométrico que permita predecir el nivel mínimo de solvencia de las entidades financieras fijándonos, para ello, en los factores determinantes que influyeron en mayor o menor medida en la evolución de la solvencia desde el año 2005, antes del comienzo de la crisis financiera, hasta el 2015, periodo de recuperación de la crisis; por otro lado, estudiaremos la existencia de diferencias significativas, en la evolución de los determinantes de la solvencia, entre los periodos anteriores y posteriores a la crisis.

El problema que se plantea en materia de solvencia y que motiva la realización de nuestro estudio, está relacionado con la importancia que el sistema financiero tiene para la economía de un país, suponiendo el canal más importante para el acceso a la financiación por parte, tanto de las empresas como de las familias. Esto es lo que ha llevado a las autoridades, tanto a nivel nacional, como internacional, a establecer unas normas que aseguren la estabilidad financiera del sistema y así las entidades tengan capacidad para hacer frente a situaciones adversas. Sin embargo, se ha puesto en evidencia la debilidad de esta normativa, ya que, la crisis financiera internacional generada en 2007 llevó bancos a la quiebra o en el caso español, a ser rescatados por las

autoridades financieras. Estos hechos han contribuido a que se realicen nuevos acuerdos internacionales centrados en perfeccionar esta normativa y así contribuir a la mejora de la solvencia de las entidades financieras para que puedan hacer frente a futuras situaciones adversas sin llegar a la quiebra o el rescate.

Los resultados obtenidos de este trabajo pueden ser aplicados para predecir la solvencia en años futuros siguiendo los modelos propuestos y teniendo en cuenta el periodo en el que se encuentre o se prevea que se encuentre la entidad financiera en el momento de realizar la predicción. Por otra parte, también puede ser útil para futuras investigaciones sobre la solvencia de las entidades de crédito, ya que introducimos otro punto de vista al campo de la investigación al analizar los determinantes de la solvencia año por año.

3 DESCRIPCIÓN DEL TEMA

Podemos definir la solvencia, de una forma general, como la capacidad que tiene una empresa para satisfacer sus obligaciones financieras (devolución de un préstamo y sus gastos financieros) a su vencimiento. Si nos centramos en el corto plazo, la solvencia se relaciona con la liquidez que posea la empresa para hacer frente a la deuda, en cambio, si nos centramos en el largo plazo, debemos analizar la capacidad que tenga la empresa para generar recursos que puedan hacer frente a sus obligaciones en el futuro (Cuervo y Rivero, 1986).

En una entidad financiera, esta definición cambia un poco, ya que por su razón de ser, tiene un pasivo exigible con carácter “inmediato”, es decir, los depósitos captados de la clientela, y un activo con un riesgo asociado, esto es, los préstamos concedidos; por tanto debemos analizar si la entidad posee los suficientes recursos propios para hacer frente a sus activos ponderados por riesgo. Esta manera de funcionar de las entidades financieras posiciona los problemas de solvencia en un primer plano y es por ello que la legislación se centra en exigir unos capitales mínimos a este tipo de empresas (Nieto de Alba, 1975).

En España existe un marco normativo que tiene como fin regular, entre otras cosas, la supervisión y solvencia de las entidades de crédito. Así, la Ley 13/1994, de 1 de junio, (España, 1994) estipula las competencias y funciones que corresponden al Banco de España, entre las que se encuentran supervisar la solvencia y la actuación y cumplimiento de la normativa de las entidades de crédito. Con el objetivo de adecuar la legislación bancaria a los cambios normativos internacionales llevados a cabo por los acuerdos de Basilea III (BCBS, 2010) para reforzar los sistemas bancarios, han sido aprobados en la Unión Europea, el Reglamento (UE) n.º 575/2013, de 26 de junio, y la Directiva 2013/36/UE, de 26 de junio. Esta normativa establecida por la Unión Europea se ha introducido en España con la Ley 10/2014, de 26 de junio (España, 2014).

La reforma de Basilea III, introducida en la nueva legislación, establece los siguientes cambios en cuanto a materia de solvencia:

- Aumento de la calidad del capital regulatorio con la finalidad de asegurar una mayor capacidad para absorber pérdidas por parte de la entidad. Este aumento de

calidad se hará mediante la redefinición de los instrumentos que se incluyen en el Capital de Nivel 1 o Tier 1 y el Capital de Nivel 2 o Tier 2.

Este concepto no se actualizaba desde los acuerdos de Basilea I (BCBS 1988), centrándose Basilea II (BCBS 2004) en la mejora del cálculo de los Activos Ponderados por Riesgo.

- Introducción de dos “colchones” de capital adicional de máxima calidad: uno de conservación de capital y otro anticíclico, que podrán ser utilizados en periodos de recesión.
- Aumento del nivel de requerimiento de capital para fortalecer la solvencia de las entidades. Basilea III propone aumentar el requerimiento mínimo de capital básico (Tier 1 ajustado por riesgo) al 4.5% y agregar un colchón de conservación de capital de 2.5%, exigiendo así un 7% del capital ordinario. En España se ha establecido un requerimiento mínimo, en total, del 8% de los activos ponderados por riesgo.

3.1 LITERATURA PREVIA

La solvencia de las entidades de crédito ha sido estudiada a lo largo de los años por múltiples autores, muchos de ellos con el fin de conocer los determinantes que influyen en las variaciones de los coeficientes de solvencia de las entidades, otros con el objetivo de predecir posibles quiebras futuras y algunos como análisis complementario a otros estudios realizados sobre las entidades bancarias.

En el ámbito internacional, Foos, Norden y Weber (2011) estudian la influencia de los préstamos en 16.000 entidades bancarias de los 16 países del mundo que consideran más desarrollados. Plantean tres hipótesis sobre la influencia de los préstamos en las entidades que contrastan mediante un análisis con datos de panel concluyendo que el crecimiento del préstamo tiene una repercusión negativa para la solvencia de las entidades.

Por otro lado, Abad González y Gutiérrez López (2016) analizan, a nivel europeo, la solvencia de las entidades bancarias de los países denominados PIIGS (Portugal, Italia, Irlanda, Grecia y España) mediante los test de stress. Toman como variable dependiente la solvencia medida con el nivel de capital Tier 1 y como variables independientes los ratios que conforman el modelo CAMEL (capitalización, activos, gestión, rentabilidad y

liquidez), variables macroeconómicas, la exposición que las entidades tienen a riesgos soberanos, y utilizan variables *dummy* para indicar el escenario (base o adverso) y el país al que pertenece la entidad. Como conclusión principal sostienen que las ratios que conforman el modelo CAMEL permiten realizar una adecuada predicción de la solvencia en términos de Tier 1. También Rossignolo, Fethi y Shaban (2013) analizan las entidades financieras de los PIGS, llegando a la conclusión de que la capitalización es un determinante clave en la mejora de la solvencia.

Baselga-Pascual, Trujillo-Ponce y Cardone-Riportella (2015) realizan un análisis de los factores determinantes del riesgo del sector bancario europeo. Estudian una muestra de 155 entidades en un periodo que va desde 2005 hasta 2011 incluyendo tanto variables tomadas de los balances de los bancos, como variables de carácter macroeconómico. Concluyen que una mayor capitalización, rentabilidad, eficiencia y liquidez contribuyen a reducir el riesgo de las entidades financieras y por tanto a mejorar la solvencia de estas.

Poghosyan y Čihak (2011) analizan 5.708 bancos de 25 países de la Unión Europea desde el año 1996 hasta 2007 con el fin de conocer los factores que más han contribuido a la crisis del sector bancario. Realizan el estudio mediante un análisis de regresión logística incluyendo variables tanto micro como macroeconómicas llegando a la conclusión de la significatividad que tiene la capitalización en la mejora de la solvencia, además del impacto económico que genera para la entidad una mala calidad de los activos.

A nivel nacional, Climent Serrano (2013a, 2013b, 2016) analiza los determinantes que pueden influir en la evolución de la solvencia de bancos y cajas de ahorros españoles desde los años previos a la crisis hasta los años en que España se encontraba en plena crisis. Este autor realiza el estudio mediante un modelo econométrico de datos de panel obteniendo, como resultado, que las variables con mayor impacto negativo en los niveles de solvencia son: el aumento de los índices de morosidad en el crédito y la dependencia que tienen las entidades de los mercados financieros mayoristas, y las variables que generan un impacto positivo son: el aumento de tamaño de las entidades financieras y la buena gestión (disminución) de los activos ponderados por riesgo. En esta misma línea estudian Muñoz (1999) la solvencia del sistema bancario peruano o Büyüksalvarci y Abdioglu (2011) la solvencia de las entidades financieras turcas.

Además del análisis con datos de panel, Climent Serrano (2013a, 2013b, 2016), utiliza el análisis discriminante y el test de diferencia de medias para conocer si existen diferencias entre bancos y cajas de ahorro y entre entidades que ha recibido ayudas públicas y las que no, concluyendo que las cajas de ahorro tienen menores coeficientes de solvencia que los bancos y del mismo modo las entidades que precisaron ayudas públicas tienen menor solvencia que las entidades que no recibieron ayudas.

Abad González y Gutiérrez López (2014) estudian, también, la solvencia de las entidades financieras españolas, realizando un análisis de regresión múltiple con el fin de verificar si se puede predecir el nivel de capital Tier 1 que exige la normativa de Basilea. Para ello realizan un estudio de los niveles de Tier 1 en los dos escenarios considerados en los test de estrés realizados a la banca española en 2012. Tras su análisis concluyen que la variable que más influencia tiene en el nivel de capital Tier 1 es la autonomía financiera (fondos propios/pasivo) en los dos escenarios estudiados.

Laffarga Briones, Martín Marín y Vázquez Cueto (1985), analizando la solvencia de las entidades financieras españolas tras la crisis bancaria de 1978, utilizan dos propuestas metodológicas: el análisis de la varianza (ANOVA) y el análisis discriminante. Los resultados obtenidos de su estudio definen la rentabilidad y la liquidez como las variables que más influencia positiva tuvieron en la solvencia en los años estudiados.

Otros autores enfocan más sus estudios a la predicción de insolvencias o quiebra bancaria, como por ejemplo West (1985), que realiza un análisis logit de las entidades de crédito estadounidense, con el fin calcular la probabilidad de que lleguen a ser insolventes, obteniendo como resultado la significatividad del modelo CAMEL en la estimación de la (in)solvencia.

4 METODOLOGÍA

En este trabajo nos centraremos en analizar los factores determinantes que influyen en la solvencia de las entidades de crédito en el ámbito español, teniendo en cuenta las variables que han resultado significativas en estudios previos, sin entrar en el estudio sobre la probabilidad de una entidad de quebrar (o ser insolvente). Como variable dependiente se tomará la ratio de solvencia de la normativa de Basilea (fondos propios / activos ponderados por riesgo). Hemos decidido no incluir variables macroeconómicas debido a que no realizaremos regresiones de serie temporal sino de corte transversal, obteniendo de cada año una ecuación diferente y a consecuencia de esto las variables macroeconómicas resultarán constantes.

Aplicaremos como metodología la regresión lineal múltiple y el análisis discriminante en el que se incluirá un test de diferencia de medias para apoyar los resultados. Hemos desechado trabajar con el análisis mediante datos de panel ya que no ha sido estudiado en ninguna de las asignaturas impartidas en el Grado en Finanzas. También hemos desechado la opción de analizar la solvencia mediante test de estrés porque el número de bancos sometidos a las pruebas de resistencia es reducido y no da lugar a la obtención de una muestra representativa del sector bancario español.

La regresión lineal múltiple se utilizará para construir un modelo econométrico, para cada año analizado, que nos permita predecir la solvencia de las entidades de crédito españolas.

Por otro lado, utilizaremos el análisis discriminante para comprobar la existencia de diferencias significativas en los niveles de solvencia entre unos años y otros, sobre todo con el fin de verificar si existen diferencias en los determinantes de la solvencia entre los años anteriores y posteriores a la crisis. También nos apoyaremos en un test de diferencia de medias para contrastar los resultados obtenidos del análisis discriminante. Con estos dos análisis esperamos encontrar diferencias, al menos, entre los años anteriores a la crisis, años de plena crisis y posteriores a esta.

El análisis vendrá efectuado mediante el estudio econométrico de ratios, cuya ventaja reside en que podemos comparar entidades con un gran volumen de negocios con pequeñas entidades, ya que se elimina la influencia del tamaño en las distintas variables.

4.1 REGRESIÓN MÚLTIPLE

La regresión múltiple trata de explicar el comportamiento de una variable dependiente (explicada) en función de otras variables independientes (explicativas) con el fin de conocer qué valor de la variable explicada corresponde a cada valor de las variables explicativas (Montero Lorenzo, 2007). La relación entre la variable dependiente y las variables independientes en un modelo de regresión lineal se define de la siguiente forma:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} + u_i$$

Con el fin de analizar la validez del modelo se debe comprobar que este cumple unos supuestos básicos:

- 1° **Linealidad.** La variable dependiente es resultado de una combinación lineal de las variables independientes. Para comprobar el cumplimiento de este supuesto se analizan, visualmente, los gráficos de regresión parcial y de residuos.
- 2° **Independencia de los términos de error.** Los residuos han de ser independientes entre sí, es decir, no deben estar correlacionados. La comprobación de esta hipótesis se realiza mediante el estadístico de Durbin-Watson que oscila entre 0 y 4. Cuando los residuos son independientes toma el valor 2, aunque podemos asumir independencia con valores entre 1,5 y 2,5. Valores mayores a 2 indican autocorrelación negativa, y menores, positiva.
- 3° **Normalidad.** Se asume la hipótesis de que las perturbaciones siguen una distribución normal con media cero.

Existen varias formas de comprobar la normalidad de los residuos. Una forma es observando el histograma de los residuos tipificados, donde se verá si estos forman la campana de Gauss con media 0 y desviación típica 1. Otra forma de comprobar la normalidad es mediante los estadísticos de Shapiro-Wilks o Kolmogorov-Smirnov, para muestras inferiores o superiores a 50 respectivamente. Con ambos estadísticos se realiza un contraste de hipótesis cuya hipótesis nula se define como la existencia de normalidad.

- 4° **Ausencia de multicolinealidad.** No debe existir autocorrelación entre las variables independientes, es decir, deben ser linealmente independientes. Para verificar que

no existe multicolinealidad podemos observar la matriz de correlaciones, sin embargo no es suficiente con este método ya que puede no haber correlación entre parejas pero si existir multicolinealidad entre grupos de variables. Por tanto debemos calcular la tolerancia y el factor de inflación de la varianza (FIV). Afirmaremos que existe multicolinealidad cuando la tolerancia tome valores inferiores a 0,10 y la inflación de la varianza tome valores grandes, generalmente mayores a 10.

5° Homocedasticidad. Todas las perturbaciones tienen la misma varianza, es decir, la varianza de los términos de error es constante, y por tanto es independiente del tiempo o de los valores de las variables explicativas. El incumplimiento de este supuesto implica que exista heterocedasticidad. Esta hipótesis se puede verificar mediante un gráfico de dispersión en el que se representen los residuos tipificados frente a los valores pronosticados tipificados de la variable dependiente. Para afirmar que existe homocedasticidad el gráfico de dispersión no debe mostrar ninguna pauta de asociación entre los residuos y los valores pronosticados.

4.2 ANÁLISIS DISCRIMINANTE

El análisis discriminante se puede definir, según Abaira y Perez de Vargas (1996, p. 341), como “el conjunto de técnicas estadísticas que permiten estudiar el grado en que diferentes poblaciones, establecidas a priori, difieren entre sí”. (Calvo Silvosa y Rodríguez López, 2003).

El método de Fisher es el más utilizado para realizar el análisis discriminante. Según este método se introduce una variable dicotómica que asigna, al individuo, la pertenencia a una población u otra, esta es la variable dependiente. La combinación de las variables discriminantes (independientes) forman la función discriminante, que es la siguiente:

$$Z_{ij} = U_1 X_{i1j} + U_2 X_{i2j} + \dots + U_n X_{inj}$$

donde:

$i = 1, \dots, k$ (grupos)

$j = 1, 2, \dots, m$ (observaciones)

Para aplicar correctamente el análisis discriminante es necesaria la comprobación de unas hipótesis básicas: distribución normal, homogeneidad de varianzas y covarianzas, ausencia de multicolinealidad y capacidad discriminante.

Con el supuesto de **normalidad** se asume que las variables representan una distribución normal multivariante. Se puede comprobar mediante los contrastes de normalidad.

La **homogeneidad de las varianzas y covarianzas** se refiere a que las matrices de varianzas y covarianzas han de ser homogéneas entre los grupos. Esta hipótesis se contrasta con el estadístico de M de Box formulando como hipótesis nula la igualdad de las varianzas y covarianzas entre grupos. Si se desea hacer un contraste individual para cada variable se utiliza el test de Levene.

La **ausencia de multicolinealidad** significa que las variables no deben estar autocorrelacionadas entre sí.

Por último la **capacidad discriminante** se refiere a que los grupos han de diferir lo máximo posible entre sí. Para comprobarlo se utiliza el contraste lambda de Wilks y el ANOVA.

5 RECOGIDA DE INFORMACIÓN, MUESTRA Y VARIABLES

5.1 RECOGIDA DE INFORMACIÓN

Los datos utilizados en el estudio de la solvencia bancaria han sido obtenidos de las cuentas anuales de los bancos y cajas de ahorro españolas que han sido proporcionadas por las páginas web de la Confederación Española de Cajas de Ahorros (CECA), la Asociación Española de Banca (AEB) y las páginas web de las propias entidades.

La CECA es una organización creada en 1928 con el fin de cumplir tres funciones principales: representar a las cajas de ahorros a nivel institucional y así defender los intereses de sus asociados en el ámbito tanto nacional como internacional; realizar un seguimiento regulatorio de las cajas de ahorros, así como estudios económicos que sean de interés para estas; y difundir y promover la inversión social tanto en obra social como en responsabilidad social corporativa. De su página web (www.ceca.es) se han obtenido los balances y cuentas de pérdidas y ganancias de las cajas de ahorros

Por otra parte, la AEB, fundada en 1977, es una asociación profesional a la que se pueden afiliar, de forma voluntaria, los bancos españoles y que operan en España. Aunque la afiliación sea voluntaria, todos los bancos que tienen una actividad significativa en España son miembros de esta asociación. La función principal de esta organización es el amparo y representación de los bancos asociados en los distintos ámbitos que conciernen a su actividad. Los balances y cuentas de pérdidas y ganancias de los bancos se han extraído de su página web: www.aebanca.es.

Los datos que no se han podido extraer de los balances, como la tasa de morosidad o los activos ponderados por riesgo, se han buscado en las memorias elaboradas por las entidades y publicadas en sus páginas webs oficiales.

5.2 DESCRIPCIÓN DE LA MUESTRA

Debido a la reestructuración bancaria efectuada a raíz de la crisis financiera de 2008, las entidades financieras no coinciden a lo largo del periodo seleccionado, por ello se ha seleccionado una muestra de bancos y cajas de ahorros que conforman aproximadamente el 80% del activo total, correspondiente a cada año, del sector bancario español. En la siguiente tabla se muestra la cuota de participación de cada entidad sobre el total del activo:

Tabla 5.1. Cuota de participación de cada banco sobre el activo del sector.

	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015
CAM	2,40%	2,70%	2,74%	2,65%	2,45%	2,57%	2,40%	-	-	-	-
La Caixa	8,50%	9,03%	9,06%	8,92%	9,13%	9,82%	-	-	-	-	-
Caixa-Bank	-	-	-	-	-	-	9,34%	12,08%	13,23%	12,74%	12,42%
Caixa Catalunya	2,58%	2,99%	2,63%	2,26%	2,24%	2,81%	-	-	-	-	-
Bilbao Bizkaia Kutxa	1,09%	1,17%	1,16%	1,06%	1,05%	1,04%	-	-	-	-	-
CajaSur	0,74%	0,75%	0,73%	0,71%	0,65%	-	-	-	-	-	-
Caixa Galicia	1,96%	1,94%	1,88%	1,70%	1,67%	-	-	-	-	-	-
Nova Caixa Galicia	-	-	-	-	-	2,50%	2,40%	2,18%	2,14%	-	-
Caja Castilla la Mancha	0,77%	0,85%	0,95%	0,74%	0,92%	-	-	-	-	-	-
Caja España	0,97%	0,96%	0,88%	0,91%	0,91%	1,66%	-	-	-	-	-
Banco Ceiss	-	-	-	-	-	-	1,52%	1,37%	1,45%	-	-
Caja Madrid	6,00%	6,34%	6,30%	6,56%	6,23%	6,79%	-	-	-	-	-
Bankia	-	-	-	-	-	-	10,54%	10,05%	10,03%	9,53%	8,47%
Unicaja	1,23%	1,30%	1,29%	1,18%	1,24%	1,25%	1,37%	1,48%	1,70%	1,51%	1,50%
Caja Murcia	0,70%	0,76%	0,84%	0,79%	0,80%	-	-	-	-	-	-
Banco Mare Nostrum	-	-	-	-	-	-	1,56%	-	-	-	-
Caixa Ontiyent	0,20%	0,21%	0,36%	0,30%	0,29%	0,31%	0,32%	0,38%	0,51%	0,57%	0,59%
Caixa Pollença	0,10%	0,14%	0,13%	0,10%	0,12%	0,12%	0,12%	0,13%	0,17%	0,20%	0,19%
Caja Duero	0,82%	0,77%	0,76%	0,76%	0,77%	-	-	-	-	-	-
Kutxa	0,80%	0,82%	0,79%	0,76%	0,75%	0,77%	-	-	-	-	-
Kutxabank	-	-	-	-	-	-	-	1,94%	2,01%	2,04%	2,09%
El Monte	0,69%	0,68%	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Bancaja	2,64%	2,92%	3,15%	3,11%	3,25%	3,20%	-	-	-	-	-
Caixanova	0,82%	0,88%	0,94%	0,96%	0,95%	-	-	-	-	-	-
IberCaja	1,55%	1,65%	1,64%	1,55%	1,53%	1,55%	1,49%	1,49%	1,61%	2,36%	2,20%
Banca Cívica	-	-	-	-	-	-	2,52%	-	-	-	-
BBVA	15,23%	14,08%	14,26%	14,43%	14,24%	14,28%	14,54%	14,41%	15,16%	16,39%	17,03%
Santander	15,37%	13,36%	14,60%	16,02%	15,12%	15,63%	16,47%	17,12%	18,07%	19,53%	20,18%
Banesto	4,87%	5,15%	4,67%	4,53%	4,63%	4,47%	3,91%	3,78%	-	-	-
Sabadell	2,72%	3,18%	3,04%	2,90%	2,96%	3,15%	3,33%	5,58%	5,62%	6,41%	6,62%
Banco Popular	3,25%	3,35%	3,20%	3,74%	4,67%	4,73%	4,59%	5,48%	5,55%	6,24%	6,27%
Bankinter	2,23%	2,19%	2,09%	2,08%	2,00%	2,03%	2,13%	2,21%	2,41%	2,48%	2,52%
Banco Pastor	1,05%	1,10%	1,01%	0,99%	1,16%	1,13%	1,07%	-	-	-	-
Banca March	0,35%	0,38%	0,36%	0,35%	0,33%	0,33%	0,35%	0,40%	0,41%	0,46%	0,47%
Banca Pueyo	0,30%	0,32%	0,32%	0,31%	0,29%	0,31%	0,32%	0,37%	0,37%	0,42%	0,43%
Total	79,94%	79,98%	79,78%	80,35%	80,40%	80,47%	80,32%	80,49%	80,45%	80,91%	80,99%

5.3 HIPÓTESIS Y VARIABLES

Tras la revisión del marco teórico sobre la solvencia bancaria podemos establecer las siguientes hipótesis:

H 1. Un incremento en la morosidad de los créditos contribuye a una disminución de los niveles de solvencia de las entidades financieras, por lo que esperamos una relación negativa con la solvencia.

Según Carbó Valverde y Rodríguez Fernández (2009), Maudos (2012) y Climent Serrano (2013a, 2013b) la morosidad es uno de los determinantes que afecta

negativamente a la solvencia, sobre todo en los años posteriores a la crisis financiera, debido el incremento de las tasas de morosidad.

H 2. Los niveles de solvencia se ven perjudicados por las grandes inversiones inmobiliarias llevadas a cabo por las entidades financieras españolas, por lo que esperamos una relación negativa con la solvencia.

El elevado endeudamiento que ha provocado el boom inmobiliario en la banca privada tras la crisis de 2008 influye, según Berges Lobera, Manzano Romero y Valero López (2011), negativamente en solvencia. Climent Serrano (2016) apunta que la gran inversión inmobiliaria puede haber generado pérdidas para el sistema bancario español y estas, a su vez, pueden haber influido en la disminución de la solvencia. Para contrastar esta hipótesis nos valdremos de dos ratios: inversiones inmobiliarias respecto al activo total de la entidad y activos no corrientes en venta también entre el activo.

H 3. El nivel de inversiones crediticias sobre el activo tiene una relación negativa con la solvencia de la entidad, es decir, un aumento en las inversiones de crédito contribuye a una disminución en la ratio de solvencia.

Estudios recientes han demostrado cómo el incesante aumento en la concesión de crédito ocurrido en la época de mayor crecimiento económico en España ha sido uno los principales detonantes de la crisis financiera afectando a los niveles de solvencia del sistema financiero (Climent Serrano, 2013a; Baselga-Pascual, Trujillo-Ponce y Cardone-Riportella, 2015).

H 4. Un mayor nivel de liquidez contribuye al aumento de la solvencia de la entidad, por lo que esperamos que el signo de esta variable sea positivo.

El uso de la titulización de activos ha ido creciendo y se ha convertido en un recurso habitual para las entidades financieras, lo que pone de manifiesto las necesidades de liquidez del sector bancario español afectando de forma directa a sus coeficientes de solvencia (Carbó Valverde y Maudos Villarroya, 2010). A consecuencia de esta práctica habitual, el Banco de Pagos Internacionales ha actualizado los cuadros normativos del comité de Basilea para exigir unos coeficientes mínimos de liquidez que cubran el riesgo por este concepto (BCBS, 2010).

Debido a la importancia de la liquidez en las entidades financieras, son muchos los estudios en los que se utiliza este indicador como un factor determinante de la solvencia (Laffarga Briones, et al., 1985; Berges Lobera et al., 2011; Abad González y Gutiérrez López, 2014)

H 5. La financiación internacional ejerce una gran influencia para la solvencia de las entidades de crédito pudiendo perjudicar considerablemente la ratio de solvencia, pero también pudiendo contribuir a su mejora. No se espera un signo concreto para contrastar esta hipótesis.

El inicio de la crisis internacional en 2007 provocó una paralización en los mercados internacionales, dificultando el acceso de las entidades de crédito a la financiación en los mercados financieros internacionales (Carbó Valverde y Maudos Villarroya, 2010). Debido a la gran dependencia que tienen las entidades de este tipo de financiación la solvencia puede verse reducida, sin embargo, si esta financiación se obtiene prácticamente a coste cero, puede beneficiar la solvencia de las entidades. Climent Serrano (2016) toma, como indicadores de la financiación mayorista, la financiación por parte de bancos centrales, los recursos obtenidos por débitos negociables y la deuda subordinada, todos ellos con respecto al activo.

H 6. El apalancamiento afecta a la solvencia de tal forma que, si el incremento de ese apalancamiento se traduce en ingresos para la entidad, la relación entre ambas variables será positiva, mientras que un elevado apalancamiento con el que se asuman mayores riesgos, y estos se traduzcan en una disminución de los fondos propios influirá de forma negativa en la solvencia de la entidad. Por tanto no se espera un signo concreto para esta variable.

Según Maudos (2012) el excesivo aumento del apalancamiento ha provocado disminuciones en la solvencia de las entidades financieras españolas. En ese mismo sentido se expresan Foos, Norden y Weber (2010) en su análisis de las entidades europeas, incluidas las españolas. Sin embargo, Climent Serrano (2016) afirma y demuestra, en su estudio sobre la solvencia de las entidades de crédito españolas, que un aumento del apalancamiento hará incrementar la solvencia si este apalancamiento genera beneficios. La variable que utilizaremos para contrastar es la ratio créditos entre depósitos.

El análisis de este indicador es de gran importancia ya que a raíz de la crisis internacional de 2007 el Banco de Pagos Internacionales ha establecido en el comité de Basilea III, una ratio de apalancamiento con el fin de reducir el excesivo apalancamiento que tienen las entidades financieras.

H 7. La gestión de la cartera de valores influye en la solvencia de la entidad, de modo que, si existe una buena gestión, la entidad obtendrá beneficios contribuyendo al aumento del nivel de solvencia, y en el caso contrario, la entidad incurrirá en pérdidas provocando una disminución de la solvencia. Por tanto, en este caso, no tenemos definido un signo determinado para la hipótesis.

Según Climent Serrano (2016) en los periodos de crecimiento económico las entidades posiblemente obtengan beneficios en la gestión de valores, mientras que en los años de crisis se dará el caso contrario. En este modo se expresan también Rossignolo, Fethi y Shaban, (2013) en su análisis sobre las entidades financieras de los PIGS.

Para contrastar esta hipótesis se utilizarán tres ratios: cartera de inversión a vencimiento, valores representativos de deuda a corto plazo e instrumentos de capital a corto plazo, todos con respecto al activo.

H 8. La capitalización de la entidad afecta a su solvencia de modo que, una entidad con mayor capital tendrá mayor solvencia.

Rossignolo, et al. (2013), sostienen en su estudio sobre cómo afectó la crisis financiera de 2008 a las entidades bancarias de Portugal, Irlanda, Grecia y España, que la solvencia se vió afectada por la disminución de capital sufrida por las entidades. Otros autores como Poghosyan y Čihak (2011), y Abad González y Gutiérrez López (2016) también manifiestan la relación directa existente entre la capitalización y la solvencia.

H 9. Una entidad financiera eficiente, que tenga una buena gestión de los recursos, contribuye a tener mejores niveles de solvencia.

El contraste de esta hipótesis se efectuará con la ratio de rentabilidad sobre recursos propios (ROE), el margen de interés y los intereses cobrados ambos respecto al activo y la ratio de eficiencia operativa. En la mayoría de los estudios sobre solvencia bancaria se define la eficiencia de la entidad como un factor determinante de la solvencia. Así Climent Serrano (2013b) introduce la rentabilidad sobre recursos propios como

indicador de eficiencia y Laffarga Briones et al. (1985) utilizan, además del ROE, la ratio de eficiencia operativa.

Para realizar el análisis se seleccionaron inicialmente variables de dos tipos: microeconómicas y macroeconómicas, pero debido a que el estudio se llevará a cabo año por año, las variables macroeconómicas resultan constantes para todos los bancos, por tanto, hemos decidido desecharlas. En cuanto a las variables microeconómicas, serán obtenidas, como ya hemos hablado en el apartado de metodología, mediante ratios calculadas a partir de los estados contables de las entidades.

La variable dependiente, solvencia, se calcula como la relación entre fondos propios y activos ponderados por riesgo.

Por otro lado, de las hipótesis formuladas, obtenemos 17 variables independientes (explicativas), que son las siguientes:

- **Morosidad:** la tasa de morosidad nos indica el porcentaje de créditos que no ha sido devuelto a la entidad o que se espera que no sean devueltos.
- **Inversiones inmobiliarias:** es el porcentaje de inversión dedicada a los activos inmobiliarios respecto al activo.
- **Activos no corrientes en venta:** nos proporcionan la información sobre los inmuebles propiedad del banco a causa de las adjudicaciones por impagos de préstamos.
- **Inversiones crediticias:** esta ratio es un indicador del riesgo de crédito, nos permite saber el porcentaje de créditos y préstamos concedidos sobre el activo.
- **Liquidez:** con la ratio de liquidez podemos determinar la capacidad que tiene la entidad de hacer frente a sus obligaciones en el corto plazo.
- **Financiación por parte de bancos centrales:** esta ratio muestra qué porcentaje del activo total de la entidad corresponde a la financiación obtenida por parte de los bancos centrales.

- **Recursos obtenidos mediante débitos negociables en mercados mayoristas:** con esta ratio obtenemos la proporción de recursos que la entidad obtiene acudiendo a los mercados financieros internacionales.
- **Deuda subordinada:** son los títulos de renta fija emitidos por la entidad de crédito para financiarse. Con este indicador sabremos la proporción del activo que corresponde a este tipo de financiación.
- **Apalancamiento:** nos indica el porcentaje de préstamos concedidos sobre el total de depósitos captados, esto es, la facilidad con la que una entidad financiera puede responder ante una demanda masiva de dinero. Por tanto, cuanto mayor sea la ratio más dificultades tendrá la entidad para hacer frente a esta hipotética situación.
- **Cartera de inversión a vencimiento:** representa el porcentaje de activos, mantenidos hasta la fecha de vencimiento de la inversión, sobre el activo total de la entidad.
- **Valores representativos de deuda a corto plazo:** con esta ratio podremos conocer el porcentaje del activo que forma la inversión con vencimiento no superior al año.
- **Instrumentos de capital a corto plazo:** nos indica el porcentaje de inversión en acciones y cuotas participativas mantenidas por la empresa con efectos de negociación, ya que se prevé su venta en el corto plazo.
- **Capitalización:** muestra la autonomía financiera de la entidad, calculada como relación entre recursos propios y recursos ajenos.
- **ROE:** la rentabilidad financiera mide el rendimiento que obtienen los accionistas, esto es, la capacidad que tiene la entidad de retribuir a los accionistas.
- **Margen de interés:** el margen de interés, calculado como intereses cobrados menos intereses pagados, proporciona información sobre la gestión efectuada por la empresa.
- **Intereses cobrados:** al igual que el margen de interés, aporta información sobre la eficiencia de la entidad.

- **Eficiencia operativa:** con esta ratio podemos conocer qué porcentaje del margen obtenido por la actividad principal de la entidad es consumido por los gastos

A continuación se muestran las notaciones de las variables independientes escogidas y su cálculo:

Tabla 5.2. Resumen de las variables independientes.

Notación	Variable	Cálculo
T_MORA	Tasa de morosidad	$\frac{\text{Créditos dudosos}}{\text{Inversiones crediticias}}$
INV_INMO	Inversiones inmobiliarias	$\frac{\text{Inversiones inmobiliarias}}{\text{Activo}}$
ANCV	Activos no corrientes en venta	$\frac{\text{A. no corrientes en venta}}{\text{Activo}}$
INV_CRE	Inversiones crediticias	$\frac{\text{Inversiones crediticias}}{\text{Activo}}$
LIQ	Liquidez	$\frac{\text{Caja y Depósitos en Bancos Centrales}}{\text{Recursos ajenos}}$
FIN_BC	Financiación por parte de bancos centrales	$\frac{\text{Financiación BCs}}{\text{Activo}}$
ROMDNMM	Recursos obtenidos mediante débitos	$\frac{\text{Recursos de débitos negociables}}{\text{Activo}}$
D_SUB	Deuda subordinada	$\frac{\text{Deuda subordinada}}{\text{Activo}}$
LTD	Apalancamiento	$\frac{\text{Créditos}}{\text{Depósitos}}$
CI_VTO	Cartera de inversión a vencimiento	$\frac{\text{Cartera activos a vto.}}{\text{Activo}}$
VRD_CP	Valores representativos de deuda a corto plazo	$\frac{\text{Valores representativos de deuda c/p}}{\text{Activo}}$
IC_CP	Instrumentos de capital a corto plazo	$\frac{\text{Instrumentos de capital a c/p}}{\text{Activo}}$
CAP	Capitalización	$\frac{\text{Fondos Propios}}{\text{Pasivo}}$
ROE	ROE	$\frac{\text{Beneficio neto}}{\text{Recursos Propios}}$
M_INT	Margen de interés	$\frac{\text{Intereses cobrados – pagados}}{\text{Activo}}$
INT_C	Intereses cobrados	$\frac{\text{Intereses cobrados}}{\text{Activo}}$
EF_OP	Eficiencia operativa	$\frac{\text{Gastos de explotación}}{\text{Margen bruto}}$

6 ANÁLISIS EMPÍRICO

6.1 ANÁLISIS INICIAL DE LOS DATOS

Una vez recogida la información, seleccionada la muestra con la que trabajaremos y escogidas las variables que, según la literatura previa estudiada, son determinantes en las variaciones de los coeficientes de solvencia, podemos proceder a tratar los datos obtenidos.

En primer lugar, para realizar un análisis básico de los datos, obtendremos unos estadísticos descriptivos, ayudándonos de gráficos, con el fin de comparar las ratios más representativas en la fluctuación de los niveles de solvencia según el marco teórico estudiado.

Observando las tablas de estadísticos descriptivos podemos comprobar como en los años 2013, 2014 y 2015 los niveles medios de solvencia de las entidades de crédito fueron en aumento (0,1085, 0,1169 y 0,1201), posiblemente debido a la reestructuración financiera llevada a cabo en España y a la adopción, por parte de las entidades bancarias, de los nuevos acuerdos de Basilea III (BCBS, 2010).

El impacto que tuvo el estallido de la burbuja inmobiliaria en el sector bancario se puede apreciar en la ratio de activos no corrientes en venta (ANCV), la cual se disparó en 2008 (0,0021), a causa del incremento de las adjudicaciones por el impago de préstamos hipotecarios llegando en 2012 a suponer el 0,76% del activo total. Cifra bastante elevada, si consideramos que en los años anteriores a la crisis, esta ratio rondaba el 0,03% del total de los activos de las entidades. Este acontecimiento también se puede apreciar en la ratio de inversiones inmobiliarias, que también sufrió un incremento a partir de 2008.

Se puede apreciar la elevada ratio de inversiones crediticias, con un pico en 2006 que supone el 82,25% del activo total de las entidades financieras evidenciando la cantidad créditos concedidos por el sector bancario español en los años de crecimiento económico. También podemos observar como los valores para esta ratio se han ido reduciendo hasta llegar en 2015 al 65,59%, posiblemente debido al endurecimiento de las condiciones para el acceso al crédito a consecuencia de la crisis financiera. Con la ratio créditos entre depósitos (LTD) podemos reforzar la afirmación sobre el exceso de crédito concedido por parte de las entidades financieras, ya que este se mantiene en

niveles superiores a 1 hasta el año 2012 mostrando que la concesión de créditos superaba a la captación de depósitos.

Se observa también, una elevada ratio de los recursos obtenidos mediante débitos negociables en mercados mayoristas en comparación con los otros dos tipos de financiación (financiación de bancos centrales y deuda subordinada), mostrando la tendencia de las entidades financieras a acudir a este tipo de mercados financieros.

La eficiencia operativa tiene una desviación típica muy elevada en algunos años, por lo que su media no es representativa, esto quiere decir que, las ratios de eficiencia difieren mucho de unas entidades a otras.

Tabla 6.1. Estadísticos descriptivos 2005, 2006 y 2007.

	2005			2006			2007		
	N	Media	Desv. típ.	N	Media	Desv. típ.	N	Media	Desv. típ.
SOLVE	28	,0725774887	,02309991216	28	,0661272442	,01951262038	27	,0687648501	,02237816030
T_MORA	28	,0072107143	,00497522300	28	,0069464286	,00410532465	27	,0081111111	,00360110382
INV_INMO	28	,0009744940	,00157206607	28	,0008555250	,00140057057	27	,0007153310	,00118026376
ANCV	28	,0003656741	,00087370961	28	,0003058097	,00086588359	27	,0002850975	,00032656401
INV_CRE	28	,7943883648	,08279797988	28	,8225210632	,06306760952	27	,8085534396	,08385258466
LIQ	28	,0172347313	,00978260176	28	,0144698275	,00602034328	27	,0220826992	,01034609005
FIN_BC	28	,0107930798	,01800805193	28	,0079322754	,01652998159	27	,0186512703	,02054616059
ROMDNMM	28	,0949548657	,07027885233	28	,1094021862	,08300405088	27	,1326770916	,09451368067
D_SUB	28	,0277652101	,01494630175	28	,0273275154	,01526060566	27	,0246741551	,01633028054
LTD	28	1,0797115808	,16539369152	28	1,1192256641	,18382161742	27	1,3580251351	,97506043449
CI_VTO	28	,0203913555	,03281984317	28	,0184066827	,02774085908	27	,0151451467	,02450385032
VRD_CP	28	,0160961548	,03409395173	28	,0081560022	,01715913184	27	,0062274652	,01258943218
IC_CP	28	,0027664193	,00582259385	28	,0036795245	,00910793502	27	,0026629476	,00614342258
CAP	28	,0646216385	,02895946766	28	,0602381242	,02594796898	27	,0601305366	,02480508039
M_INT	28	,0167996832	,00522851406	28	,0149837077	,00495925243	27	,0153587437	,00565201811
INT_C	28	,0316571672	,00460815641	28	,0338324172	,00367826932	27	,0428977281	,00474662320
EF_OP	28	,7106677806	,09793871341	28	,6808070699	,09182254871	27	,6493753114	,11552414631
ROE	28	,1106150790	,03298268850	28	,1304130092	,06554772078	27	,1397632802	,06237344518

Tabla 6.2. Estadísticos descriptivos 2008, 2009 y 2010.

	2008			2009			2010		
	N	Media	Desv. típ.	N	Media	Desv. típ.	N	Media	Desv. típ.
SOLVE	27	,1156429043	,15400182709	27	,0794034221	,03502987973	22	,0808569039	,03235270291
T_MORA	27	,0281629630	,01628437543	27	,0536555556	,06339660470	22	,0464954545	,01855122836
INV_INMO	27	,0013198144	,00223238055	27	,0017952061	,00277790288	22	,0020634883	,00280276773
ANCV	27	,0021692239	,00269038643	27	,0047078552	,00494245163	22	,0049389299	,00386940444
INV_CRE	27	,7903545551	,07592898152	27	,7807721703	,07453566217	22	,7748044072	,07818371272
LIQ	27	,0223245646	,01658375936	27	,0183922385	,00781014930	22	,0128499108	,00591530098
FIN_BC	27	,0418222192	,03591334578	27	,0401702876	,03578539143	22	,0332087165	,03355516090
ROMDNMM	27	,1092449655	,08089694497	27	,1225127545	,08543516907	22	,1184092565	,07335203187
D_SUB	27	,0230114781	,01472993447	27	,0270948032	,01886761561	22	,0253174238	,01845146000
LTD	27	1,1102823763	,30625898409	27	1,1466863599	,21332263748	22	1,1330528808	,18044544979
CI_VTO	27	,0197126590	,02438372124	27	,0261691747	,03177568336	22	,0305439350	,03260529444
VRD_CP	27	,0062181863	,01159082263	27	,0111044067	,02105824643	22	,0061176569	,01320012926
IC_CP	27	,0014101226	,00326234584	27	,0017812288	,00386349093	22	,0017474658	,00431197663
CAP	27	,0600196660	,02639953375	27	,0602687226	,03019135584	22	,0631078915	,03320819800
M_INT	27	,0164038339	,00880498060	27	,0162928153	,00462621943	22	,0111008547	,00832862674
INT_C	27	,0492164344	,00553056702	27	,0368426610	,00588834800	22	,0244317602	,00996209909
EF_OP	27	,8191459071	,34987399461	27	1,4288490486	3,04583597313	22	,8352521849	,20077820174
ROE	27	,0008552908	,57094819604	27	,0230035615	,79838690671	22	,0565740431	,03156951299

Tabla 6.3. Estadísticos descriptivos 2011, 2012 y 2013.

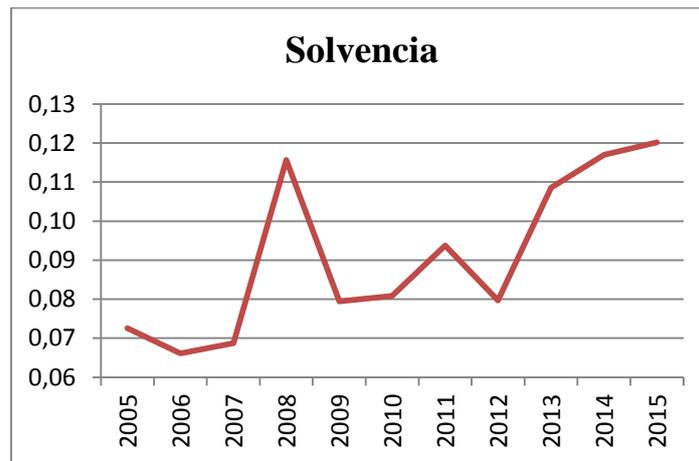
	2011			2012			2013		
	N	Media	Desv. tıp.	N	Media	Desv. tıp.	N	Media	Desv. tıp.
SOLVE	20	,0937275797	,02587127865	17	,0796709202	,05680701589	16	,1085759791	,02595207963
T_MORA	20	,0611750000	,04574505869	17	,0741411765	,04125807586	16	,0917375000	,03648899149
INV_INMO	20	,0017372901	,00238703568	17	,0016251772	,00214266164	16	,0016693189	,00203740160
ANCV	20	,0071948961	,00633814514	17	,0076298255	,00841430984	16	,0075307413	,00845870788
INV_CRE	20	,7507425990	,08232092865	17	,6763590332	,09982412659	16	,6629588184	,09758958703
LIQ	20	,0187731739	,01178454798	17	,0252534594	,02750680959	16	,0275861988	,02906425555
FIN_BC	20	,0637858361	,03722390449	17	,1101671911	,05432424358	16	,0827418355	,07426510585
ROMDNMM	20	,1013267630	,06112232807	17	,0849547906	,04733139240	16	,0648124828	,04273339465
D_SUB	20	,0227758566	,01832049680	17	,0160568209	,01804629085	16	,0083377455	,01021860755
LTD	20	1,1100120450	,18306188304	17	1,0528125233	,19913621570	16	,9382469448	,17473996331
CI_VTO	20	,0386041655	,02905237617	17	,0634828345	,06356618079	16	,0623535291	,07609589085
VRD_CP	20	,0060413989	,01239397604	17	,0068381388	,01319652813	16	,0079327570	,01383438033
IC_CP	20	,0011379034	,00282424121	17	,0015713722	,00321643566	16	,0027811905	,00584598151
CAP	20	,0625064361	,02107778536	17	,0563472817	,03564231336	16	,0699329621	,02459475688
M_INT	20	,0124352647	,00493843315	17	,0138469914	,00561910946	16	,0133676714	,00620402852
INT_C	20	,0307955174	,00538487576	17	,0297078903	,00608476631	16	,0272583481	,00643176576
EF_OP	20	1,1337456893	1,29146778914	17	2,1752796203	2,20115455945	16	,8651320760	,13946748732
ROE	20	,1088454742	,25253681896	17	-,0234330894	1,61919591991	16	,0154279748	,03646002619

Tabla 6.4. Estadísticos descriptivos 2014 y 2015.

	2014			2015		
	N	Media	Desv. tıp.	N	Media	Desv. tıp.
SOLVE	14	,1169761957	,02476722229	14	,1201583882	,02150478956
T_MORA	14	,0869214286	,03548174349	14	,0747357143	,03353766212
INV_INMO	14	,0017164402	,00174865154	14	,0017773376	,00194398616
ANCV	14	,0068447894	,00578477018	14	,0061644732	,00606507893
INV_CRE	14	,6566325344	,09618158385	14	,6559636833	,11663832436
LIQ	14	,0136876287	,00995648658	14	,0202068897	,00967863090
FIN_BC	14	,0653219662	,05766189060	14	,0677091086	,05624385095
ROMDNMM	14	,0632677370	,04985938387	14	,0580339101	,05621570981
D_SUB	14	,0080193758	,00902492948	14	,0094989854	,01108124681
LTD	14	,9276896329	,20732826108	14	,9353457972	,21890721295
CI_VTO	14	,0382075968	,04907942170	14	,0357354293	,04688870160
VRD_CP	14	,0096459372	,01655222244	14	,0092919664	,01574160189
IC_CP	14	,0020589226	,00461496403	14	,0023129677	,00560460640
CAP	14	,0750148962	,02097805054	14	,0802278908	,02338735184
M_INT	14	,0136485020	,00618042929	14	,0146325744	,00571732093
INT_C	14	,0240549221	,00648358633	14	,0227097675	,00688764105
EF_OP	14	,7461091083	,09370960763	14	,7856943446	,11053994619
ROE	14	,0569065870	,03587073971	14	,0578467417	,03477828441

Observando el Gráfico 6.1 podemos comprobar cómo la solvencia fue creciendo hasta 2008 año en que alcanzó su máximo, posiblemente debido a que aún no se había materializado la crisis financiera en los activos ponderados por riesgo de las entidades, sin embargo, esta consecuencia se puede ver en los años sucesivos con una fuerte caída de los coeficientes de solvencia. A partir de 2012 los niveles de solvencia vuelven a aumentar, lo que denota que las medidas financieras tomadas, relativas a este tema, fueron efectivas.

Gráfico 6.1. Evolución de la solvencia de 2005 a 2015.



Según el marco teórico estudiado, las variables más influyentes en los niveles de solvencia son la morosidad, la dependencia de los mercados mayoristas (financiación de bancos centrales, recursos de débitos negociables y deuda subordinada), la capitalización, la rentabilidad y la liquidez. Por tanto, será de estas variables de las que haremos un análisis más individualizado observando, gráficamente, la evolución que han tenido a lo largo del periodo seleccionado.

Gráfico 6.2. Evolución de la tasa de morosidad.

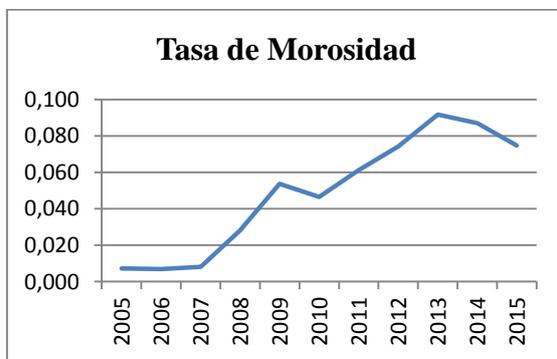


Gráfico 6.3. Evolución de la capitalización.

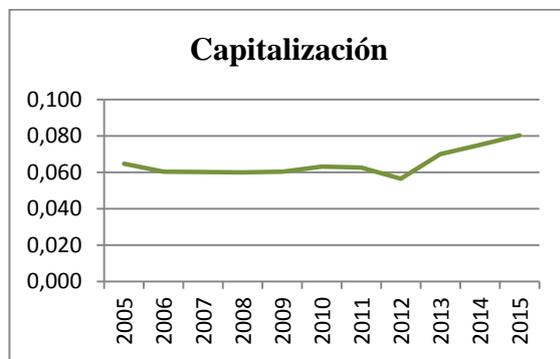


Gráfico 6.4. Evolución de la rentabilidad.

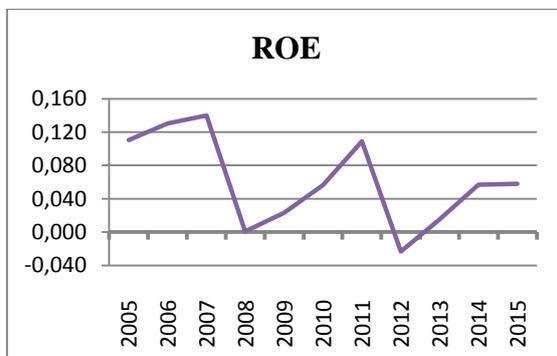


Gráfico 6.5. Evolución de la liquidez.

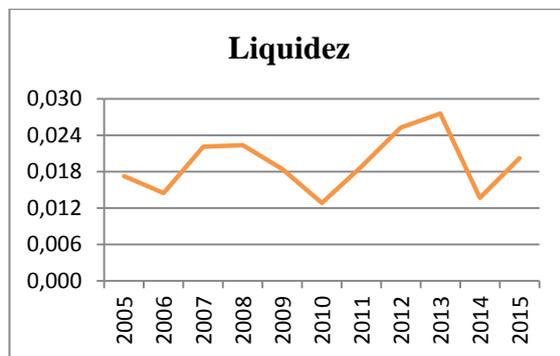
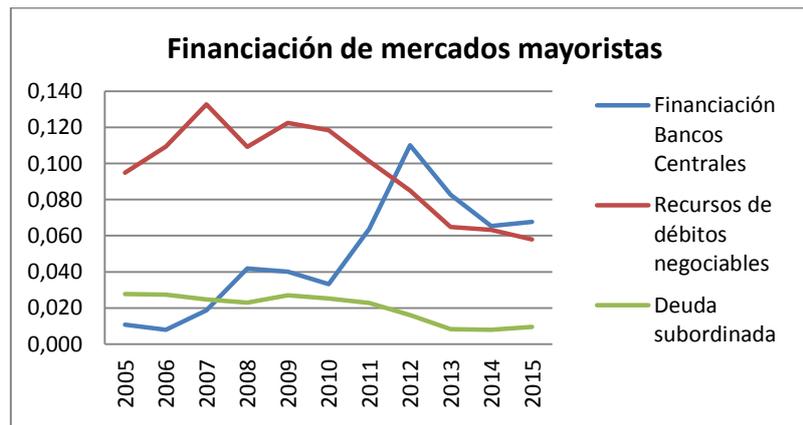


Gráfico 6.6. Evolución de la financiación por parte de mercados mayoristas.



Muchos autores coinciden en que la morosidad es un factor muy influyente en los niveles de solvencia, sobre todo en los años posteriores a la crisis cuando comenzaron a elevarse las tasas de morosidad del crédito. En el Gráfico 6.2 podemos observar ese incremento. También podemos ver como en los dos últimos años, la ratio de morosidad, ha tenido una leve disminución que ha sido producto del descenso de los activos de dudoso cobro. Según los Informes de Estabilidad Financiera de 2014 y 2015 del Banco de España este cambio de tendencia se debe a la recuperación de la actividad económica en España.

La capitalización media de las entidades bancarias se mantuvo constante hasta 2012, año en que comenzó a incrementarse, posiblemente debido a las medidas financieras tomadas, como la reestructuración del sistema bancario español (Gráfico 6.3).

La rentabilidad de las entidades de crédito, tuvo dos fuertes caídas, la primera en 2008 y la segunda en 2012, llegando a rentabilidades negativas (pérdidas). El primer descenso puede tener una posible relación directa con la crisis. El segundo gran descenso podría encontrar su explicación en las medidas establecidas por el gobierno ante las necesidades adicionales de saneamiento para la exposición a los activos de construcción y promoción inmobiliaria (Gráfico 6.4).

En el Gráfico 6.5 podemos observar la evolución que ha tenido la ratio media de liquidez de las entidades financieras a lo largo de los 11 años estudiados. Se aprecian dos aumentos considerables de liquidez en los años 2007-2008 y el año 2013 que pueden deberse a las políticas monetarias llevadas a cabo por los bancos centrales. Así, la primera subida puede estar influida por la inyección de liquidez a los mercados financieros llevada a cabo por los principales bancos centrales del mundo (entre los que

participó el Banco Central Europeo) con el fin de contener el pánico ante la situación económico-financiera que se estaba sufriendo. Esta inyección ascendía al importe de 300.000 millones de dólares. La segunda subida de 2013 puede deberse a la cercana inyección de liquidez por parte del Banco Central Europeo de alrededor de medio billón de euros llevada a cabo en febrero de 2012.

En lo que respecta a la financiación obtenida de mercados mayoristas (Gráfico 6.6) podemos observar como la financiación por parte de los bancos centrales ha ido en aumento, alcanzando el pico máximo en 2012 posiblemente debido a la inyección de liquidez por parte del Banco Central Europeo en febrero y al rescate bancario llevado a cabo en julio de ese año. Por otro lado, se puede observar como los recursos obtenidos mediante débitos negociables en mercados mayoristas fueron creciendo en los años anteriores a la crisis y a raíz de esta tuvieron un descenso considerado, esto puede deberse a la desconfianza que se generó sobre nuestro sistema financiero llevando a los inversores a dejar de comprar la deuda de los bancos y cajas españoles. En cuanto a la deuda subordinada, esta se ha mantenido a lo largo del periodo, con un ligero descenso a partir de 2011.

Con las matrices de correlaciones (incluidas en el anexo) podemos comprobar la correlación existente entre las variables independientes con la variable dependiente, y de las variables independientes entre sí. En el primer caso, comprobamos la correlación con el fin de analizar que efectivamente, las variables seleccionadas, pueden llegar a influir en la solvencia, ya que si no existiese dicha correlación, la variable independiente no serviría para predecir la dependiente, y en el segundo caso con el fin de analizar que no exista multiconlinealidad, es decir, que las variables independientes no estén correlacionadas entre sí.

Cabe destacar la matriz de correlaciones del año 2008, donde no se observa la existencia de correlación entre ninguna de las variables independientes con la dependiente (solvencia). Por tanto, es muy probable que cuando procedamos a la estimación del modelo no obtengamos ninguna variable significativa. Esta ausencia de correlación puede tener su explicación en que 2008 fue el año en el que comenzó la crisis en España, situación que podría provocar que la solvencia no resulte predecible por los factores seleccionados o por ningún factor en general.

En cuanto al resto de matrices, las variables que mayor correlación tienen con la solvencia son, por término general en la mayoría de los años, la deuda subordinada, la capitalización, la tasa de morosidad, los recursos obtenidos mediante débitos negociables en mercados mayoristas, los activos no corrientes en venta, la rentabilidad financiera y la ratio de créditos entre depósitos. No obstante, la existencia de correlación entre estas variables con la variable dependiente no implica que vayan a resultar significativas en la estimación del modelo.

En todos los años tenemos correlaciones entre algunas de las variables independientes, sin embargo, al realizar las regresiones mediante el método de pasos sucesivos, no tendremos problemas de multicolinealidad en las estimaciones de los modelos.

6.2 REGRESIÓN MÚLTIPLE

Como hemos dicho anteriormente, realizaremos una regresión múltiple de cada año desde 2005 hasta 2015 con el fin de conocer cuáles han sido los factores determinantes de la solvencia en cada uno de los periodos estudiados.

Antes de comenzar con las regresiones debemos analizar los supuestos básicos que debe cumplir un modelo de regresión lineal para ser válido.

6.2.1 Supuestos básicos de la regresión múltiple

Los supuestos básicos a contrastar son los ya mencionados en el apartado de metodología: linealidad, independencia de los residuos, normalidad de las perturbaciones, ausencia de multicolinealidad y homoscedasticidad.

a) Linealidad y Homoscedasticidad:

Puesto que se utiliza el mismo gráfico para analizar tanto la linealidad del modelo como la homoscedasticidad, realizaremos la comprobación de ambos supuestos a la vez.

Con el supuesto de linealidad verificamos si la variable dependiente es resultado de una combinación lineal de las variables independientes y con el supuesto de homoscedasticidad comprobamos si la varianza de las perturbaciones es constante. Esta comprobación se realiza observando el gráfico de dispersión entre los valores predichos

y los residuos, el cual, no debe mostrar ninguna tendencia para poder aceptar los supuestos.

Tras analizar los gráficos de dispersión incluidos en el anexo, podemos aceptar los supuestos de linealidad y homoscedasticidad para cada uno de los años estudiados, ya que, en ninguno de los casos, se ha observado una tendencia clara de la nube de puntos, es decir, los gráficos muestran una distribución aleatoria de los puntos.

b) Ausencia de multicolinealidad:

Para comprobar si existe relación entre las variables independientes se debe analizar la tabla de tolerancia y factor de inflación de la varianza (FIV). Sin embargo, este análisis no sería muy necesario, ya que al introducir las variables en la regresión mediante el método de “pasos sucesivos” se elimina la multicolinealidad. De todos modos, a fin de reafirmar la ausencia de multicolinealidad entre las variables, podemos observar en las tablas de coeficientes de las estimaciones de los distintos años, como la tolerancia obtiene siempre valores superiores a 0,1 y como el FIV toma siempre valores bastante bajos dando así lugar a aceptar el supuesto de ausencia de multicolinealidad.

c) Independencia de los residuos:

La comprobación de independencia de los términos de error se realiza mediante el estadístico de Durbin-Watson, el cual toma valores entre 0 y 4. Cuando el estadístico se aproxima a 2 estamos ante ausencia de correlación entre los residuos.

En nuestro caso, el estadístico de Durbin-Watson toma valores próximos a 2 para todos los años, por lo que podemos aceptar la hipótesis de independencia de los residuos en cada uno de ellos. En la Tabla 6.5 se muestra el valor que toma el estadístico de Durbin-Watson para cada uno de los años de estudio.

d) Normalidad:

El supuesto de normalidad se verifica mediante el histograma de los residuos, el cual debe mostrar similitud a la campana de Gauss, y mediante los contrastes de Shapiro-Wilks o Kolmogorov-Smirnov para muestras inferiores o superiores a 50 individuos, respectivamente.

Los histogramas de los residuos tipificados incluidos en el anexo muestran una semejanza de los residuos con la campana de Gauss en la mayoría de los años, por lo que podríamos afirmar que los residuos siguen una distribución Normal. No obstante, para asegurar nuestra afirmación realizamos el contraste de normalidad de Shapiro-Wilks, ya que nuestra muestra es inferior a 50 individuos en todos los periodos. Dicho contraste se encuentra en las pruebas de normalidad realizadas para todos los años de estudio, cuyas tablas están incluidas en el anexo, no obstante, se ha realizado un cuadro resumen con el valor p que arroja el test para cada uno de los años (Tabla 6.5).

Contraste de hipótesis:

H_0 : Los residuos siguen una distribución Normal.

H_1 : Los residuos no siguen una distribución Normal.

Para poder aceptar la hipótesis nula de normalidad de los residuos, el valor p correspondiente al estadístico ha de ser mayor a 0,05, hecho que se cumple para todos los años analizados.

Tabla 6.5. Resumen de valores de los test de contraste.

	Independencia Durbin-Watson ^a	Normalidad Shapiro-Wilk ^b (Valor-p)
2005	2,114	0,875
2006	2,411	0,076
2007	2,296	0,082
2008	-	-
2009	2,286	0,997
2010	2,299	0,749
2011	1,921	0,194
2012	2,351	0,386
2013	2,249	0,283
2014	1,928	0,940
2015	1,460	0,671

a. valores entre 1,5 y 2,5 para aceptar independencia

b. valor p > 0,05 para aceptar normalidad

A continuación se muestra un cuadro resumen de los supuestos básicos a contrastar y el resultado del contraste a nivel general:

Tabla 6.6. Resumen de los supuestos básicos en la regresión lineal múltiple.

Supuesto	Método de contraste	Valor para aceptar el supuesto	Resultado del contraste
Linealidad	Gráfico de dispersión entre los valores predichos y los residuos tipificados	Ausencia de relación en la nube de puntos	Aceptado
Homoscedasticidad			Aceptado
Ausencia de multicolinealidad	Niveles de tolerancia	Valores > 0,1	Aceptado
	Factor de inflación de la varianza (FIV)	Valores bajos	
Independencia de los residuos	Estadístico de Durbin-Watson	Valores entre 1,5 y 2,5 (óptimo 2)	Aceptado
Normalidad	Histograma de los residuos	Similitud a la campana de Gauss	Aceptado
	Test de Shapiro-Wilk	Valor p > 0,05	

6.2.2 Estimación de los modelos de regresión

6.2.2.1 Estimación del modelo en 2005

Una vez que hemos confirmado que se cumplen los supuestos básicos para que el modelo de regresión sea válido, procedemos a explicar el modelo estimado. Como ya hemos comentado anteriormente, hemos realizado la regresión mediante el método de pasos sucesivos, en el cual las variables son introducidas una a una. Tras realizar la estimación obtenemos que las variables que mejor explicaban la solvencia en el año 2005 son las ratios de: capitalización, deuda subordinada e instrumentos de capital a corto plazo.

Tabla 6.7. Regresión 2005.

Modelo		Coeficientes ^a					Estadísticos de colinealidad	
		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes tipificados	t	Sig.	Tolerancia	FIV
		B	Error típ.	Beta				
3	(Constante)	,050	,008		6,524	,000		
	CAP	,572	,074	,717	7,779	,000	,800	1,250
	D_SUB	-,447	,145	-,289	-3,091	,005	,776	1,288
	IC_CP	-,667	,333	-,168	-2,005	,056	,967	1,034

a. Variable dependiente: SOLVE

Tabla 6.8. ANOVA de 2005.

Modelo		ANOVA ^a				
		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
3	Regresión	,012	3	,004	40,989	,000 ^d
	Residual	,002	24	,000		
	Total	,014	27			

a. Variable dependiente: SOLVE

Tabla 6.9. Resumen del modelo de 2005.

Resumen del modelo ^d					
Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado corregida	Error típ. de la estimación	Durbin-Watson
1	,852 ^a	,726	,715	0,0123268495	
2	,900 ^b	,809	,794	0,0104819800	
3	,915 ^c	,837	,816	0,0099010321	2,114

Para el año 2005 nuestro modelo queda representado por la siguiente ecuación lineal:

$$\text{SOLVE}_{05} = 0,5 + 0,572 \text{ CAP} - 0,447 \text{ D_SUB} - 0,667 \text{ IC_CP}$$

Se puede observar en la Tabla 6.7 que la capitalización afecta de forma positiva, mientras que la deuda subordinada y los instrumentos de capital a corto plazo influyen negativamente en los niveles de solvencia. Analizando los signos podemos afirmar que se cumplen las hipótesis planteadas sobre la influencia de estas variables en la solvencia. De modo que, como se ha indicado en la hipótesis número 8, una mayor capitalización de las entidades de crédito contribuye a aumentar la solvencia. Según la hipótesis 5 queda comprobado que la dependencia que tienen las entidades de la financiación mediante deuda subordinada contribuye a la disminución de los ratios de solvencia de las entidades financieras. Y, por último, el signo negativo de la inversión en instrumentos de capital a corto plazo, coincidiendo con los resultados de Climent Serrano (2016), nos da indicios de una mala gestión de la cartera en cuanto a este tipo de inversión, lo que contribuye a una disminución de los niveles de solvencia.

Como se puede observar en los coeficientes tipificados, la variable que mayor influencia tiene sobre la solvencia es la capitalización.

Las 3 variables que componen el modelo son significativas a nivel individual con un nivel de confianza del 90%. También podemos concluir, mediante el análisis de la varianza, que el modelo en su conjunto es significativo (Tabla 6.8), explicando el 83,7% de la variable dependiente (Tabla 6.9).

6.2.2.2 Estimación del modelo en 2006

Al igual que en el año 2005, en 2006 también se cumplen los supuestos básicos, por lo que podemos proceder a la estimación del modelo. Como se puede observar en la Tabla 6.10, las variables que mejor explicaban los niveles de solvencia en 2006 son la ratio de capitalización y la ratio de deuda subordinada.

Tabla 6.10. Regresión 2006.

Modelo		Coeficientes ^a					Estadísticos de colinealidad	
		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes tipificados	t	Sig.	Tolerancia	FIV
		B	Error típ.	Beta				
2	(Constante)	,045	,007		6,809	,000		
	CAP	,550	,076	,731	7,232	,000	,959	1,043
	D_SUB	-,439	,129	-,343	-3,394	,002	,959	1,043

a. Variable dependiente: SOLVE

Tabla 6.11. ANOVA de 2006.

Modelo		ANOVA ^a				
		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
2	Regresión	,008	2	,004	38,503	,000 ^c
	Residual	,003	25	,000		
	Total	,010	27			

a. Variable dependiente: SOLVE

Tabla 6.12. Resumen del modelo de 2006.

Resumen del modelo ^c					
Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado corregida	Error típ. de la estimación	Durbin-Watson
1	,801 ^a	,642	,628	0,0118978869	
2	,869 ^b	,755	,735	0,0100388224	2,411

El modelo obtenido para el año 2006, quedaría del siguiente modo:

$$SOLVE_{06} = 0,45 + 0,550 CAP - 0,439 D_SUB$$

Podemos observar que es un modelo bastante similar al del año anterior, salvo que en este año, la variable instrumentos de capital a corto plazo no resulta significativa, por lo que el programa no la ha introducido. Al igual que en el caso anterior, se cumplen las hipótesis 5 y 8, que indican que un aumento de la deuda subordinada en los balances de la entidad contribuye a la disminución de la ratio de solvencia, y un aumento en la capitalización contribuye a aumentar esta ratio. Por otro lado, analizando los coeficientes tipificados seguimos afirmando que la variable con más influencia en la solvencia es la capitalización. También podemos comprobar que las 2 variables que componen el modelo son significativas a nivel individual y que, en su conjunto también son estadísticamente significativas (Tabla 6.11). Sin embargo, el modelo estimado en 2006, explica menos porcentaje de la variable dependiente (75,5%) que el modelo estimado del año anterior. (Tabla 6.12)

6.2.2.3 Estimación del modelo en 2007

Estimando el modelo con los datos del año 2007 obtenemos que, las variables que mejor explicaban la solvencia ese año son la capitalización, la deuda subordinada y la rentabilidad financiera (Tabla 6.13).

Tabla 6.13. Regresión 2007.

Modelo		Coeficientes ^a					Estadísticos de colinealidad	
		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes tipificados	t	Sig.	Tolerancia	FIV
		B	Error típ.	Beta				
3	(Constante)	,024	,009		2,838	,009		
	CAP	,794	,082	,880	9,625	,000	,846	1,182
	D_SUB	-,551	,116	-,402	-4,769	,000	,992	1,008
	ROE	,075	,033	,208	2,272	,033	,840	1,191

a. Variable dependiente: SOLVE

Tabla 6.14. ANOVA de 2007.

Modelo		ANOVA ^a				
		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
3	Regresión	,011	3	,004	39,501	,000 ^d
	Residual	,002	23	,000		
	Total	,013	26			

a. Variable dependiente: SOLVE

Tabla 6.15. Resumen del modelo de 2007.

Resumen del modelo ^d					
Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado corregida	Error típ. de la estimación	Durbin-Watson
1	,807 ^a	,652	,638	0,0134664092	
2	,895 ^b	,801	,784	0,0103906448	
3	,915 ^c	,837	,816	0,0095924636	2,296

La expresión matemática que relaciona la solvencia con el resto de variables sería la siguiente:

$$SOLVE_{07} = 0,24 + 0,794 CAP - 0,551 D_SUB + 0,75 ROE$$

Como se puede ver, el modelo de este año resulta bastante similar a los modelos de 2005 y 2006 cumpliéndose las hipótesis 5 y 8 sobre la influencia negativa en la solvencia de la deuda subordinada y la influencia positiva de la capitalización respectivamente. Además de afianzar el cumplimiento de estas dos hipótesis, observamos que una buena gestión de los recursos contribuye al aumento de la ratio de solvencia, por lo que podemos afirmar que se cumple también la hipótesis 9.

Al igual que en los años anteriores, la variable capitalización sigue resultando la que mayor peso tiene en la influencia de la ratio de solvencia.

En cuanto a la significación de las variables y del modelo, podemos afirmar que tanto las variables de forma individual como en su conjunto resultan estadísticamente significativas (Tabla 6.14).

Por último, podemos ver en la Tabla 6.15 que la solvencia, en este año, viene explicada en un 83,7% por las variables que constituyen el modelo.

6.2.2.4 Estimación del modelo en 2009

Una vez confirmado que los supuestos básicos de este año se cumplen podemos proceder a la estimación del modelo de regresión. Las variables que resultan significativas para el año 2009 son las siguientes: capitalización, deuda subordinada, financiación de bancos centrales, intereses cobrados y margen de interés.

Tabla 6.16. Regresión 2009.

Modelo		Coeficientes ^a					Estadísticos de colinealidad	
		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes tipificados	t	Sig.	Tolerancia	FIV
		B	Error típ.	Beta				
5	(Constante)	,120	,029		4,121	,000		
	CAP	,596	,131	,513	4,557	,000	,565	1,771
	D_SUB	-,456	,205	-,246	-2,228	,037	,588	1,700
	FIN_BC	-,244	,106	-,250	-2,303	,032	,610	1,640
	INT_C	-2,525	,985	-,424	-2,564	,018	,261	3,825
	M_INT	2,349	1,307	,310	1,797	,087	,240	4,161

a. Variable dependiente: SOLVE

Tabla 6.17. ANOVA de 2009.

Modelo		ANOVA ^a				
		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
5	Regresión	,027	5	,005	23,721	,000 ^f
	Residual	,005	21	,000		
	Total	,032	26			

a. Variable dependiente: SOLVE

Tabla 6.18. Resumen del modelo de 2009.

Resumen del modelo ^f					
Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado corregida	Error típ. de la estimación	Durbin-Watson
1	,829 ^a	,687	,674	0,0199938092	
2	,876 ^b	,768	,749	0,0175660776	
3	,895 ^c	,801	,775	0,0166276586	
4	,909 ^d	,826	,795	0,0158645000	
5	,922 ^e	,850	,814	0,0151173740	2,286

El modelo de regresión obtenido sería el siguiente:

$$\text{SOLVE}_{09} = 0,120 + 0,596 \text{ CAP} - 0,456 \text{ D_SUB} - 0,244 \text{ FIN_BC} - 2,525 \text{ INT_C} + 2,349 \text{ M_INT}$$

Como podemos observar, hasta ahora es el año en que más variables han resultado significativas, sin embargo no se ha obtenido de todas las variables el signo esperado para ellas. Así, los intereses cobrados obtienen signo negativo mientras que el margen de interés resulta positivo, este resultado es contradictorio, ya que una mayor cantidad de intereses cobrados contribuye a un aumento del margen de interés y ambos a un aumento de la solvencia. No obstante, Climent Serrano (2016) llega a los mismos resultados en cuanto al signo esperado para estas dos variables.

El signo negativo de la financiación de bancos centrales, puede tener la explicación en el tipo de interés al que prestaba el Banco Central Europeo en 2009, es decir, el coste de este tipo de financiación pudo afectar a los beneficios de las entidades y provocar una disminución de la solvencia.

La capitalización sigue siendo la variable con mayor influencia en la solvencia. La relación positiva, obtenida para este año, entre capitalización y solvencia refuerza el cumplimiento de la hipótesis 8. También el signo negativo de la deuda subordinada afianza el cumplimiento de la hipótesis 5.

Las variables son significativas tanto a nivel individual como en su conjunto (Tabla 6.17) explicando un 85% de la variable dependiente (Tabla 6.18).

6.2.2.5 Estimación del modelo en 2010

En la estimación del modelo para el año 2010 han resultado significativas dos variables: capitalización y deuda subordinada. El modelo estimado para este año es muy similar al del año 2006.

Tabla 6.19. Regresión 2010.

		Coeficientes ^a					Estadísticos de colinealidad	
		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes tipificados	t	Sig.	Tolerancia	FIV
Modelo	B	Error típ.	Beta					
2	(Constante)	,054	,011		4,795	,000		
	CAP	,664	,120	,681	5,536	,000	,884	1,131
	D_SUB	-,609	,216	-,347	-2,821	,011	,884	1,131

a. Variable dependiente: SOLVE

Tabla 6.20. ANOVA de 2010.

ANOVA ^a						
Modelo		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
2	Regresión	,016	2	,008	27,834	,000 ^c
	Residual	,006	19	,000		
	Total	,022	21			

a. Variable dependiente: SOLVE

Tabla 6.21. Resumen del modelo de 2010.

Resumen del modelo ^c					
Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado corregida	Error típ. de la estimación	Durbin-Watson
1	,799 ^a	,639	,621	0,0199192592	
2	,863 ^b	,746	,719	0,0171575565	2,299

La expresión que relaciona la solvencia con la capitalización y la deuda subordinada es la siguiente:

$$SOLVE_{10} = 0,054 + 0,664 CAP - 0,609 D_SUB$$

Podemos observar en la Tabla 6.19 que la capitalización sigue siendo el factor que más peso tiene en la influencia de la solvencia. También se puede observar el cumplimiento de las ya mencionadas hipótesis 5 y 8.

Respecto a la significación de las variables y la bondad de ajuste del modelo, se puede afirmar que las variables son significativas tanto a nivel individual como en su conjunto (Tabla 6.20) y que el modelo explica un 74,6 % de la variable dependiente, porcentaje bastante alto (Tabla 6.21).

6.2.2.6 Estimación del modelo en 2011

El modelo resultante para el año 2011 incluye solo una variable, la tasa de morosidad. La cual, al ser introducida en el modelo, hace que el resto de variables no resulten lo suficientemente significativas como para ser incluidas.

Tabla 6.22. Regresión 2011.

Coeficientes ^a								
Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes tipificados	t	Sig.	Estadísticos de colinealidad	
		B	Error típ.	Beta			Tolerancia	FIV
1	(Constante)	,112	,009		13,164	,000		
	T_MORA	-,303	,113	-,535	-2,686	,015	1,000	1,000

a. Variable dependiente: SOLVE

Tabla 6.23. ANOVA de 2011.

ANOVA ^a						
Modelo		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	,004	1	,004	7,215	,015 ^b
	Residual	,009	18	,001		
	Total	,013	19			

a. Variable dependiente: SOLVE

Tabla 6.24. Resumen del modelo de 2011.

Resumen del modelo ^b					
Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado corregida	Error típ. de la estimación	Durbin-Watson
1	,535 ^a	,286	,246	0,0224575405	1,921

El modelo estimado está representado por la siguiente expresión matemática:

$$SOLVE_{11} = 0,112 - 0,303 T_MORA$$

Como hemos comentado anteriormente, parece que para el año 2011 solo la tasa de morosidad es capaz de explicar las variaciones que se producen en la solvencia, a esta situación no le encontramos una explicación clara, ya que se ha demostrado con las regresiones de años anteriores que la solvencia viene determinada por más de un factor, por tanto no depende solamente de las variaciones que se produzcan en la tasa de morosidad.

Si observamos la Tabla 6.24, en la que se muestra el coeficiente de determinación, podemos reafirmar que la tasa de morosidad no es el único factor que influye en la solvencia, ya que la bondad de ajuste del modelo es del 28,6%, es decir, la variable tasa de morosidad explica solo un 28,6% de las variaciones que se producen en la solvencia en el año 2011. Y, por tanto, queda sin explicar un 71,4% de la variable dependiente.

Teniendo en cuenta estos datos, podemos concluir que el modelo de regresión estimado para el año 2011 no es válido para predecir la solvencia.

6.2.2.7 Estimación del modelo en 2012

Las variables que han resultado significativas para el modelo de regresión de 2012 siguen en la línea de los años estudiados hasta ahora, siendo estas la capitalización, la deuda subordinada y la financiación de bancos centrales.

Tabla 6.25. Regresión 2012.

Modelo		Coeficientes ^a					Estadísticos de colinealidad	
		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes tipificados	t	Sig.	Tolerancia	FIV
		B	Error típ.	Beta				
3	(Constante)	-,007	,034		-0,202	,843		
	CAP	1,154	,289	,724	3,997	,002	,389	2,571
	D_SUB	-2,003	,525	-,636	-3,813	,002	,458	2,182
	FIN_BC	,488	,198	,466	2,458	,029	,355	2,819

a. Variable dependiente: SOLVE

Tabla 6.26. ANOVA de 2012.

Modelo		ANOVA ^a				
		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
3	Regresión	,043	3	,014	21,786	,000 ^d
	Residual	,009	13	,001		
	Total	,052	16			

a. Variable dependiente: SOLVE

Tabla 6.27. Resumen del modelo de 2012.

Resumen del modelo ^d					
Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado corregida	Error típ. de la estimación	Durbin-Watson
1	,798 ^a	,636	,612	0,0353921496	
2	,870 ^b	,757	,722	0,0299368111	
3	,913 ^c	,834	,796	0,0256697429	2,351

El modelo quedaría representado del siguiente modo:

$$\text{SOLVE}_{12} = - 0,007 + 1,154 \text{ CAP} - 2,003 \text{ D_SUB} + 0,488 \text{ FIN_BC}$$

Se puede observar en la Tabla 6.25 que la capitalización afecta positivamente a la solvencia y con un coeficiente mayor que para el resto de años en los que esta variable ha sido significativa, ya que en los años vistos hasta ahora no llegaba a la unidad. También cabe destacar que la capitalización sigue siendo el factor más influyente en la solvencia. La deuda subordinada continúa afectando negativamente a la solvencia, también con un coeficiente mayor al de los años anteriores, cuyos coeficientes no alcanzaban la unidad.

En la regresión de 2009 veíamos como la financiación de los bancos centrales contribuía de forma negativa a las variaciones de la solvencia. En este año, esta variable vuelve a ser significativa pero con la diferencia de que su signo es positivo. Esta situación se puede deber a la inyección de liquidez, de aproximadamente medio billón de euros, realizada el 29 de febrero de 2012 por parte del Banco Central Europeo. Esta medida de política monetaria se adoptó con el fin de aliviar las restricciones de

financiación que estaban experimentando las entidades de crédito y así alentarlas a conceder préstamos a hogares y empresas no financieras (Informe Anual del BCE, 2012). Además esta inyección de liquidez se realizó a un tipo de interés muy bajo (1%), por tanto, es una medida que contribuye a la mejora de la solvencia de las entidades financieras.

Analizando las hipótesis planteadas con los resultados obtenidos podemos comprobar que se cumplen las hipótesis 8 y 5, que plantean, respectivamente, que la capitalización tiene una influencia positiva en la solvencia y que la deuda subordinada y la financiación de bancos centrales reflejan la clara dependencia que tienen la entidades de la financiación de mercados mayoristas. Esta dependencia se puede observar mejor en la variable financiación de bancos centrales, ya que hemos visto cómo afecta el coste y el tipo de financiación ofrecida por el BCE de una forma negativa en algunas situaciones (2009) y de una forma positiva en otras (2012).

Por último, como análisis estadístico del modelo, podemos concluir que las variables son significativas tanto a nivel individual como en su conjunto (Tabla 6.26) y que el modelo es válido, ya que explica un 83,4% de la solvencia (Tabla 6.27).

6.2.2.8 Estimación del modelo en 2013

En la estimación del modelo del año 2013 han resultado significativas dos variables: la rentabilidad financiera y la tasa de morosidad. A diferencia de lo que venía ocurriendo en la mayoría de años analizados, en 2013 no han resultado significativas ni la capitalización ni la deuda subordinada.

Tabla 6.28. Regresión 2013.

Modelo		Coeficientes ^a					Estadísticos de colinealidad	
		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes tipificados	t	Sig.	Tolerancia	FIV
		B	Error típ.	Beta				
2	(Constante)	,073	,013		5,588	,000		
	ROE	,633	,125	,890	5,050	,000	,836	1,196
	T_MORA	,282	,125	,397	2,252	,042	,836	1,196

a. Variable dependiente: SOLVE

Tabla 6.29. ANOVA de 2013.

ANOVA ^a						
Modelo		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
2	Regresión	,007	2	,003	12,775	,001 ^c
	Residual	,003	13	,000		
	Total	,010	15			

a. Variable dependiente: SOLVE

Tabla 6.30. Resumen del modelo de 2013.

Resumen del modelo ^c					
Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado corregida	Error típ. de la estimación	Durbin-Watson
1	,729 ^a	,531	,498	0,0183918918	
2	,814 ^b	,663	,611	0,0161883487	2,249

La expresión matemática resultante de la estimación sería la siguiente:

$$\text{SOLVE}_{13} = 0,073 + 0,633 \text{ ROE} + 0,282 \text{ T_MORA}$$

Podemos ver, en la Tabla 6.28, que la rentabilidad financiera es la variable con mayor influencia en la solvencia. El signo obtenido para esta variable concuerda con el esperado en la hipótesis 9, que indica que la solvencia tiene relación positiva con la buena gestión de los recursos. Por tanto, podemos concluir que la rentabilidad financiera influye de manera positiva en las variaciones de la solvencia de las entidades de crédito.

Por otro lado, la tasa de morosidad se comporta de forma contraria al signo esperado, siendo además el año con mayor porcentaje de morosidad en el periodo estudiado.

Pese al signo obtenido para la morosidad, las variables son significativas tanto a nivel individual como en su conjunto y la solvencia viene explicada en un 66,3% por las dos variables obtenidas.

6.2.2.9 Estimación del modelo en 2014

En la estimación del modelo de regresión para el año 2014 han resultado significativas cinco variables, de las cuales, solo la rentabilidad financiera había resultado significativa para otros años. El resto de variables son: la ratio préstamos entre depósitos, los valores representativos de deuda a corto plazo, la cartera de inversión a vencimiento y los activos no corrientes en venta.

Tabla 6.31. Regresión 2014.

Modelo		Coeficientes ^a					Estadísticos de colinealidad	
		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes tipificados	t	Sig.	Tolerancia	FIV
		B	Error típ.	Beta				
5	(Constante)	,038	,013		2,832	,022		
	LTD	,138	,019	1,151	7,387	,000	,425	2,352
	VRD_CP	-1,536	,233	-1,026	-6,594	,000	,426	2,346
	CI_VTO	-,251	,056	-,496	-4,485	,002	,842	1,187
	ANCV	-2,236	,695	-,522	-3,219	,012	,392	2,550
	ROE	-0,160	0,079	-,231	-2,030	,077	,795	1,258

a. Variable dependiente: SOLVE

Tabla 6.32. ANOVA de 2014.

Modelo		ANOVA ^a				
		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
5	Regresión	,007	5	,001	17,775	,000
	Residual	,001	8	,000		
	Total	,008	13			

a. Variable dependiente: SOLVE

Tabla 6.33. Resumen del modelo de 2014.

Resumen del modelo ^f					
Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado corregida	Error típ. de la estimación	Durbin-Watson
1	,592 ^a	,350	,296	0,0207823967	
2	,805 ^b	,648	,584	0,0159710125	
3	,897 ^c	,805	,747	0,0124554673	
4	,935 ^d	,875	,819	0,0105283074	
5	,958 ^e	,917	,866	0,0090728977	1,928

Tras analizar los coeficientes, la solvencia queda determinada por la siguiente expresión:

$$\text{SOLVE}_{14} = 0,038 + 0,138 \text{ LTD} - 1,536 \text{ VRD_CP} - 0,251 \text{ CI_VTO} - 2,236 \text{ ANCV} - 0,160 \text{ ROE}$$

Se pudo observar en el año 2013 que las variables capitalización y deuda subordinada, obtenidas habitualmente en los años anteriores, no resultaban significativas. Lo mismo ocurre en la estimación del modelo de 2014 (Tabla 6.31), del cual, la única variable que ha resultado significativa en años anteriores es el ROE. Sin embargo, el signo obtenido para esta variable es el contrario al esperado.

La variable con mayor influencia positiva en la ratio de solvencia es la ratio de préstamos sobre depósitos, mientras que la ratio de valores representativos de deuda a corto plazo sobre el activo total es la variable con mayor influencia negativa, ambas con un peso muy similar.

El signo positivo de la ratio créditos entre depósitos nos permite confirmar la hipótesis 6, en la que indicábamos que un aumento del apalancamiento provocará un incremento en la solvencia si a causa de este se obtienen ingresos. Climent Serrano (2016) llega también a estos resultados en su análisis sobre la solvencia de las entidades financieras españolas.

Las variables cartera de inversión a vencimiento y valores representativos de deuda obtienen signos negativos confirmando nuestra hipótesis número 7 sobre la gestión de la cartera de valores. Podemos concluir, entonces, que en el año 2014 las entidades financieras no estaban realizando una buena gestión de sus carteras y por tanto su solvencia se ve afectada negativamente.

La cantidad de inmuebles que aún tienen las entidades debido a las ejecuciones de las hipotecas impagadas por el estallido de la burbuja inmobiliaria provoca una disminución en la ratio de solvencia, por lo que se confirma la hipótesis número 2. Este hecho se puede ver en el signo negativo que arroja la variable activos no corrientes en venta, que aunque no obtiene este año su valor máximo, sigue siendo un valor muy elevado.

En cuanto a la interpretación estadística, podemos afirmar que se cumple el test de significación tanto individual como conjuntamente (Tabla 6.32) y que el modelo explica un 91,7 % de las variaciones producidas en la solvencia (Tabla 6.33).

6.2.2.10 Estimación del modelo en 2015

Las variables que han resultado significativas en la estimación del modelo de regresión del año 2015 son tres: la ratio de créditos entre depósitos, los valores representativos de deuda a corto plazo y la financiación de bancos centrales (Tabla 6.34), coincidiendo en las dos primeras con el año 2014.

Tabla 6.34. Regresión 2015.

Modelo		Coeficientes ^a						
		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes tipificados	t	Sig.	Estadísticos de colinealidad	
		B	Error típ.	Beta			Tolerancia	FIV
3	(Constante)	,039	,016		2,371	,039		
	LTD	,086	,017	,875	5,022	,001	,811	1,234
	VRD_CP	-,821	,238	-,601	-3,454	,006	,813	1,229
	FIN_BC	,124	,060	,324	2,046	,068	,983	1,017

a. Variable dependiente: SOLVE

Tabla 6.35. ANOVA de 2015.

Modelo		ANOVA ^a				
		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
3	Regresión	,005	3	,002	10,209	,002 ^d
	Residual	,001	10	,000		
	Total	,006	13			

a. Variable dependiente: SOLVE

Tabla 6.36. Resumen del modelo de 2015.

Resumen del modelo ^d					
Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado corregida	Error típ. de la estimación	Durbin-Watson
1	,580 ^a	,336	,281	0,0182351897	
2	,807 ^b	,651	,587	0,0138147656	
3	,868 ^c	,754	,680	0,0121644505	1,460

La expresión matemática que relaciona la solvencia con el resto de variables queda de la siguiente forma:

$$SOLVE_{15} = 0,039 + 0,086 LTD - 0,821 VRD_CP + 0,124 FIN_BC$$

Como se puede observar, desde el año 2013 se ha producido un cambio en las variables que resultan significativas en la influencia de la ratio de solvencia, y sobre todo en estos dos últimos años (2014 y 2015) la variable de mayor peso se mantiene, siendo ahora la ratio de apalancamiento (LTD). Este hecho nos podría estar indicando un cambio en los factores que suelen influir en las variaciones de la solvencia, puede que apoyado por las medidas tomadas por las autoridades ante la crisis financiera de 2008.

La variable préstamos entre depósitos obtiene el signo esperado para ella cumpliéndose así la hipótesis 6 sobre la relación positiva entre el apalancamiento y la solvencia cuando este contribuye a generar ingresos para la entidad.

Los valores representativos de deuda mantienen una relación negativa con la solvencia indicando una no muy buena gestión de la cartera de valores (hipótesis 7).

Con el signo positivo de la variable financiación de bancos centrales se denota una vez más la dependencia, que tienen las entidades, de la financiación de mercados mayoristas y su repercusión en la solvencia (hipótesis 5). El casi nulo tipo de interés al que está prestando actualmente el BCE, en concreto un 0,05% en 2015 y desde marzo de 2016 al 0%, repercute positivamente en la ratio de solvencia.

En lo que se refiere a la interpretación estadística, el modelo explica un 75,4% de las variaciones producidas en la solvencia (Tabla 6.36) siendo todas las variables significativas tanto a nivel individual como en su conjunto (Tabla 6.35).

6.2.3 Resultados

De los resultados obtenidos podemos ver dos variables comunes (capitalización y deuda subordinada) hasta el 2012, excluyendo el 2011 al no ser un modelo válido; y un cambio de las variables comunes en los años 2013, 2014 y 2015, teniendo estos dos últimos también dos en común: ratio préstamos entre depósitos y los valores representativos de deuda corto plazo. En octubre de 2013, el Banco de España anunció el fin de la recesión económica en España, por lo que podríamos estar en este año ante un punto de inflexión en las variables que determinan las variaciones en la solvencia.

Por otra parte, se han podido contrastar 7 de las 9 hipótesis planteadas, quedando sin contrastar la hipótesis 3 que indica la relación negativa entre las inversiones crediticias y la solvencia; y la hipótesis 4 donde apuntábamos una relación positiva entre la liquidez y la solvencia de las entidades financieras.

En lo que respecta a la estimación del año 2008, se ha omitido del análisis de regresión múltiple, porque no ha resultado significativa ninguna variable. La explicación a este resultado podría estar el hecho de que el año 2008 es el año en que estalló la crisis y por tanto no se podría estimar un modelo que determinara los factores que influyen en la solvencia. Este acontecimiento también puede ser la explicación a que ninguna de las variables seleccionadas para el estudio esté significativamente correlacionada con la variable dependiente (solvencia).

En la Tabla 6.37 se muestran las variables que han resultado significativas a lo largo de las once estimaciones realizadas. Como ya hemos dicho con anterioridad, en el año 2008 y 2011 no se ha podido obtener un modelo de regresión válido ya sea porque no ha resultado significativa ninguna variable o porque solo haya resultado significativa una, explicando muy poco de las variaciones en la solvencia.

Tabla 6.37. Resumen de las variables significativas en cada año.

	2005	2006	2007	2008*	2009	2010	2011*	2012	2013	2014	2015
T_MORA							-		+		
INV_INMO											
ANCV										-	
INV_CRE											
LIQ											
FIN_BC					-			+			+
ROMDNMM											
D_SUB	-	-	-		-	-		-			
LTD										+	+
CI_VTO										-	
VRD_CP										-	-
IC_CP	-										
CAP	+	+	+		+	+		+			
M_INT					+						
INT_C					-						
EF_OP											
ROE			+						+	-	

* En 2008 y 2011 no se han obtenido modelos válidos para el análisis.

En la Tabla 6.38 podemos ver un resumen de las hipótesis planteadas, con el signo esperado y el signo obtenido en sus variables, además de los autores que han llegado a los mismos resultados en sus estudios.

Tabla 6.38. Resumen de las hipótesis planteadas.

Hipótesis	Variable	Signo esperado	Signo obtenido	Resultado hipótesis	Autores con los mismos resultados
H1	T_MORA	-	±	No concluyente	
H2	INV_INMO* ANCV	-	-	Confirmada	Berges Lobera et al. (2011)
H3	INV_CRE*	-		No contrastada	
H4	LIQ*	+		No contrastada	
H5	FIN_BC ROMDNMM* D_SUB	±	± -	Confirmada	Carbó Valverde y Maudos Villarroya (2010); Climent Serrano (2016)
H6	LTD	±	+	Confirmada	Climent Serrano (2016)
H7	CI_VTO VRD_CP IC_CP	±	- -	Confirmada	Rossignolo et al. (2013)
H8	CAP	+	+	Confirmada	Poghosyan y Čihak (2011); Rossignolo, et al. (2013); Abad González y Gutiérrez López (2016)
H9	M_INT INT_C EF_OP* ROE	±	+ - ±	Confirmada	Laffarga Briones et al. (1985); Climent Serrano (2016)

* Estas variables no han salido significativas en ninguno de los modelos estimados.

6.3 ANÁLISIS DISCRIMINANTE

Con el análisis discriminante queremos conocer si hay diferencias en los factores determinantes de la solvencia en los diferentes años estudiados. Para realizar este análisis hemos dividido la muestra en 5 grupos atendiendo a los resultados obtenidos en las regresiones y los acontecimientos ocurridos a lo largo del periodo seleccionado, quedando los grupos de la siguiente forma:

- Grupo 1: periodo anterior a la crisis. En este grupo se incluyen los años 2005, 2006 y 2007.

- Grupo 2: inicio de la crisis. Para este grupo se ha seleccionado solamente el año 2008, ya que ha sido un año en que no hemos podido estimar los determinantes que influyen en la solvencia.
- Grupo 3: desarrollo de la crisis. Este grupo contiene los años 2009 y 2010 en los que aún no se habían tomado medidas financieras por parte del Eurosistema.
- Grupo 4: plena crisis y medidas financieras. Los años incluidos en este grupo son 2011 y 2012 en los cuales ya se aprueban medidas financieras por parte de la Unión Europea.
- Grupo 5: salida de la crisis. El periodo incluido en este grupo va desde el año 2013 al 2015, periodo en el que se comienza a hablar de una leve recuperación económica.

6.3.1 Supuestos básicos del análisis discriminante

Al igual que en la regresión múltiple, en el análisis discriminante se deben de cumplir unos supuestos básicos para que dicho análisis sea válido, estos supuestos son: normalidad, homogeneidad de las varianzas y covarianzas, ausencia de multicolinealidad y capacidad discriminante.

a) Normalidad:

El supuesto de normalidad se verifica formulando el siguiente contraste de hipótesis:

H_0 : Las variables siguen una distribución normal.

H_1 : Las variables no siguen una distribución normal.

En la Tabla 9.22 y Tabla 9.23 incluidas en el anexo, podemos ver las pruebas de normalidad para los 5 grupos y las 17 variables seleccionadas. Fijándonos en el test de Kolmogorov-Smirnov para el grupo 1, puesto que contiene una muestra de más de 50 individuos, y en el de Shapiro-Wilk para el resto de grupos, podemos comprobar que no todas las variables cumplen el supuesto de normalidad. Sin embargo, el tamaño de la muestra es lo suficientemente grande para continuar con el análisis.

b) Homogeneidad de Varianzas – Covarianzas:

Para comprobar el cumplimiento del supuesto de homogeneidad de varianzas y covarianzas (homoscedasticidad) utilizamos el estadístico M de Box para realizar un análisis conjunto y el estadístico de Levene para analizar las variables de forma individual.

Estadístico de contraste:

H_0 : Existe homoscedasticidad.

H_1 : Existe heteroscedasticidad.

En la Tabla 9.24 incluida en el anexo podemos observar que la ratio de apalancamiento (LTD), los valores representativos de deuda a corto plazo, la ratio de capitalización y el margen de interés, son las únicas variables que cumplen la hipótesis de homogeneidad de varianzas. El análisis conjunto de homogeneidad de varianzas se puede ver en la Tabla 9.25 incluida en el anexo, de la cual obtenemos que el valor p para el estadístico M de Box es inferior a 0,05, lo que nos lleva a rechazar la hipótesis nula de homoscedasticidad. Sin embargo, al igual que en el caso anterior, podemos seguir con el análisis dado el tamaño de la muestra.

c) Ausencia de multicolinealidad:

Mediante el método de introducción por pasos se elimina la multicolinealidad. De todos modos podemos comprobar que los niveles de tolerancia para las variables introducidas son inferiores a 0,1, por lo que podemos afirmar que no existe multicolinealidad (Tabla 9.26 del anexo).

d) Capacidad discriminante:

Analizando el ANOVA de un factor podemos determinar las variables que tienen capacidad para discriminar, es decir, las variables que tienen una significación inferior a 0,05 con la que rechazaríamos la hipótesis nula:

H_0 : Las medias de cada grupo son iguales.

H_1 : Las medias de cada grupo son distintas.

En la Tabla 9.27 incluida en el anexo podemos ver el ANOVA de un factor para los grupos establecidos y comprobar para qué variables existen diferencias entre los grupos.

Podemos concluir que la mayor parte de las variables tienen capacidad para discriminar, exceptuando la ratio de liquidez, los valores representativos de deuda a corto plazo, los instrumentos de capital a corto plazo, la capitalización, el margen de interés y la rentabilidad financiera.

6.3.2 Estimación de las funciones discriminantes

Una vez comprobados los supuestos básicos del análisis discriminante podemos proceder a estimar las funciones discriminantes utilizando el método de introducción por pasos sucesivos.

Tabla 6.39. Variables introducidas en el análisis discriminante.

Variables en el análisis				
Paso		Tolerancia	F para salir	Lambda de Wilks
1	INT_C	1,000	53,679	
2	INT_C	1,000	42,357	,534
	T_MORA	1,000	40,260	,523
3	INT_C	,886	54,154	,435
	T_MORA	,953	43,604	,395
	D_SUB	,851	21,663	,310
4	INT_C	,809	41,077	,290
	T_MORA	,953	34,001	,269
	D_SUB	,729	32,151	,264
	INV_CRE	,715	19,175	,226
5	INT_C	,487	57,833	,285
	T_MORA	,936	34,922	,229
	D_SUB	,647	22,562	,198
	INV_CRE	,715	19,141	,190
	M_INT	,447	10,998	,170
6	INT_C	,477	54,797	,257
	T_MORA	,766	24,193	,187
	D_SUB	,643	22,117	,182
	INV_CRE	,614	15,727	,167
	M_INT	,443	10,569	,155
	FIN_BC	,687	4,855	,142

Como se puede observar en el paso 6 de la Tabla 6.39, han sido introducidas 5 variables de las 11 que tenían capacidad para discriminar. Esto se debe en gran parte a la correlación existente entre muchas variables, al ser ratios divididas, en su mayoría, por el activo. Han sido necesarios 6 pasos para incluir las variables que compondrán el modelo y excluir aquellas que no sirven para el análisis.

Para comprobar el poder discriminante de las funciones discriminantes obtenidas en el proceso debemos realizar el contraste de Lambda de Wilks:

Contraste de hipótesis:

H_0 : Las funciones no tienen poder discriminante (las medias de los grupos son iguales)

H_1 : Las funciones tienen poder discriminante (las medias de los grupos son distintas)

Tabla 6.40. Lambda de Wilks.

Paso	Número de variables	Lambda	gl1	gl2	gl3	F exacta				F aproximada			
						Estadístico	gl1	gl2	Sig.	Estadístico	gl1	gl2	Sig.
1	1	,523	1	4	235	53,679	4	235	,000				
2	2	,310	2	4	235	46,649	8	468	,000				
3	3	,226	3	4	235					38,829	12	616,752	,000
4	4	,170	4	4	235					34,919	16	709,409	,000
5	5	,142	5	4	235					30,671	20	767,090	,000
6	6	,131	6	4	235					26,431	24	803,584	,000

Como se puede observar en la Tabla 6.40, las funciones obtenidas tienen poder discriminante ya que tienen un valor p inferior a 0,05.

En la siguiente tabla analizaremos los autovalores, el porcentaje de varianza y la correlación canónica:

Tabla 6.41. Autovalores.

Función	Autovalor	% de varianza	% acumulado	Correlación canónica
1	2,943 ^a	78,4	78,4	,864
2	,636 ^a	16,9	95,4	,624
3	,116 ^a	3,1	98,5	,322
4	,058 ^a	1,5	100,0	,234

a. Se han empleado las 4 primeras funciones discriminantes canónicas en el análisis.

La correlación canónica varía entre 0 y 1 y determina la correlación existente entre la función discriminante y la variable dependiente. Si toma valores cercanos a 1 indicará que hay dispersión y por tanto diferencias entre los grupos. En nuestro caso la primera función discriminante tiene una correlación de 0,864, valor que va disminuyendo en las siguientes funciones hasta llegar al 0,234 de la cuarta función. Esto nos indica que la función 1 es aquella que más discrimina.

Por otro lado, el autovalor de cada función nos permite calcular qué porcentaje de varianza y qué porcentaje acumulado explica cada función discriminante con respecto al total de funciones. Como podemos observar, la función que más porcentaje de variabilidad explica en los grupos, es la primera función obtenida (78,4%).

La siguiente tabla ofrece los valores de Lambda de Wilks utilizados para contrastar jerárquicamente las funciones discriminantes obtenidas.

Tabla 6.42. Lambda de Wilks. Contraste de las funciones.

Contraste de las funciones	Lambda de Wilks	Chi-cuadrado	gl	Sig.
1 a la 4	,131	473,982	24	,000
2 a la 4	,518	153,606	15	,000
3 a la 4	,847	38,661	8	,000
4	,945	13,097	3	,004

En el primer contraste (1 a la 4) se establece la hipótesis nula de que las 4 funciones tomadas juntas no permiten distinguir entre las medias de los grupos, es decir, rechazar esta hipótesis implica afirmar que las 4 funciones permiten distinguir entre los grupos. El segundo contraste establece la hipótesis nula de que las 3 últimas funciones no distinguen entre los diferentes grupos, y así sucesivamente, hasta el último contraste en el que se establece la hipótesis nula de que la función 4 no permite distinguir entre las medias de los grupos. Como todos los valores p asociados a la Lambda de Wilks son inferiores a 0,05 podemos rechazar las hipótesis nulas y concluir que, todas las funciones juntas permiten distinguir entre los grupos, y que las tres últimas funciones tomadas juntas, las dos últimas funciones tomadas juntas y la función 4 por si sola permiten distinguir entre al menos alguno de los grupos.

A continuación obtenemos las funciones discriminantes:

Tabla 6.43. Coeficientes de las funciones canónicas discriminantes.

	Función			
	1	2	3	4
T_MORA	-20,456	-6,954	3,626	27,853
INV_CRE	5,019	7,403	9,078	,851
FIN_BC	-,863	-2,609	20,237	-20,911
D_SUB	39,489	34,575	33,465	15,918
M_INT	-66,442	121,010	-12,148	-11,530
INT_C	113,448	-160,147	-19,988	30,182
(Constante)	-6,609	-2,361	-7,786	-2,107

Coeficientes no tipificados

Puesto que la función discriminante que más porcentaje de las diferencias en los grupos explica es la número 1, será la función en la que más nos centraremos para realizar nuestro análisis, aunque lo más idóneo sería utilizar la combinación de todas las funciones para obtener unos resultados más precisos. Llamaremos periodo a la variable categórica, ya que nuestro análisis discrimina entre diferentes periodos de años, quedando nuestra función discriminante de la siguiente forma:

$$\text{PERIODO} = -6,609 - 20,456 \text{ T_MORA} + 5,019 \text{ INV_CRE} - 0,863 \text{ FIN_BC} \\ + 39,489 \text{ D_SUB} - 66,442 \text{ M_INT} + 113,448 \text{ INT_C}$$

Tabla 6.44. Funciones en los centroides de los grupos.

Grupo	Función			
	1	2	3	4
1	1,383	,589	-,190	-,141
2	2,148	-1,917	-,076	,138
3	-,109	,542	,295	,387
4	-1,114	-,333	,579	-,330
5	-2,868	-,259	-,409	,027

Funciones discriminantes canónicas no tipificadas evaluadas en las medias de los grupos

Tabla 6.45. Coeficientes estandarizados de las funciones discriminantes.

	Función			
	1	2	3	4
T_MORA	-,657	-,223	,116	,895
INV_CRE	,425	,628	,770	,072
FIN_BC	-,035	-,105	,817	-,844
D_SUB	,619	,542	,525	,249
M_INT	-,414	,755	-,076	-,072
INT_C	,818	-1,155	-,144	,218

La primera función ha conseguido discriminar entre los periodos antes de la crisis e inicio de la crisis con el resto, lo que se traduce básicamente en el antes y después de la crisis, quedando el desarrollo de la crisis (grupo 3) más o menos en el centro (Tabla 6.44). Los centroides nos servirán para clasificar una observación futura, ya que esta se clasificará en el grupo cuyo centroide esté más cerca de la puntuación que la observación haya obtenido en la función discriminante.

Si observamos los coeficientes estandarizados (Tabla 6.45) podemos conocer las variables con mayor peso discriminante en cada función, es decir, las variables con mayor capacidad discriminante entre unos periodos y otros. En la función 1, las variables con mayor peso discriminante son los intereses cobrados, la deuda subordinada y la tasa de morosidad. Puesto que tenemos 2 centroides positivos (grupos 1 y 2) podemos interpretar que los años en que las entidades tenían una solvencia que estaba mayormente influenciada por los altos intereses cobrados, la gran cantidad de deuda subordinada y la baja tasa de morosidad tienden a estar situados en periodos antes de la crisis o en el inicio de la crisis.

Por otro lado, atendiendo a los signos de los centroides (Tabla 6.44) y los coeficientes de las funciones canónicas discriminantes (Tabla 6.43), el incremento de las inversiones crediticias, de la deuda subordinada y de los intereses cobrados contribuye al aumento de la puntuación de la entidad en la función discriminante. Esta situación se ajusta más al modelo de las entidades financieras en épocas de crecimiento económico (antes de la crisis) y en el inicio de la crisis. Por contra, los signos negativos de la tasa de morosidad, de la financiación de bancos centrales y del margen de interés significan que, un aumento en estas variables, contribuye a la disminución de la puntuación de la entidad financiera en la función discriminante. Esta es una situación más propia de las entidades financieras en las épocas de desarrollo de la crisis, plena crisis y salida de la crisis.

Tabla 6.46. Matriz de estructura.

	Función			
	1	2	3	4
INV_CRE	,372*	,235	,142	,261
INT_C	,491	-,565*	-,084	,158
CI_VTO ^b	-,191	-,260*	,134	-,030
FIN_BC	-,322	-,406	,703*	-,435
CAP ^b	-,063	,131	-,593*	-,037
D_SUB	,217	,200	,420*	,206
ANCV ^b	-,273	-,248	,333*	,219
LIQ ^b	,132	-,092	-,321*	-,001
M_INT	,091	-,031	-,293*	-,010
EF_OP ^b	-,066	-,103	,248*	,119
ROMDNMM ^b	,083	-,062	,221*	,070
LTD ^b	,079	,019	,176*	,051
IC_CP ^b	,009	-,016	-,129*	-,082
T_MORA	-,506	-,323	,531	,589*
INV_INMO ^b	-,176	-,131	,022	,245*
VRD_CP ^b	-,021	,039	-,111	-,142*
ROE ^b	,015	,055	,041	,127*

Correlaciones intra-grupo combinadas entre las variables discriminantes y las funciones discriminantes canónicas tipificadas

Variables ordenadas por el tamaño de la correlación con la función.

*. Mayor correlación absoluta entre cada variable y cualquier función discriminante.

b. Esta variable no se emplea en el análisis.

La matriz de estructura (Tabla 6.46) ofrece los coeficientes de correlación entre las variables independientes y las puntuaciones discriminantes de cada función. Esta correlación viene marcada con un asterisco, así, la primera función tiene mayor correlación con las inversiones crediticias, la segunda función tiene mayor correlación

con los intereses cobrados y la cartera de inversión a vencimiento, y así sucesivamente. Aunque esto no quiere decir que sea esta en la función en la que más discrimina la variable, además debemos tener en cuenta que no se han introducido todas las variables en el análisis.

El mapa territorial incluido en el anexo (Gráfico 9.21), representa las funciones 1 y 2 en el eje de abscisas y ordenadas respectivamente y asumiendo que el valor del resto de las funciones es nulo. En él se puede ver qué espacio pertenece a cada grupo que viene delimitado por los números de cada uno de ellos. También se muestra, mediante asteriscos, la ubicación de los centroides. Observando su ubicación podemos apreciar que la primera función discrimina mejor que la segunda ya que los centroides tienen mayor dispersión de forma horizontal que vertical.

En la Tabla 6.47, en la cual se muestra el porcentaje de individuos bien clasificados, podemos ver que el 72,5% del total de individuos se han clasificado correctamente en su grupo. También se puede apreciar que el grupo en el que más individuos hay correctamente clasificados es en el 2, mientras que el grupo 4 es aquel con menor porcentaje de individuos clasificados correctamente.

Puesto que nuestro análisis discriminante se realiza por años y tenemos claro a qué año pertenece cada información sobre las entidades financieras, estos porcentajes nos permiten comprobar que no todas las entidades de crédito se han comportado, en lo que a niveles de solvencia se refiere, del mismo modo en los diferentes años. Esto se evidencia mejor en el porcentaje de clasificados del grupo 3, ya que solo un 57,1% de las entidades han sido clasificadas correctamente. Lo cual no quiere decir que el resto de entidades “incorrectamente” clasificadas no pertenezcan a ese grupo, sino que su comportamiento está más cercano a las pautas que seguían las entidades en otros años. En concreto, la mayoría de entidades no clasificadas correctamente en ese periodo, tiene pautas similares al periodo 4 (plena crisis y medidas financieras), signo de que algunas entidades tenían ya unos síntomas más claros ante el impacto de la crisis.

Tabla 6.47. Resultados de la clasificación.

	Grupo	Grupo de pertenencia pronosticado					Total	
		1	2	3	4	5		
Original	Recuento	1	62	15	6	0	0	83
		2	0	26	1	0	0	27
		3	9	2	28	8	2	49
		4	1	0	10	20	6	37
		5	0	0	0	6	38	44
%		1	74,7	18,1	7,2	,0	,0	100,0
		2	,0	96,3	3,7	,0	,0	100,0
		3	18,4	4,1	57,1	16,3	4,1	100,0
		4	2,7	,0	27,0	54,1	16,2	100,0
		5	,0	,0	,0	13,6	86,4	100,0

a. Clasificados correctamente el 72,5% de los casos agrupados originales.

Con los resultados obtenidos del análisis discriminante podríamos clasificar un nuevo individuo, en nuestro caso una entidad financiera, de tal modo que: si introducimos en la función discriminante los datos obtenidos de una entidad sin saber a priori a que año pertenecen, la puntuación obtenida en la función nos permitiría conocer en qué periodo se encontraba y estimar su solvencia según las variables que mejor la determinaban en dicho periodo. Sin embargo, el objetivo de nuestro análisis discriminante no es tanto el de clasificar un nuevo individuo, sino el de conocer la existencia de diferencias en los diferentes periodos de la etapa seleccionada para nuestro estudio (2005-2015).

A fin de consolidar las diferencias entre los grupos, observadas en el análisis discriminante, podemos realizar un test de diferencia de medias. Puesto que tenemos más de dos muestras a contrastar, no podemos utilizar un test de diferencia de medias convencional, por lo que utilizaremos el Test de Bonferroni. Este test se realiza una vez comprobada, con el ANOVA, la existencia de diferencias en las medias de los grupos, cuyo análisis se ha realizado ya en el apartado de supuestos básicos dando como resultado la confirmación del mismo.

En la Tabla 9.28 y la Tabla 9.29 incluidas en el anexo se muestra el Test de Bonferroni, en el cual se puede apreciar la existencia de diferencias significativas en 5 de los 6 factores que han resultado discriminantes, estos son: la tasa de morosidad, las inversiones crediticias, la financiación de bancos centrales, la deuda subordinada y los intereses cobrados. Los resultados del test han evidenciado la existencia de diferencias significativas en los determinantes de la solvencia entre varios grupos o incluso entre todos ellos, teniendo la tasa de morosidad, las inversiones crediticias y la deuda subordinada mayores diferencias entre los grupos 1 y 5 (-0,0773, -0,1497 y -0,1800

respectivamente), lo que confirma un cambio en los determinantes de la solvencia antes y después de la crisis. Por su parte, la financiación de bancos centrales tiene su mayor diferencia entre los grupos 1 y 4 (-0,072), muestra de la baja financiación obtenida por parte de las entidades en los años 2005, 2006 y 2007 (grupo 1) en comparación con los años 2011 y 2012 (grupo 4) en los cuales se dieron inyecciones de liquidez por parte del Banco Central Europeo. Por último, los intereses cobrados muestran mayor diferencia entre los grupos 2 y 5 (0,0244), esta diferencia positiva, nos indica una disminución en los intereses cobrados por las entidades desde el año 2008 (grupo 2) a los años de recuperación económica (2014 y 2015) cuya explicación puede deberse en parte a las altas tasas de morosidad que han provocado una reducción en los ingresos por el cobro de principal e intereses de los préstamos concedidos y en parte al endurecimiento de las condiciones para el acceso al crédito.

6.3.3 Resultados

Hemos podido comprobar, con el análisis discriminante, la existencia de diferencias entre los periodos seleccionados, diferenciando sobre todo entre el antes e inicio de la crisis (grupos 1 y 2) con el desarrollo, plena crisis y salida de la crisis (grupos 3, 4 y 5) ya que sus centroides han resultado positivos para los dos primeros grupos y negativos para el resto mostrando comportamientos diferentes entre estos periodos.

La tasa de morosidad, inversiones crediticias, financiación de bancos centrales, deuda subordinada, margen de interés e intereses cobrados son las variables que han resultado significativas, a la hora de discriminar entre los cinco grupos establecidos, siendo los intereses cobrados, la deuda subordinada y la tasa de morosidad aquellas con mayor peso discriminante.

Una disminución en la tasa de morosidad, manteniendo el resto de variables constantes, contribuye a obtener puntuaciones más elevadas en la función discriminante, haciendo más probable que la entidad se encuentre en periodos de crecimiento económico (grupo 1) o previo de una crisis (grupo 2) y por contra, una tasa de morosidad elevada, resultará más característica de años en desarrollo de crisis (grupo 3), plena crisis (grupo 4) o salida de la crisis (grupo 5). La explicación a que los años de salida de la crisis tiendan a tener altas tasas de morosidad puede deberse a que es una época en la que comienza a disminuir este factor debido a que comienza a haber una ligera recuperación económica,

pero aún no existe una estabilidad o crecimiento económico. Por otra parte, un aumento en la deuda subordinada y en los intereses cobrados hará aumentar la puntuación en la función discriminante, siendo característico de años de crecimiento económico (grupo 1) y periodos previos a las crisis (grupo 2), mientras que la disminución de estas variables provocará una disminución en la función discriminante, siendo este el patrón de las entidades en años de desarrollo de crisis, plena crisis y periodos anteriores a la recuperación económica.

Basándonos en estos resultados, podemos afirmar que las entidades financieras suelen tener menores tasas de morosidad y mayor cantidad de deuda subordinada y altos intereses cobrados en épocas de crecimiento económico o en años de inicio de crisis en los que aún no se han manifestado las consecuencias de la crisis. Y viceversa, en los años en los que se está desarrollando una crisis, de plena crisis y medidas financieras y, en menor medida, los años en los que se está saliendo de la crisis, las entidades suelen tener mayores tasas de morosidad, y una menor cantidad de deuda subordinada y altos intereses cobrados.

Por otra parte, con la ayuda del test de diferencia de medias, hemos podido confirmar la existencia de diferencias entre las distintas épocas preestablecidas para el análisis discriminante concluyendo que las mayores diferencias se dan entre años anteriores y posteriores al inicio de la crisis, siendo las épocas extremas, las que mayores diferencias muestran, esto es, la época anterior a la crisis o de crecimiento económico y la época de salida de la crisis o recuperación económica.

7 CONCLUSIONES

El estallido de la burbuja inmobiliaria ha tenido una gran repercusión en el sistema financiero español, provocando una crisis financiera que ha llevado a las autoridades a reestructurar el sistema bancario con el fin de mejorar la solvencia de las entidades y contribuir a la recuperación económica del país.

En este trabajo hemos estudiado los factores determinantes de la solvencia, mediante la elaboración de modelos econométricos que permitan estimar dichos factores en cada año estudiado. También hemos analizado la existencia de diferencias en los determinantes de la solvencia en los distintos años, agrupándolos por periodos, en los que consideramos que las entidades se comportaban de igual forma.

Según los resultados obtenidos en las regresiones podemos concluir que las variables que más influyen en la ratio de solvencia, tanto en los años de crecimiento económico como en los años de crisis, son la capitalización con una relación positiva y la deuda subordinada de forma negativa. Sin embargo, en 2014 se produce un cambio en los factores determinantes de la solvencia pasando a ser la ratio de apalancamiento y los valores representativos de deuda a corto plazo las variables más influyentes con una relación positiva y negativa respectivamente. Para confirmar este cambio tendríamos que seguir estudiando los años sucesivos y comprobar si los factores determinantes de la solvencia se siguen manteniendo.

Coincidiendo con los estudios realizados por Carbó Valverde y Maudos Villarroya en 2010 y Climent Serrano en 2016 se ha demostrado la dependencia que tienen las entidades de crédito de la financiación de mercados mayoristas, viendo que la deuda subordinada contribuye negativamente y la financiación de bancos centrales, ha contribuido tanto negativa (2009) como positivamente (2012 y 2015). Mostrando así que los cambios en los tipos a los que presta el banco central pueden reducir o aumentar la solvencia. También se ha demostrado la importancia que tiene la capitalización de las entidades financieras para la contribución a la mejora de su ratio de solvencia, conclusión a la que llegan también Poghosyan y Čihak (2011) o Rossignolo, et al. (2013).

Hemos podido contrastar 7 de las 9 hipótesis planteadas aceptando 6 de ellas y determinando que, el incremento de las inversiones inmobiliarias perjudica la solvencia

de las entidades, mientras que un aumento en la capitalización y una buena gestión de los recursos la benefician. Por otro lado, se confirma la influencia que tienen en la solvencia factores como la financiación internacional, el apalancamiento y la gestión de la cartera de valores, pudiendo afectar estos, tanto de forma negativa como positiva a la solvencia de la entidad. Por último, la hipótesis sobre la influencia que tiene la tasa de morosidad en la ratio de solvencia se podría aceptar de forma parcial, es decir, hemos demostrado que la tasa de morosidad es un factor influyente en la solvencia de las entidades de crédito pero no podemos concretar que la influencia sea negativa, ya que establecíamos un signo negativo y la variable ha resultado significativa en dos años diferentes pero en uno de ellos no se ha obtenido el signo esperado y en otro no se ha obtenido un modelo válido.

Con los resultados obtenidos del análisis discriminante contrastamos empíricamente que existen diferencias en los factores que determinan los niveles de solvencia en los distintos periodos de la muestra seleccionada, sobre todo en lo que respecta al antes y al después de la crisis comprobando así, que el comportamiento de las entidades no es igual en periodos de crecimiento que en periodos de dificultades financieras y por tanto los factores que más influyen en la solvencia varían en épocas de crecimiento, crisis, recesión o recuperación. Estos resultados han sido reforzados con el test de diferencia de medias llegando a las mismas conclusiones.

Este estudio realiza aportaciones a la literatura de dos modos, por un lado pudiendo ser aplicado para pronosticar la evolución que podría seguir la solvencia de las entidades financieras españolas en futuros periodos, basándonos en la existencia de diferencias en los determinantes según la situación económica que presente el país en el periodo a estimar. Y por otro lado, aportando otro punto de vista en la utilización del análisis discriminante en este campo, ya que en la literatura previa estudiada, este análisis se ha empleado para analizar las diferencias entre bancos y cajas de ahorro o entre entidades que hayan recibido ayudas del estado y las que no, siendo novedosa la aplicación del análisis para estudiar las diferencias en las distintas situaciones económicas que se encuentran en el periodo seleccionado.

Las limitaciones que se encuentran se localizan en la metodología utilizada para la estimación de los determinantes, ya que creemos que una regresión mediante datos de panel podría realizar una mejor estimación de la evolución de la solvencia al poder

introducir a la vez datos de corte trasversal y series temporales, lo que nos permitiría también incluir las variables macroeconómicas que pudieran ser de influencia en la solvencia de las entidades de crédito.

8 REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abad González, J., y Gutiérrez López, C. (2014). Evaluación de la solvencia bancaria: un modelo basado en las pruebas de resistencia de la banca española. *Estudios de Economía Aplicada*, 32(2), 6-24.
- Abad González, J., y Gutiérrez López, C. (2016). Modelización de la solvencia bancaria en escenarios adversos: aplicación a los «PIIGS». *Revista de Contabilidad: Spanish Accounting Review*, 19(2), 227-238.
- Banco Central Europeo (2012). Informe Anual del Banco Central Europeo de 2012. Recuperado de: <http://www.ecb.europa.eu/pub/annual/html/index.en.html>
- Banco de España (2014). Informe de Estabilidad Financiera de Noviembre de 2014. Recuperado de: <http://www.bde.es/>
- Banco de España (2015). Informe de Estabilidad Financiera de Noviembre de 2015. Recuperado de: <http://www.bde.es/>
- Basel Committee on Banking Supervision (1988). *International convergence of capital measurement and capital standards*. Bank for International Settlements.
- Basel Committee on Banking Supervision (2004). *International convergence of capital measurement and capital standards: a revised framework*. Bank for International Settlements.
- Basel Committee on Banking Supervision (2010). *Basel III: A global regulatory framework for more resilient banks and banking systems*. Bank for International Settlements
- Baselga-Pascual, L., Trujillo-Ponce, A., y Cardone-Riportella, C. (2015). Factors influencing bank risk in Europe: evidence from the financial crisis. *The North American Journal of Economics and Finance*, 34, 138-166.
- Berges Lobera, A., Manzano Romero, D., y Valero López, F. J. (2011). Sistema bancario y vulnerabilidad financiera. *Información Comercial Española, ICE: Revista de Economía*, (863), 35-42.

- Büyüksalvarci, A., y Abdioglu, H. (2011). Determinants of capital adequacy ratio in Turkish Banks: A panel data analysis. *African Journal of Business Management*, 5(27), 11199-11209.
- Calvo Silvosa, A. y Rodríguez López, M. (2003). Análisis discriminante múltiple. En J. Lévy Mangin y J. Varela Mallou (Eds.), *Análisis multivariante para las ciencias sociales* (pp. 249-276). Madrid: Pearson Educación.
- Carbó Valverde, S. y Rodríguez Fernández, F. (2009). Crisis y reforma de la arquitectura financiera: ¿hacia dónde se dirige el sector bancario?. *Cuadernos de Información Económica*, 209, 61–69.
- Carbó Valverde, S., y Maudos Villarroya, J. (2010). Diez interrogantes del sector bancario español. *Cuadernos de Información Económica*, 215, 80-105
- Climent Serrano, S. (2013a) La crisis financiera española: implicaciones para solvencia de las entidades financieras. *XIII Congreso Internacional de Costos Porto*. Recuperado de <http://www.occ.pt/news/pencustos/pdf/054.pdf>
- Climent Serrano, S. (2013b). La reestructuración del sistema bancario español tras la crisis y la solvencia de las entidades financieras. Consecuencias para las cajas de ahorros. *Revista de Contabilidad*, 16(2), 136-146.
- Climent Serrano, S. (2016). La solvencia de las entidades de crédito españolas. Un análisis con datos de panel. *Cuadernos de Economía*, 39(109), 34-48.
- Cuervo, A. y Rivero, P. (1986). El análisis económico-financiero de la empresa. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 15(49), 15-33.
- Directiva 2013/36/UE del Parlamento Europeo y del Consejo de 26 de junio de 2013 relativa al acceso a la actividad de las entidades de crédito y a la supervisión prudencial de las entidades de crédito y las empresas de inversión, por la que se modifica la Directiva 2002/87/CE y se derogan las Directivas 2006/48/CE y 2006/49/CE.

España (1994), Ley 13/1994, de 1 de junio, de Autonomía del Banco de España. *Boletín Oficial del Estado*, (131, 2 de junio), 17400 – 17408. Recuperado de: <https://www.boe.es/boe/dias/1994/06/02/pdfs/A17400-17408.pdf>

España (2014), Ley 10/2014, de 26 de junio, de ordenación, supervisión y solvencia de entidades de crédito. *Boletín Oficial del Estado*, (156, 27 de junio), 49412 – 49549, Recuperado de: <https://www.boe.es/boe/dias/2014/06/27/pdfs/BOE-A-2014-6726.pdf>

Foos, D., Norden, L., y Weber, M. (2010). Loan growth and riskiness of banks. *Journal of Banking & Finance*, 34(12), 2929-2940.

Laffarga Briones, J., Martín Marín, J. L., y Vázquez Cueto, M. J. (1985). El análisis de la solvencia en las instituciones bancarias: propuesta de una metodología y aplicaciones a la Banca española. *Esic Market*, (48), 51-73.

Maudos, J. (2012). El impacto de la crisis en el sector bancario español. *Cuadernos de Información Económica*, 226, 155–163.

Montero Lorenzo, J.M. (2007). *Estadística descriptiva*. Madrid: Thomson-Paraninfo.

Muñoz, J. (1999). Calidad de cartera del sistema bancario y el ciclo económico: Una aproximación econométrica para el caso peruano. *Estudios Económicos*, 4, 107-118

Nieto de Alba, U. (1975). Solvencia, beneficio y control de la empresa financiera. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 4(14), 563-576.

Poghosyan, T. y Čihák, M. (2011). Determinants of bank distress in Europe: Evidence from a new data set. *Journal of Financial Services Research*, 40, 163–184.

Reglamento (UE) No 575/2013 del Parlamento Europeo y del Consejo de 26 de junio de 2013 sobre los requisitos prudenciales de las entidades de crédito y las empresas de inversión, y por el que se modifica el Reglamento (UE) no 648/2012.

Rossignolo, A. F., Fethi, M. D., y Shaban, M. (2013). Market crises and Basel capital requirements: Could Basel III have been different? Evidence from Portugal, Ireland, Greece and Spain (PIGS). *Journal of Banking and Finance*, 37(5), 1323–1339.

West, R. C. (1985). A factor-analytic approach to bank condition. *Journal of Banking and Finance*, 9(2), 253-266.

9 ANEXO

Tabla 9.1. Matriz de correlaciones del año 2005.

		Correlaciones año 2005																	
		SOLVE	T_MORA	INV_INMO	ANCV	INV_CRE	LIQ	FIN_BC	ROMDNMM	D_SUB	LTD	CL_VTO	VRD_CP	IC_CP	CAP	M_INT	INT_C	EF_OP	ROE
SOLVE	Correlación de Pearson	1	-.201	.236	.116	-.027	.342	-.125	-.320	-.638	-.412	.062	-.144	-.242	.852	.197	-.080	-.136	-.605
	Sig. (bilateral)		.304	.227	.557	.893	.075	.527	.097	.000	.029	.755	.466	.214	.000	.315	.688	.490	.001
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
T_MORA	Correlación de Pearson	-.201	1	.007	-.017	.259	-.061	-.196	-.247	.424	-.113	-.160	-.087	.026	-.176	.198	.336	.482	.312
	Sig. (bilateral)	.304		.973	.931	.184	.758	.317	.205	.025	.567	.415	.661	.894	.369	.312	.081	.009	.105
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
INV_INMO	Correlación de Pearson	.236	.007	1	.020	.031	.089	-.163	-.241	-.202	-.253	-.044	.422	-.239	.117	.273	.090	.303	-.397
	Sig. (bilateral)	.227	.973		.921	.877	.654	.406	.217	.304	.194	.825	.025	.221	.554	.159	.650	.118	.037
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
ANCV	Correlación de Pearson	.116	-.017	.020	1	.003	.662	-.145	-.260	-.333	-.267	.621	-.146	-.079	.040	.348	.410	.206	-.224
	Sig. (bilateral)	.557	.931	.921		.986	.000	.462	.181	.084	.170	.000	.460	.688	.841	.069	.030	.293	.251
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
INV_CRE	Correlación de Pearson	-.027	.259	.031	.003	1	.006	-.465	-.102	-.203	.026	-.178	-.318	-.388	-.131	.696	.568	.319	.149
	Sig. (bilateral)	.893	.184	.877	.986		.976	.013	.606	.301	.894	.366	.099	.041	.506	.000	.002	.098	.449
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
LIQ	Correlación de Pearson	.342	-.061	.089	.662	.006	1	.050	-.297	-.420	-.354	.477	-.317	-.327	.260	.484	.436	.254	-.479
	Sig. (bilateral)	.075	.758	.654	.000	.976		.801	.125	.026	.065	.010	.100	.090	.181	.009	.020	.192	.010
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
FIN_BC	Correlación de Pearson	-.125	-.196	-.163	-.145	-.465	.050	1	.153	-.037	.164	-.105	.080	.498	.002	-.483	-.459	-.301	.005
	Sig. (bilateral)	.527	.317	.406	.462	.013	.801		.436	.852	.405	.595	.687	.007	.993	.009	.014	.120	.979
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
ROMDNMM	Correlación de Pearson	-.320	-.247	-.241	-.260	-.102	-.297	.153	1	.193	.900	-.122	.260	.131	-.359	-.298	-.188	-.262	.135
	Sig. (bilateral)	.097	.205	.217	.181	.606	.125	.436		.325	.000	.537	.182	.506	.061	.124	.339	.179	.493
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
D_SUB	Correlación de Pearson	-.638	.424	-.202	-.333	-.203	-.420	-.037	.193	1	.293	-.182	.087	.174	-.445	-.341	-.069	.130	.472
	Sig. (bilateral)	.000	.025	.304	.084	.301	.026	.852	.325		.131	.355	.659	.375	.018	.075	.727	.509	.011
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
LTD	Correlación de Pearson	-.412	-.113	-.253	-.267	.026	-.354	.164	.900	.293	1	-.158	.258	.093	-.444	-.312	-.172	-.169	.211
	Sig. (bilateral)	.029	.567	.194	.170	.894	.065	.405	.000	.131		.421	.186	.640	.018	.106	.382	.390	.282
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
CL_VTO	Correlación de Pearson	.062	-.160	-.044	.621	-.178	.477	-.105	-.122	-.182	-.158	1	-.152	-.076	-.079	.111	.098	.002	-.209
	Sig. (bilateral)	.755	.415	.825	.000	.366	.010	.595	.537	.355	.421		.440	.700	.691	.572	.620	.992	.286
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
VRD_CP	Correlación de Pearson	-.144	-.087	.422	-.146	-.318	-.317	.080	.260	.087	.258	-.152	1	.162	-.230	-.458	-.375	.004	-.037
	Sig. (bilateral)	.466	.661	.025	.460	.099	.100	.687	.182	.659	.186	.440		.411	.239	.014	.049	.985	.853
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
IC_CP	Correlación de Pearson	-.242	.026	-.239	-.079	-.388	-.327	.498	.131	.174	.093	-.076	.162	1	-.033	-.464	-.332	-.593	.485
	Sig. (bilateral)	.214	.894	.221	.688	.041	.090	.007	.506	.375	.640	.700	.411		.867	.013	.085	.001	.009
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
CAP	Correlación de Pearson	.852	-.176	.117	.040	-.131	.260	.002	-.359	-.445	-.444	-.079	-.230	-.033	1	.023	-.081	-.262	-.566
	Sig. (bilateral)	.000	.369	.554	.841	.506	.181	.993	.061	.018	.018	.691	.239	.867		.906	.683	.178	.002
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
M_INT	Correlación de Pearson	.197	.198	.273	.348	.696	.484	-.483	-.298	-.341	-.312	.111	-.458	-.464	.023	1	.843	.418	-.126
	Sig. (bilateral)	.315	.312	.159	.069	.000	.009	.009	.124	.075	.106	.572	.014	.013	.906		.000	.027	.524
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
INT_C	Correlación de Pearson	-.080	.336	.090	.410	.568	.436	-.459	-.188	-.069	-.172	.098	-.375	-.332	-.081	.843	1	.433	-.012
	Sig. (bilateral)	.688	.081	.650	.030	.002	.020	.014	.339	.727	.382	.620	.049	.085	.683	.000		.021	.954
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
EF_OP	Correlación de Pearson	-.136	.482	.303	.206	.319	.254	-.301	-.262	.130	-.169	.002	.004	-.593	-.262	.418	.433	1	-.238
	Sig. (bilateral)	.490	.009	.118	.293	.098	.192	.120	.179	.509	.390	.992	.985	.001	.178	.027	.021		.222
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
ROE	Correlación de Pearson	-.605	.312	-.397	-.224	.149	-.479	.005	.135	.472	.211	-.209	-.037	.485	-.566	-.126	-.012	-.238	1
	Sig. (bilateral)	.001	.105	.037	.251	.449	.010	.979	.493	.011	.282	.286	.853	.009	.002	.524	.954	.222	
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28

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

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

Tabla 9.2. Matriz de correlaciones del año 2006.

		Correlaciones año 2006																	
		SOLVE	T_MORA	INV_INMO	ANCV	INV_CRE	LIQ	FIN_BC	ROMDNMM	D_SUB	LTD	CL_VTO	VRD_CP	IC_CP	CAP	M_INT	INT_C	EF_OP	ROE
SOLVE	Correlación de Pearson	1	-.140	.261	.110	-.096	-.078	.082	-.470*	-.492**	-.491**	.045	-.210	-.246	.801**	.351	-.077	-.080	-.348
	Sig. (bilateral)		.479	.180	.576	.629	.694	.677	.012	.008	.008	.820	.283	.207	.000	.067	.697	.688	.069
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
T_MORA	Correlación de Pearson	-.140	1	.114	.100	.103	.002	-.185	-.320	.192	-.257	.104	-.081	.019	-.136	.292	.369	.302	-.164
	Sig. (bilateral)	.479		.565	.611	.603	.993	.346	.097	.327	.187	.598	.682	.925	.491	.131	.053	.118	.403
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
INV_INMO	Correlación de Pearson	.261	.114	1	.073	-.041	.102	-.154	-.247	-.210	-.299	-.136	-.215	-.230	.115	.386	.248	.300	-.306
	Sig. (bilateral)	.180	.565		.712	.836	.604	.434	.205	.283	.122	.489	.271	.239	.560	.042	.204	.121	.113
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
ANCV	Correlación de Pearson	.110	.100	.073	1	.047	-.104	-.117	-.245	-.356	-.294	.544**	-.129	-.032	.079	.350	.418	.227	-.101
	Sig. (bilateral)	.576	.611	.712		.811	.600	.555	.209	.063	.129	.003	.513	.870	.691	.068	.027	.244	.608
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
INV_CRE	Correlación de Pearson	-.096	.103	-.041	.047	1	.359	-.360	-.083	-.426**	-.034	-.108	-.407	-.296	-.283	.597**	.615**	.169	.088
	Sig. (bilateral)	.629	.603	.836	.811		.061	.060	.674	.024	.865	.585	.032	.126	.144	.001	.000	.389	.655
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
LIQ	Correlación de Pearson	-.078	.002	.102	-.104	.359	1	-.140	.089	-.172	.115	-.240	-.229	-.189	-.124	.332	.394	.049	-.227
	Sig. (bilateral)	.694	.993	.604	.600	.061		.476	.654	.383	.559	.220	.241	.336	.531	.084	.038	.805	.245
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
FIN_BC	Correlación de Pearson	.082	-.185	-.154	-.117	-.360	-.140	1	.007	.093	.148	-.067	.106	.260	.241	-.355	-.388	.043	-.157
	Sig. (bilateral)	.677	.346	.434	.555	.060	.476		.972	.637	.452	.736	.592	.182	.218	.064	.041	.829	.425
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
ROMDNMM	Correlación de Pearson	-.470*	-.320	-.247	-.245	-.083	.089	.007	1	.183	.893**	-.084	.213	.186	-.426**	-.443	-.210	-.190	.421
	Sig. (bilateral)	.012	.097	.205	.209	.674	.654	.972		.350	.000	.669	.276	.344	.024	.018	.283	.334	.026
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
D_SUB	Correlación de Pearson	-.492**	.192	-.210	-.356	-.426**	-.172	.093	.183	1	.289	-.208	.163	.140	-.204	-.473	-.267	-.197	.154
	Sig. (bilateral)	.008	.327	.283	.063	.024	.383	.637	.350		.136	.288	.408	.477	.299	.011	.169	.316	.435
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
LTD	Correlación de Pearson	-.491**	-.257	-.299	-.294	-.034	.115	.148	.893**	.289	1	-.116	.238	.102	-.442	-.474	-.193	-.130	.363
	Sig. (bilateral)	.008	.187	.122	.129	.865	.559	.452	.000	.136		.556	.223	.605	.019	.011	.326	.508	.058
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
CL_VTO	Correlación de Pearson	.045	.104	-.136	.544**	-.108	-.240	-.067	-.084	-.208	-.116	1	-.177	-.027	-.052	.058	.067	.071	.180
	Sig. (bilateral)	.820	.598	.489	.003	.585	.220	.736	.669	.288	.556		.367	.893	.793	.768	.736	.721	.359
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
VRD_CP	Correlación de Pearson	-.210	-.081	-.215	-.129	-.407*	-.229	.106	.213	.163	.238	-.177	1	.392*	-.121	-.602**	-.408	-.058	.067
	Sig. (bilateral)	.283	.682	.271	.513	.032	.241	.592	.276	.408	.223	.367		.039	.540	.001	.031	.771	.734
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
IC_CP	Correlación de Pearson	-.246	.019	-.230	-.032	-.296	-.189	.260	.186	.140	.102	-.027	.392*	1	-.053	-.313	-.091	-.368	.365
	Sig. (bilateral)	.207	.925	.239	.870	.126	.336	.182	.344	.477	.605	.893	.039		.788	.104	.645	.054	.056
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
CAP	Correlación de Pearson	.801**	-.136	.115	.079	-.283	-.124	.241	-.426**	-.204	-.442	-.052	-.121	-.053	1	.064	-.208	-.333	-.407
	Sig. (bilateral)	.000	.491	.560	.691	.144	.531	.218	.024	.299	.019	.793	.540	.788		.747	.288	.084	.032
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
M_INT	Correlación de Pearson	.351	.292	.386	.350	.597**	.332	-.355	-.443	-.473	-.474	.058	-.602**	-.313	.064	1	.839**	.186	-.238
	Sig. (bilateral)	.067	.131	.042	.068	.001	.084	.064	.018	.011	.011	.768	.001	.104	.747		.000	.343	.222
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
INT_C	Correlación de Pearson	-.077	.369	.248	.418	.615**	.394*	-.388	-.210	-.267	-.193	.067	-.406*	-.091	-.208	.839**	1	.192	-.077
	Sig. (bilateral)	.697	.053	.204	.027	.000	.038	.041	.283	.169	.326	.736	.031	.645	.288	.000		.327	.697
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
EF_OP	Correlación de Pearson	-.080	.302	.300	.227	.169	.049	.043	-.190	-.197	-.130	.071	-.058	-.368	-.333	.186	.192	1	-.165
	Sig. (bilateral)	.688	.118	.121	.244	.389	.805	.829	.334	.316	.508	.721	.771	.054	.084	.343	.327		.402
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28
ROE	Correlación de Pearson	-.348	-.164	-.306	-.101	.088	-.227	-.157	.421*	.154	.363	.180	.067	.365	-.407*	-.238	-.077	-.165	1
	Sig. (bilateral)	.069	.403	.113	.608	.655	.245	.425	.026	.435	.058	.359	.734	.056	.032	.222	.697	.402	
	N	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28	28

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

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

Tabla 9.3. Matriz de correlaciones del año 2007.

		Correlaciones año 2007																	
		SOLVE	T_MORA	INV_INMO	ANCV	INV_CRE	LIQ	FIN_BC	ROMDNMM	D_SUB	LTD	CL_VTO	VRD_CP	IC_CP	CAP	M_INT	INT_C	EF_OP	ROE
SOLVE	Correlación de Pearson	1	-.081	.049	-.039	.044	.042	-.252	-.481	-.405	.339	.118	-.070	-.142	.807	.271	-.214	-.322	-.172
	Sig. (bilateral)		.689	.808	.849	.827	.836	.205	.011	.036	.084	.558	.730	.481	.000	.172	.283	.102	.392
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
T_MORA	Correlación de Pearson	-.081	1	.226	-.113	-.241	-.091	.111	-.224	.243	-.257	.316	-.024	-.051	.080	.011	-.098	.304	-.329
	Sig. (bilateral)		.689	.256	.576	.226	.650	.582	.261	.222	.195	.108	.905	.801	.692	.958	.627	.123	.094
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
INV_INMO	Correlación de Pearson	.049	.226	1	.023	-.073	-.207	-.212	-.268	-.084	-.190	-.036	-.224	-.219	.021	.182	-.010	.333	-.298
	Sig. (bilateral)		.808	.256	.910	.717	.301	.289	.177	.678	.342	.857	.261	.273	.918	.363	.962	.090	.131
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
ANCV	Correlación de Pearson	-.039	-.113	.023	1	.209	.050	-.281	-.048	-.305	.014	.377	-.215	.069	-.068	.413	.485	.020	-.097
	Sig. (bilateral)		.849	.576	.910	.296	.803	.156	.811	.122	.944	.052	.282	.734	.737	.032	.010	.922	.630
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
INV_CRE	Correlación de Pearson	.044	-.241	-.073	.209	1	-.227	-.486	-.014	-.746	.405	-.023	-.539	-.433	-.285	.709	.771	.234	.096
	Sig. (bilateral)		.827	.226	.717	.296	.254	.010	.945	.000	.036	.908	.004	.024	.149	.000	.000	.239	.634
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
LIQ	Correlación de Pearson	.042	-.091	-.207	.050	-.227	1	.268	.142	.315	.260	-.056	.301	.302	.163	-.147	-.103	-.286	-.030
	Sig. (bilateral)		.836	.650	.301	.803	.254	.176	.480	.109	.190	.780	.127	.126	.417	.466	.610	.149	.883
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
FIN_BC	Correlación de Pearson	-.252	.111	-.212	-.281	-.486	.268	1	.199	.482	-.092	-.217	.644	.492	-.060	-.598	-.376	.104	-.008
	Sig. (bilateral)		.205	.582	.289	.156	.010	.176	.319	.011	.646	.277	.000	.009	.765	.001	.053	.606	.967
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
ROMDNMM	Correlación de Pearson	-.481	-.224	-.268	-.048	-.014	.142	.199	1	.232	-.110	-.126	.149	.080	-.506	-.379	.135	-.156	.582
	Sig. (bilateral)		.011	.261	.177	.811	.945	.480	.319	.245	.586	.530	.457	.692	.007	.051	.501	.437	.001
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
D_SUB	Correlación de Pearson	-.405	.243	-.084	-.305	-.746	.315	.482	.232	1	-.245	-.219	.465	.318	-.023	-.650	-.531	-.168	.086
	Sig. (bilateral)		.036	.222	.678	.122	.000	.109	.011	.245	.219	.273	.015	.106	.909	.000	.004	.404	.669
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
LTD	Correlación de Pearson	.339	-.257	-.190	.014	.405	.260	-.092	-.110	-.245	1	-.154	-.048	-.063	.151	.432	.166	-.191	.027
	Sig. (bilateral)		.084	.195	.342	.944	.036	.190	.646	.586	.219	.444	.810	.754	.451	.025	.409	.340	.895
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
CL_VTO	Correlación de Pearson	.118	.316	-.036	.377	-.023	-.056	-.217	-.126	-.219	-.154	1	-.186	-.118	.023	.209	.196	.278	-.173
	Sig. (bilateral)		.558	.108	.857	.052	.908	.780	.277	.530	.273	.444	.353	.558	.908	.295	.328	.160	.389
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
VRD_CP	Correlación de Pearson	-.070	-.024	-.224	-.215	-.539	.301	.644	.149	.465	-.048	-.186	1	.723	.075	-.548	-.414	-.331	.287
	Sig. (bilateral)		.730	.905	.261	.282	.004	.127	.000	.457	.015	.810	.353	.000	.711	.003	.032	.091	.147
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
IC_CP	Correlación de Pearson	-.142	-.051	-.219	.069	-.433	.302	.492	.080	.318	-.063	-.118	.723	1	.023	-.441	-.331	-.431	.124
	Sig. (bilateral)		.481	.801	.273	.734	.024	.126	.009	.692	.106	.754	.558	.000	.909	.021	.092	.025	.537
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
CAP	Correlación de Pearson	.807	.080	.021	-.068	-.285	.163	-.060	-.506	-.023	.151	.023	.075	.023	1	.066	-.366	-.356	-.393
	Sig. (bilateral)		.000	.692	.918	.737	.149	.417	.765	.007	.909	.451	.908	.711	.909	.742	.060	.068	.043
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
M_INT	Correlación de Pearson	.271	.011	.182	.413	.709	-.147	-.598	-.379	-.650	.432	.209	-.548	-.441	.066	1	.757	.218	-.202
	Sig. (bilateral)		.172	.958	.363	.032	.000	.466	.001	.051	.000	.025	.295	.003	.021	.742	.000	.274	.313
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
INT_C	Correlación de Pearson	-.214	-.098	-.010	.485	.771	-.103	-.376	.135	-.531	.166	.196	-.414	-.331	-.366	.757	1	.393	-.010
	Sig. (bilateral)		.283	.627	.962	.010	.000	.610	.053	.501	.004	.409	.328	.032	.092	.060	.000	.043	.959
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
EF_OP	Correlación de Pearson	-.322	.304	.333	.020	.234	-.286	.104	-.156	-.168	-.191	.278	-.331	-.431	-.356	.218	.393	1	-.510
	Sig. (bilateral)		.102	.123	.090	.922	.239	.149	.606	.437	.404	.340	.160	.091	.025	.068	.274	.043	.007
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
ROE	Correlación de Pearson	-.172	-.329	-.298	-.097	.096	-.030	-.008	.582	.086	.027	-.173	.287	.124	-.393	-.202	-.010	-.510	1
	Sig. (bilateral)		.392	.094	.131	.630	.634	.883	.967	.001	.669	.895	.389	.147	.537	.043	.313	.959	.007
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27

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

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

Tabla 9.4. Matriz de correlaciones del año 2008.

		Correlaciones año 2008																	
		SOLVE	T_MORA	INV_INMO	ANCV	INV_CRE	LIQ	FIN_BC	ROMDNMM	D_SUB	LTD	CL_VTO	VRD_CP	IC_CP	CAP	M_INT	INT_C	EF_OP	ROE
SOLVE	Correlación de Pearson	1	-.214	-.104	.033	.213	-.082	-.148	-.134	.107	-.052	-.022	-.149	.012	.066	.003	.094	-.112	.135
	Sig. (bilateral)		.284	.606	.872	.285	.683	.461	.507	.596	.798	.912	.458	.951	.745	.987	.641	.577	.503
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
T_MORA	Correlación de Pearson	-.214	1	-.269	.149	-.121	-.108	.695**	.331	.354	.336	.008	-.211	-.121	-.523**	-.232	.084	.718**	-.621**
	Sig. (bilateral)	.284		.174	.458	.549	.590	.000	.092	.070	.086	.969	.290	.549	.005	.245	.678	.000	.001
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
INV_INMO	Correlación de Pearson	-.104	-.269	1	.021	-.011	-.067	-.217	-.309	-.313	-.084	.579**	-.138	-.231	.121	.221	.232	.001	.051
	Sig. (bilateral)	.606	.174		.918	.955	.742	.276	.116	.111	.676	.002	.493	.246	.547	.267	.244	.996	.799
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
ANCV	Correlación de Pearson	.033	.149	.021	1	-.229	-.202	.048	-.242	.109	-.231	-.026	-.134	-.010	-.041	-.204	-.147	-.094	.139
	Sig. (bilateral)	.872	.458	.918		.251	.312	.810	.223	.587	.245	.897	.507	.959	.838	.306	.464	.639	.488
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
INV_CRE	Correlación de Pearson	.213	-.121	-.011	-.229	1	-.139	.094	-.023	-.651**	.095	-.016	-.597**	-.447**	-.123	.380	.766**	-.052	.140
	Sig. (bilateral)	.285	.549	.955	.251		.490	.642	.908	.000	.638	.936	.001	.019	.541	.050	.000	.795	.486
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
LIQ	Correlación de Pearson	-.082	-.108	-.067	-.202	-.139	1	-.416*	-.038	.114	-.019	.056	.055	-.150	.207	-.008	-.022	-.073	.056
	Sig. (bilateral)	.683	.590	.742	.312	.490		.031	.850	.572	.923	.782	.786	.456	.300	.969	.913	.717	.781
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
FIN_BC	Correlación de Pearson	-.148	.695**	-.217	.048	.094	-.416*	1	.315	.258	.427**	-.140	-.030	-.097	-.656**	-.318	.189	.663**	-.527**
	Sig. (bilateral)	.461	.000	.276	.810	.642	.031		.109	.193	.026	.486	.880	.630	.000	.106	.345	.000	.005
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
ROMDNMM	Correlación de Pearson	-.134	.331	-.309	-.242	-.023	-.038	.315	1	.253	.570**	-.217	.265	.152	-.443*	-.275	.021	.054	.060
	Sig. (bilateral)	.507	.092	.116	.223	.908	.850	.109		.202	.002	.277	.182	.449	.021	.165	.916	.789	.768
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
D_SUB	Correlación de Pearson	.107	.354	-.313	.109	-.651**	.114	.258	.253	1	.213	-.185	.461*	.406*	-.111	-.585**	-.559**	.161	-.125
	Sig. (bilateral)	.596	.070	.111	.587	.000	.572	.193	.202		.286	.356	.016	.035	.582	.001	.002	.423	.533
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
LTD	Correlación de Pearson	-.052	.336	-.084	-.231	.095	-.019	.427**	.570**	.213	1	.020	.195	-.042	-.153	-.120	.241	.146	.015
	Sig. (bilateral)	.798	.086	.676	.245	.638	.923	.026	.002	.286		.919	.330	.834	.447	.552	.226	.468	.942
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
CL_VTO	Correlación de Pearson	-.022	.008	.579**	-.026	-.016	.056	-.140	-.217	-.185	.020	1	-.237	-.225	-.038	.032	.141	.031	.100
	Sig. (bilateral)	.912	.969	.002	.897	.936	.782	.486	.277	.356	.919		.234	.258	.851	.874	.484	.879	.620
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
VRD_CP	Correlación de Pearson	-.149	-.211	-.138	-.134	-.597**	.055	-.030	.265	.461*	.195	-.237	1	.659**	.086	-.347	-.552**	-.197	.112
	Sig. (bilateral)	.458	.290	.493	.507	.001	.786	.880	.182	.016	.330	.234		.000	.669	.076	.003	.325	.579
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
IC_CP	Correlación de Pearson	.012	-.121	-.231	-.010	-.447*	-.150	-.097	.152	.406*	-.042	-.225	.659**	1	.016	-.313	-.510**	-.153	.093
	Sig. (bilateral)	.951	.549	.246	.959	.019	.456	.630	.449	.035	.834	.258	.000		.936	.112	.007	.445	.646
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
CAP	Correlación de Pearson	.066	-.523**	.121	-.041	-.123	.207	-.656**	-.443*	-.111	-.153	-.038	.086	.016	1	.219	-.280	-.522**	.353
	Sig. (bilateral)	.745	.005	.547	.838	.541	.300	.000	.021	.582	.447	.851	.669	.936		.272	.158	.005	.071
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
M_INT	Correlación de Pearson	.003	-.232	.221	-.204	.380	-.008	-.318	-.275	-.585**	-.120	.032	-.347	-.313	.219	1	.563**	-.107	.070
	Sig. (bilateral)	.987	.245	.267	.306	.050	.969	.106	.165	.001	.552	.874	.076	.112	.272		.002	.596	.730
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
INT_C	Correlación de Pearson	.094	.084	.232	-.147	.766**	-.022	.189	.021	-.559**	.241	.141	-.552**	-.510**	-.280	.563**	1	.193	-.079
	Sig. (bilateral)	.641	.678	.244	.464	.000	.913	.345	.916	.002	.226	.484	.003	.007	.158	.002		.335	.695
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
EF_OP	Correlación de Pearson	-.112	.718**	.001	-.094	-.052	-.073	.663**	.054	.161	.146	.031	-.197	-.153	-.522**	-.107	.193	1	-.935**
	Sig. (bilateral)	.577	.000	.996	.639	.795	.717	.000	.789	.423	.468	.879	.325	.445	.005	.596	.335		.000
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
ROE	Correlación de Pearson	.135	-.621**	.051	.139	.140	.056	-.527**	.060	-.125	.015	.100	.112	.093	.353	.070	-.079	-.935**	1
	Sig. (bilateral)	.503	.001	.799	.488	.486	.781	.005	.768	.533	.942	.620	.579	.646	.071	.730	.695	.000	
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27

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

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

Tabla 9.5. Matriz de correlaciones del año 2009.

		Correlaciones año 2009																	
		SOLVE	T_MORA	INV_INMO	ANCV	INV_CRE	LIQ	FIN_BC	ROMDNMM	D_SUB	LTD	CL_VTO	VRD_CP	IC_CP	CAP	M_INT	INT_C	EF_OP	ROE
SOLVE	Correlación de Pearson	1	-.293	.086	-.286	-.084	.298	-.672	-.242	-.507	-.236	-.160	-.060	-.018	.829	.233	-.140	-.268	.067
	Sig. (bilateral)		.139	.668	.148	.677	.130	.000	.225	.007	.237	.427	.766	.928	.000	.242	.486	.176	.741
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
T_MORA	Correlación de Pearson	-.293	1	.450	.406	.102	-.211	.207	.287	.176	.337	.234	-.088	-.115	-.278	-.142	.095	.017	.056
	Sig. (bilateral)	.139		.018	.035	.611	.290	.299	.146	.380	.085	.240	.661	.569	.160	.479	.637	.933	.783
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
INV_INMO	Correlación de Pearson	.086	.450	1	.210	.009	-.178	-.133	-.024	-.198	-.063	.649	-.192	-.278	.056	.283	.301	-.100	.002
	Sig. (bilateral)	.668	.018		.293	.964	.375	.509	.906	.323	.754	.000	.337	.160	.781	.153	.127	.619	.991
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
ANCV	Correlación de Pearson	-.286	.406	.210	1	.152	-.354	.297	.022	.039	-.014	.288	-.199	-.090	-.317	.025	.255	.073	-.410
	Sig. (bilateral)	.148	.035	.293		.449	.070	.133	.914	.849	.944	.145	.320	.656	.107	.903	.200	.719	.034
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
INV_CRE	Correlación de Pearson	-.084	.102	.009	.152	1	.175	-.230	-.061	-.525	.000	-.020	-.561	-.445	-.259	.308	.578	.172	-.197
	Sig. (bilateral)	.677	.611	.964	.449		.381	.249	.764	.005	.999	.920	.002	.020	.193	.118	.002	.391	.326
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
LIQ	Correlación de Pearson	.298	-.211	-.178	-.354	.175	1	-.131	-.319	-.133	-.245	-.281	-.308	-.272	.265	.232	.071	-.162	-.059
	Sig. (bilateral)	.130	.290	.375	.070	.381		.513	.105	.509	.218	.155	.118	.170	.182	.245	.727	.418	.769
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
FIN_BC	Correlación de Pearson	-.672	.207	-.133	.297	-.230	-.131	1	-.054	.461	-.034	.195	.227	-.034	-.528	-.214	-.066	.000	-.148
	Sig. (bilateral)	.000	.299	.509	.133	.249	.513		.790	.016	.867	.330	.254	.865	.005	.283	.743	.999	.463
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
ROMDNMM	Correlación de Pearson	-.242	.287	-.024	.022	-.061	-.319	-.054	1	.095	.901	-.103	.347	.181	-.333	-.513	-.374	.170	.104
	Sig. (bilateral)	.225	.146	.906	.914	.764	.105	.790		.638	.000	.608	.076	.367	.090	.006	.055	.396	.605
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
D_SUB	Correlación de Pearson	-.507	.176	-.198	.039	-.525	-.133	.461	.095	1	.127	.004	.237	.295	-.282	-.534	-.388	.191	.230
	Sig. (bilateral)	.007	.380	.323	.849	.005	.509	.016	.638		.528	.985	.233	.135	.155	.004	.046	.341	.248
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
LTD	Correlación de Pearson	-.236	.337	-.063	-.014	.000	-.245	-.034	.901	.127	1	-.103	.454	.189	-.230	-.449	-.288	.083	.103
	Sig. (bilateral)	.237	.085	.754	.944	.999	.218	.867	.000	.528		.608	.017	.345	.248	.019	.146	.680	.611
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
CL_VTO	Correlación de Pearson	-.160	.234	.649	.288	-.020	-.281	.195	-.103	.004	-.103	1	-.046	-.199	-.176	.021	.196	-.056	.195
	Sig. (bilateral)	.427	.240	.000	.145	.920	.155	.330	.608	.985	.608		.820	.319	.380	.916	.328	.782	.329
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
VRD_CP	Correlación de Pearson	-.060	-.088	-.192	-.199	-.561	-.308	.227	.347	.237	.454	-.046	1	.436	.024	-.294	-.438	-.129	.050
	Sig. (bilateral)	.766	.661	.337	.320	.002	.118	.254	.076	.233	.017	.820		.023	.907	.137	.022	.521	.803
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
IC_CP	Correlación de Pearson	-.018	-.115	-.278	-.090	-.445	-.272	-.034	.181	.295	.189	-.199	.436	1	.027	-.256	-.458	.243	.047
	Sig. (bilateral)	.928	.569	.160	.656	.020	.170	.865	.367	.135	.345	.319	.023		.893	.197	.016	.222	.815
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
CAP	Correlación de Pearson	.829	-.278	.056	-.317	-.259	.265	-.528	-.333	-.282	-.230	-.176	.024	.027	1	.159	-.153	-.198	.063
	Sig. (bilateral)	.000	.160	.781	.107	.193	.182	.005	.090	.155	.248	.380	.907	.893		.428	.446	.322	.756
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
M_INT	Correlación de Pearson	.233	-.142	.283	.025	.308	.232	-.214	-.513	-.534	-.449	.021	-.294	-.256	.159	1	.809	-.058	-.140
	Sig. (bilateral)	.242	.479	.153	.903	.118	.245	.283	.006	.004	.019	.916	.137	.197	.428		.000	.774	.486
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
INT_C	Correlación de Pearson	-.140	.095	.301	.255	.578	.071	-.066	-.374	-.388	-.288	.196	-.438	-.458	-.153	.809	1	.029	-.083
	Sig. (bilateral)	.486	.637	.127	.200	.002	.727	.743	.055	.046	.146	.328	.022	.016	.446	.000		.887	.680
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
EF_OP	Correlación de Pearson	-.268	.017	-.100	.073	.172	-.162	.000	.170	.191	.083	-.056	-.129	.243	-.198	-.058	.029	1	.021
	Sig. (bilateral)	.176	.933	.619	.719	.391	.418	.999	.396	.341	.680	.782	.521	.222	.322	.774	.887		.916
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27
ROE	Correlación de Pearson	.067	.056	.002	-.410	-.197	-.059	-.148	.104	.230	.103	.195	.050	.047	.063	-.140	-.083	.021	1
	Sig. (bilateral)	.741	.783	.991	.034	.326	.769	.463	.605	.248	.611	.329	.803	.815	.756	.486	.680	.916	
	N	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27	27

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

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

Tabla 9.6. Matriz de correlaciones del año 2010.

		Correlaciones año 2010																	
		SOLVE	T_MORA	INV_INMO	ANCV	INV_CRE	LIQ	FIN_BC	ROMDNMM	D_SUB	LTD	CL_VTO	VRD_CP	IC_CP	CAP	M_INT	INT_C	EF_OP	ROE
SOLVE	Correlación de Pearson	1	-.502*	-.221	-.239	.054	-.016	-.376	-.529**	-.579**	-.464*	-.140	-.055	-.030	.799**	.552**	.458*	-.060	-.039
	Sig. (bilateral)		.017	.324	.284	.812	.945	.084	.011	.005	.030	.534	.808	.894	.000	.008	.032	.791	.863
	N	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22
T_MORA	Correlación de Pearson	-.502*	1	.235	.738**	-.185	-.132	.379	.115	.351	.031	.489*	-.235	-.154	-.503*	-.303	-.301	.030	-.044
	Sig. (bilateral)	.017		.293	.000	.410	.559	.082	.612	.109	.893	.021	.293	.493	.017	.171	.174	.895	.848
	N	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22
INV_INMO	Correlación de Pearson	-.221	.235	1	.508*	.042	-.009	.121	-.096	.045	-.090	.155	-.279	-.289	-.270	-.224	-.133	.009	-.227
	Sig. (bilateral)	.324	.293		.016	.853	.970	.591	.672	.842	.691	.492	.209	.192	.225	.315	.555	.969	.309
	N	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22
ANCV	Correlación de Pearson	-.239	.738**	.508*	1	-.056	-.160	.204	-.056	.081	-.134	.373	-.319	-.033	-.299	-.055	-.058	-.150	-.027
	Sig. (bilateral)	.284	.000	.016		.805	.477	.362	.805	.721	.553	.087	.147	.885	.177	.808	.797	.506	.906
	N	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22
INV_CRE	Correlación de Pearson	.054	-.185	.042	-.056	1	-.359	-.060	-.054	-.638**	.146	.042	-.705**	-.454*	-.116	.364	.448*	.316	-.132
	Sig. (bilateral)	.812	.410	.853	.805		.101	.791	.811	.001	.517	.851	.000	.034	.608	.096	.037	.152	.557
	N	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22
LIQ	Correlación de Pearson	-.016	-.132	-.009	-.160	-.359	1	-.209	-.162	.078	-.222	-.353	.111	.074	.148	-.191	-.235	-.050	-.077
	Sig. (bilateral)	.945	.559	.970	.477	.101		.351	.471	.731	.321	.107	.621	.744	.510	.394	.293	.825	.734
	N	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22
FIN_BC	Correlación de Pearson	-.376	.379	.121	.204	-.060	-.209	1	.420	.084	.472*	.310	-.102	-.191	-.476*	-.238	-.217	-.120	-.169
	Sig. (bilateral)	.084	.082	.591	.362	.791	.351		.052	.709	.027	.160	.651	.395	.025	.287	.333	.596	.453
	N	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22
ROMDNMM	Correlación de Pearson	-.529**	.115	-.096	-.056	-.054	-.162	.420	1	.335	.879**	-.223	.128	.121	-.571**	-.534**	-.481**	-.018	.032
	Sig. (bilateral)	.011	.612	.672	.805	.811	.471	.052		.128	.000	.319	.570	.591	.005	.011	.023	.938	.887
	N	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22
D_SUB	Correlación de Pearson	-.579**	.351	.045	.081	-.638**	.078	.084	.335	1	.186	.084	.508*	.224	-.340	-.545**	-.594**	-.089	.039
	Sig. (bilateral)	.005	.109	.842	.721	.001	.731	.709	.128		.408	.710	.016	.316	.121	.009	.004	.693	.863
	N	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22
LTD	Correlación de Pearson	-.464*	.031	-.090	-.134	.146	-.222	.472*	.879**	.186	1	-.131	.111	-.011	-.420	-.372	-.277	-.030	.037
	Sig. (bilateral)	.030	.893	.691	.553	.517	.321	.027	.000	.408		.562	.624	.960	.052	.088	.212	.896	.871
	N	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22
CL_VTO	Correlación de Pearson	-.140	.489*	.155	.373	.042	-.353	.310	-.223	.084	-.131	1	-.151	-.099	-.318	.122	.120	.206	-.275
	Sig. (bilateral)	.534	.021	.492	.087	.851	.107	.160	.319	.710	.562		.501	.661	.150	.590	.595	.359	.215
	N	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22
VRD_CP	Correlación de Pearson	-.055	-.235	-.279	-.319	-.705**	.111	-.102	.128	.508*	.111	-.151	1	.559**	.276	-.137	-.157	-.313	.258
	Sig. (bilateral)	.808	.293	.209	.147	.000	.621	.651	.570	.016	.624	.501		.007	.213	.542	.486	.156	.246
	N	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22
IC_CP	Correlación de Pearson	-.030	-.154	-.289	-.033	-.454*	.074	-.191	.121	.224	-.011	-.099	.559**	1	.054	.018	-.057	-.324	.434*
	Sig. (bilateral)	.894	.493	.192	.885	.034	.744	.395	.591	.316	.960	.661	.007		.810	.937	.802	.141	.043
	N	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22
CAP	Correlación de Pearson	.799**	-.503*	-.270	-.299	-.116	.148	-.476*	-.571**	-.340	-.420	-.318	.276	.054	1	.461*	.344	-.290	.054
	Sig. (bilateral)	.000	.017	.225	.177	.608	.510	.025	.005	.121	.052	.150	.213	.810		.031	.118	.190	.812
	N	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22
M_INT	Correlación de Pearson	.552**	-.303	-.224	-.055	.364	-.191	-.238	-.534**	-.545**	-.372	.122	-.137	.018	.461*	1	.883**	-.350	.258
	Sig. (bilateral)	.008	.171	.315	.808	.096	.394	.287	.011	.009	.088	.590	.542	.937	.031		.000	.111	.247
	N	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22
INT_C	Correlación de Pearson	.458*	-.301	-.133	-.058	.448*	-.235	-.217	-.481**	-.594**	-.277	.120	-.157	-.057	.344	.883**	1	-.110	.385
	Sig. (bilateral)	.032	.174	.555	.797	.037	.293	.333	.023	.004	.212	.595	.486	.802	.118	.000		.627	.077
	N	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22
EF_OP	Correlación de Pearson	-.060	.030	.009	-.150	.316	-.050	-.120	-.018	-.089	-.030	.206	-.313	-.324	-.290	-.350	-.110	1	-.419
	Sig. (bilateral)	.791	.895	.969	.506	.152	.825	.596	.938	.693	.896	.359	.156	.141	.190	.111	.627		.052
	N	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22
ROE	Correlación de Pearson	-.039	-.044	-.227	-.027	-.132	-.077	-.169	.032	.039	.037	-.275	.258	.434*	.054	.258	.385	-.419	1
	Sig. (bilateral)	.863	.848	.309	.906	.557	.734	.453	.887	.863	.871	.215	.246	.043	.812	.247	.077	.052	
	N	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22	22

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

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

Tabla 9.7. Matriz de correlaciones del año 2011.

		Correlaciones año 2011																	
		SOLVE	T_MORA	INV_INMO	ANCV	INV_CRE	LIQ	FIN_BC	ROMDNMM	D_SUB	LTD	CL_VTO	VRD_CP	IC_CP	CAP	M_INT	INT_C	EF_OP	ROE
SOLVE	Correlación de Pearson	1	-.535*	-.416*	-.509*	.251	-.008	-.335*	-.027	-.447*	.011	-.200	-.099	-.173	.518*	.504*	.158	-.427*	-.422*
	Sig. (bilateral)		.015	.068	.022	.285	.975	.149	.910	.048	.963	.398	.679	.466	.019	.024	.506	.061	.064
	N	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20
T_MORA	Correlación de Pearson	-.535*	1	.556**	.564**	-.097	-.307	.646**	.080	.282	.066	.203	-.220	-.115	-.538**	-.448**	-.107	.920**	.895**
	Sig. (bilateral)			.011	.010	.683	.188	.002	.737	.229	.782	.390	.352	.630	.014	.048	.653	.000	.000
	N	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20
INV_INMO	Correlación de Pearson	-.416*	.556**	1	.605**	.218	-.313	.126	-.485**	.099	-.363	.379	-.313	-.248	-.319	.097	.400	.598**	.585**
	Sig. (bilateral)		.068	.011	.005	.356	.180	.598	.030	.676	.116	.099	.179	.292	.171	.685	.081	.005	.007
	N	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20
ANCV	Correlación de Pearson	-.509*	.564**	.605**	1	-.014	-.159	.456*	-.065	.347	-.159	.502*	-.325	.010	-.582**	-.165	.128	.473*	.492*
	Sig. (bilateral)		.022	.010	.005	.954	.502	.043	.785	.134	.504	.024	.162	.965	.007	.487	.591	.035	.028
	N	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20
INV_CRE	Correlación de Pearson	.251	-.097	.218	-.014	1	-.679**	-.285	-.131	-.354	.071	.089	-.693**	-.388	-.226	.447*	.643**	-.073	-.124
	Sig. (bilateral)		.285	.683	.356	.954		.001	.223	.583	.126	.765	.710	.001	.091	.337	.048	.002	.759
	N	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20
LIQ	Correlación de Pearson	-.008	-.307	-.313	-.159	-.679**	1	-.293	-.154	.008	-.297	-.313	.460*	.677**	.393	.015	-.345	-.262	-.240
	Sig. (bilateral)		.975	.188	.180	.502	.001		.210	.518	.973	.203	.180	.041	.001	.087	.951	.137	.265
	N	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20
FIN_BC	Correlación de Pearson	-.335*	.646**	.126	.456*	-.285	-.293	1	.481*	.298	.432	.384	.113	-.064	-.543*	-.527*	-.296	.557*	.595**
	Sig. (bilateral)		.149	.002	.598	.043	.223	.210		.032	.203	.057	.094	.634	.788	.013	.017	.206	.011
	N	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20
ROMDNMM	Correlación de Pearson	-.027	.080	-.485**	-.065	-.131	-.154	.481*	1	-.072	.858**	.007	.223	.240	-.307	-.534*	-.494*	.016	.036
	Sig. (bilateral)		.910	.737	.030	.785	.583	.518	.032		.763	.000	.977	.345	.308	.188	.015	.027	.948
	N	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20
D_SUB	Correlación de Pearson	-.447*	.282	.099	.347	-.354	.008	.298	-.072	1	-.103	.208	.281	.042	-.287	-.500*	-.241	.055	.042
	Sig. (bilateral)		.048	.229	.676	.134	.126	.973	.203	.763		.666	.380	.229	.859	.220	.025	.307	.817
	N	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20
LTD	Correlación de Pearson	.011	.066	-.363	-.159	.071	-.297	.432	.858**	-.103	1	-.045	.243	.132	-.190	-.397	-.321	.067	.082
	Sig. (bilateral)		.963	.782	.116	.504	.765	.203	.057	.000	.666		.852	.302	.578	.422	.083	.167	.779
	N	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20
CL_VTO	Correlación de Pearson	-.200	.203	.379	.502*	.089	-.313	.384	.007	.208	-.045	1	-.266	-.147	-.493*	.022	.189	.000	-.004
	Sig. (bilateral)		.398	.390	.099	.024	.710	.180	.094	.977	.380	.852		.257	.535	.027	.926	.424	.999
	N	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20
VRD_CP	Correlación de Pearson	-.099	-.220	-.313	-.325	-.693**	.460*	.113	.223	.281	.243	-.266	1	.305	.383	-.472*	-.607**	-.139	-.095
	Sig. (bilateral)		.679	.352	.179	.162	.001	.041	.634	.345	.229	.302	.257		.191	.095	.036	.004	.559
	N	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20
IC_CP	Correlación de Pearson	-.173	-.115	-.248	.010	-.388	.677**	-.064	.240	.042	.132	-.147	.305	1	-.018	-.139	-.304	-.118	-.117
	Sig. (bilateral)		.466	.630	.292	.965	.091	.001	.788	.308	.859	.578	.535	.191		.940	.560	.193	.619
	N	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20
CAP	Correlación de Pearson	.518*	-.538**	-.319	-.582**	-.226	.393	-.543*	-.307	-.287	-.190	-.493*	.383	-.018	1	.414	.024	-.379	-.357
	Sig. (bilateral)		.019	.014	.171	.007	.337	.087	.013	.188	.220	.422	.027	.095	.940		.069	.919	.099
	N	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20
M_INT	Correlación de Pearson	.504*	-.448**	.097	-.165	.447*	.015	-.527*	-.534*	-.500*	-.397	.022	-.472*	-.139	.414	1	.818**	-.377*	-.374*
	Sig. (bilateral)		.024	.048	.685	.487	.048	.951	.017	.015	.025	.083	.926	.036	.560	.069		.000	.102
	N	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20
INT_C	Correlación de Pearson	.158	-.107	.400	.128	.643**	-.345	-.296	-.494*	-.241	-.321	.189	-.607**	-.304	.024	.818**	1	-.115	-.124
	Sig. (bilateral)		.506	.653	.081	.591	.002	.137	.206	.027	.307	.167	.424	.004	.193	.919	.000		.629
	N	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20
EF_OP	Correlación de Pearson	-.427*	.920**	.598**	.473*	-.073	-.262	.557*	.016	.055	.067	.000	-.139	-.118	-.379	-.377*	-.115	1	.992**
	Sig. (bilateral)		.061	.000	.005	.035	.759	.265	.011	.948	.817	.779	.999	.559	.619	.099	.102	.629	
	N	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20
ROE	Correlación de Pearson	-.422*	.895**	.585**	.492*	-.124	-.240	.595**	.036	.042	.082	-.004	-.095	-.117	-.357	-.374*	-.124	.992**	1
	Sig. (bilateral)		.064	.000	.007	.028	.602	.309	.006	.879	.862	.730	.988	.691	.624	.122	.104	.603	.000
	N	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20

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

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

Tabla 9.8. Matriz de correlaciones del año 2012.

		Correlaciones año 2012																	
		SOLVE	T_MORA	INV_INMO	ANCV	INV_CRE	LIQ	FIN_BC	ROMDNMM	D_SUB	LTD	CL_VTO	VRD_CP	IC_CP	CAP	M_INT	INT_C	EF_OP	ROE
SOLVE	Correlación de Pearson	1	-.791**	-.283	-.555	.446	.015	-.532	.110	-.793**	.219	-.392	.123	.032	.798**	.327	.146	-.781**	-.383
	Sig. (bilateral)		.000	.270	.021	.073	.953	.028	.673	.000	.398	.120	.637	.903	.000	.201	.577	.000	.129
	N	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17
T_MORA	Correlación de Pearson	-.791**	1	.420	.800**	-.279	-.322	.775**	.000	.769**	-.082	.558*	-.309	-.268	-.821**	-.361	-.100	.831**	.208
	Sig. (bilateral)	.000		.093	.000	.278	.207	.000	.999	.000	.753	.020	.228	.297	.000	.155	.702	.000	.422
	N	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17
INV_INMO	Correlación de Pearson	-.283	.420	1	.351	.279	-.335	.194	-.536*	.085	-.306	.371	-.360	-.331	-.279	.302	.534*	.188	.195
	Sig. (bilateral)	.270	.093		.167	.278	.188	.456	.027	.744	.233	.142	.156	.194	.279	.239	.027	.470	.453
	N	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17
ANCV	Correlación de Pearson	-.555	.800**	.351	1	-.303	-.332	.678**	-.151	.546*	-.248	.722**	-.325	-.188	-.608**	-.170	.099	.878**	-.340
	Sig. (bilateral)	.021	.000	.167		.237	.193	.003	.562	.023	.338	.001	.203	.471	.010	.515	.706	.000	.182
	N	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17
INV_CRE	Correlación de Pearson	.446	-.279	.279	-.303	1	-.364	-.365	-.032	-.745**	.275	-.179	-.558*	-.275	.203	.401	.441	-.497**	.074
	Sig. (bilateral)	.073	.278	.278	.237		.150	.150	.904	.001	.286	.493	.020	.285	.436	.110	.076	.042	.779
	N	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17
LIQ	Correlación de Pearson	.015	-.322	-.335	-.332	-.364	1	-.460	.148	-.010	-.132	-.499*	.509*	.621**	.321	-.232	-.316	-.271	.052
	Sig. (bilateral)	.953	.207	.188	.193	.150		.063	.570	.970	.613	.041	.037	.008	.209	.369	.217	.292	.842
	N	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17
FIN_BC	Correlación de Pearson	-.532	.775**	.194	.678**	-.365	-.460	1	.106	.706**	.052	.560*	-.101	-.312	-.758**	-.357	-.128	.703**	.106
	Sig. (bilateral)	.028	.000	.456	.003	.150	.063		.686	.002	.842	.019	.701	.224	.000	.160	.625	.002	.687
	N	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17
ROMDNMM	Correlación de Pearson	.110	.000	-.536*	-.151	-.032	.148	.106	1	.041	.829**	-.325	.298	.364	-.035	-.705**	-.657**	-.125	.110
	Sig. (bilateral)	.673	.999	.027	.562	.904	.570	.686		.876	.000	.203	.245	.151	.893	.002	.004	.632	.675
	N	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17
D_SUB	Correlación de Pearson	-.793**	.769**	.085	.546*	-.745**	-.010	.706**	.041	1	-.145	.401	.183	-.078	-.671**	-.466	-.305	.760**	.248
	Sig. (bilateral)	.000	.000	.744	.023	.001	.970	.002	.876		.580	.111	.482	.766	.003	.060	.233	.000	.337
	N	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17
LTD	Correlación de Pearson	.219	-.082	-.306	-.248	.275	-.132	.052	.829**	-.145	1	-.333	.170	.238	.008	-.453	-.408	-.304	.223
	Sig. (bilateral)	.398	.753	.233	.338	.286	.613	.842	.000	.580		.191	.513	.358	.977	.068	.104	.236	.389
	N	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17
CL_VTO	Correlación de Pearson	-.392	.558*	.371	.722**	-.179	-.499*	.560*	-.325	.401	-.333	1	-.351	-.397	-.567*	.032	.235	.738**	-.310
	Sig. (bilateral)	.120	.020	.142	.001	.493	.041	.019	.203	.111	.191		.168	.114	.018	.904	.363	.001	.226
	N	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17
VRD_CP	Correlación de Pearson	.123	-.309	-.360	-.325	-.558*	.509*	-.101	.298	.183	.170	-.351	1	.457	.401	-.471	-.552*	-.276	.018
	Sig. (bilateral)	.637	.228	.156	.203	.020	.037	.701	.245	.482	.513	.168		.065	.110	.056	.021	.283	.946
	N	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17
IC_CP	Correlación de Pearson	.032	-.268	-.331	-.188	-.275	.621**	-.312	.364	-.078	.238	-.397	.457	1	.143	-.238	-.386	-.206	-.036
	Sig. (bilateral)	.903	.297	.194	.471	.285	.008	.224	.151	.766	.358	.114	.065		.584	.358	.126	.428	.892
	N	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17
CAP	Correlación de Pearson	.798**	-.821**	-.279	-.608**	.203	.321	-.758**	-.035	-.671**	.008	-.567*	.401	.143	1	.269	.045	-.777**	-.296
	Sig. (bilateral)	.000	.000	.279	.010	.436	.209	.000	.893	.003	.977	.018	.110	.584		.297	.865	.000	.249
	N	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17
M_INT	Correlación de Pearson	.327	-.361	.302	-.170	.401	-.232	-.357	-.705**	-.466	-.453	.032	-.471	-.238	.269	1	.879**	-.261	-.077
	Sig. (bilateral)	.201	.155	.239	.515	.110	.369	.160	.002	.060	.068	.904	.056	.358	.297		.000	.311	.768
	N	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17
INT_C	Correlación de Pearson	.146	-.100	.534*	.099	.441	-.316	-.128	-.657**	-.305	-.408	.235	-.552*	-.386	.045	.879**	1	-.055	-.052
	Sig. (bilateral)	.577	.702	.027	.706	.076	.217	.625	.004	.233	.104	.363	.021	.126	.865	.000		.833	.843
	N	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17
EF_OP	Correlación de Pearson	-.781**	.831**	.188	.878**	-.497**	-.271	.703**	-.125	.760**	-.304	.738**	-.276	-.206	-.777**	-.261	-.055	1	-.165
	Sig. (bilateral)	.000	.000	.470	.000	.042	.292	.002	.632	.000	.236	.001	.283	.428	.000	.311	.833		.528
	N	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17
ROE	Correlación de Pearson	-.383	.208	.195	-.340	.074	.052	.106	.110	.248	.223	-.310	.018	-.036	-.296	-.077	-.052	-.165	1
	Sig. (bilateral)	.129	.422	.453	.182	.779	.842	.687	.675	.337	.389	.226	.946	.892	.249	.768	.843	.528	
	N	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17	17

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

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

Tabla 9.9. Matriz de correlaciones del año 2013.

Correlaciones año 2013																			
		SOLVE	T_MORA	INV_INMO	ANCV	INV_CRE	LIQ	FIN_BC	ROMDNMM	D_SUB	LTD	CL_VTO	VRD_CP	IC_CP	CAP	M_INT	INT_C	EF_OP	ROE
SOLVE	Correlación de Pearson	1	,036	-,384	-,227	,489	-,179	-,356	,543	-,063	,504	-,550	,118	-,275	,364	,053	,022	,060	,729*
	Sig. (bilateral)		,894	,142	,398	,055	,507	,176	,030	,816	,046	,027	,664	,303	,166	,845	,935	,824	,001
	N	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16
T_MORA	Correlación de Pearson	,036	1	,135	,623**	-,056	-,419	,443	,269	-,002	,424	,368	-,425	-,442	-,375	-,258	-,113	,210	-,405
	Sig. (bilateral)	,894		,617	,010	,837	,107	,085	,313	,993	,102	,161	,101	,086	,152	,335	,676	,436	,119
	N	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16
INV_INMO	Correlación de Pearson	-,384	,135	1	,078	,030	,388	,322	-,458	-,091	-,401	,400	-,386	-,393	-,418	,273	,446	-,275	-,340
	Sig. (bilateral)	,142	,617		,775	,913	,138	,223	,074	,737	,124	,125	,139	,132	,107	,306	,083	,303	,197
	N	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16
ANCV	Correlación de Pearson	-,227	,623**	,078	1	-,416	-,167	,476	-,034	-,183	,001	,600*	-,275	-,215	-,301	-,074	,070	,041	-,559*
	Sig. (bilateral)	,398	,010	,775		,109	,537	,063	,902	,498	,998	,014	,302	,423	,257	,784	,796	,881	,024
	N	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16
INV_CRE	Correlación de Pearson	,489	-,056	,030	-,416	1	,202	-,598*	,229	-,261	,414	-,427	-,255	-,112	,212	,080	,104	-,094	,436
	Sig. (bilateral)	,055	,837	,913	,109		,452	,015	,393	,329	,111	,099	,341	,679	,430	,770	,702	,728	,092
	N	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16
LIQ	Correlación de Pearson	-,179	-,419	,388	-,167	,202	1	-,320	-,338	-,194	-,331	-,002	-,022	,247	,064	,333	,414	,134	,237
	Sig. (bilateral)	,507	,107	,138	,537	,452		,226	,200	,471	,210	,993	,937	,356	,815	,208	,111	,621	,376
	N	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16
FIN_BC	Correlación de Pearson	-,356	,443	,322	,476	-,598*	-,320	1	-,367	-,169	-,329	,661**	-,298	-,417	-,792**	,091	,023	-,080	-,515*
	Sig. (bilateral)	,176	,085	,223	,063	,015	,226		,162	,531	,213	,005	,263	,108	,000	,738	,933	,769	,041
	N	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16
ROMDNMM	Correlación de Pearson	,543	,269	-,458	-,034	,229	-,338	-,367	1	,329	,839**	-,298	,471	,041	,324	-,751**	-,635**	,167	,409
	Sig. (bilateral)	,030	,313	,074	,902	,393	,200	,162		,213	,000	,262	,066	,879	,221	,001	,008	,536	,115
	N	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16
D_SUB	Correlación de Pearson	-,063	-,002	-,091	-,183	-,261	-,194	-,169	,329	1	,169	-,199	,679**	,177	,358	-,402	-,233	,055	,067
	Sig. (bilateral)	,816	,993	,737	,498	,329	,471	,531	,213		,531	,460	,004	,511	,174	,122	,385	,840	,805
	N	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16
LTD	Correlación de Pearson	,504*	,424	-,401	,001	,414	-,331	-,329	,839**	,169	1	-,335	,254	-,083	,250	-,539**	-,449	,276	,392
	Sig. (bilateral)	,046	,102	,124	,998	,111	,210	,213	,000	,531		,205	,342	,759	,350	,031	,081	,301	,133
	N	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16
CL_VTO	Correlación de Pearson	-,550*	,368	,400	,600*	-,427	-,002	,661**	-,298	-,199	-,335	1	-,306	-,391	-,706**	-,060	-,014	,030	-,664**
	Sig. (bilateral)	,027	,161	,125	,014	,099	,993	,005	,262	,460	,205		,249	,134	,002	,826	,959	,911	,005
	N	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16
VRD_CP	Correlación de Pearson	,118	-,425	-,386	-,275	-,255	-,022	-,298	,471	,679**	,254	-,306	1	,368	,440	-,479	-,426	,090	,454
	Sig. (bilateral)	,664	,101	,139	,302	,341	,937	,263	,066	,004	,342	,249		,161	,088	,061	,100	,741	,077
	N	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16
IC_CP	Correlación de Pearson	-,275	-,442	-,393	-,215	-,112	,247	-,417	,041	,177	-,083	-,391	,368	1	,350	-,273	-,260	,278	,050
	Sig. (bilateral)	,303	,086	,132	,423	,679	,356	,108	,879	,511	,759	,134	,161		,184	,306	,331	,297	,854
	N	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16
CAP	Correlación de Pearson	,364	-,375	-,418	-,301	,212	,064	-,792**	,324	,358	,250	-,706**	,440	,350	1	-,051	-,090	-,009	,374
	Sig. (bilateral)	,166	,152	,107	,257	,430	,815	,000	,221	,174	,350	,002	,088	,184		,850	,739	,974	,154
	N	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16
M_INT	Correlación de Pearson	,053	-,258	,273	-,074	,080	,333	,091	-,751**	-,402	-,539**	-,060	-,479	-,273	-,051	1	,884**	-,134	,078
	Sig. (bilateral)	,845	,335	,306	,784	,770	,208	,738	,001	,122	,031	,826	,061	,306	,850		,000	,621	,774
	N	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16
INT_C	Correlación de Pearson	,022	-,113	,446	,070	,104	,414	,023	-,635**	-,233	-,449	-,014	-,426	-,260	-,090	,884**	1	-,093	,070
	Sig. (bilateral)	,935	,676	,083	,796	,702	,111	,933	,008	,385	,081	,959	,100	,331	,739	,000		,731	,797
	N	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16
EF_OP	Correlación de Pearson	,060	,210	-,275	,041	-,094	,134	-,080	,167	,055	,276	,030	,090	,278	-,009	-,134	-,093	1	,076
	Sig. (bilateral)	,824	,436	,303	,881	,728	,621	,769	,536	,840	,301	,911	,741	,297	,974	,621	,731		,780
	N	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16
ROE	Correlación de Pearson	,729**	-,405	-,340	-,559*	,436	,237	-,515*	,409	,067	,392	-,664**	,454	,050	,374	,078	,070	,076	1
	Sig. (bilateral)	,001	,119	,197	,024	,092	,376	,041	,115	,805	,133	,005	,077	,854	,154	,774	,797	,780	
	N	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16

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

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

Tabla 9.10. Matriz de correlaciones del año 2014.

		Correlaciones año 2014																	
		SOLVE	T_MORA	INV_INMO	ANCV	INV_CRE	LIQ	FIN_BC	ROMDNMM	D_SUB	LTD	CL_VTO	VRD_CP	IC_CP	CAP	M_INT	INT_C	EF_OP	ROE
SOLVE	Correlación de Pearson	1	,434	-,158	,443	,391	-,531	,069	,578	-,073	,592	-,404	-,234	-,390	-,008	-,154	-,113	-,173	-,118
	Sig. (bilateral)		,121	,589	,113	,167	,051	,814	,030	,805	,026	,152	,421	,168	,978	,598	,700	,555	,688
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
T_MORA	Correlación de Pearson	,434	1	,390	,589	-,014	-,398	,623	-,004	-,126	,150	,128	-,497	-,364	-,393	-,073	-,037	-,290	-,264
	Sig. (bilateral)	,121		,168	,027	,963	,159	,017	,988	,667	,608	,663	,070	,201	,165	,804	,900	,315	,361
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
INV_INMO	Correlación de Pearson	-,158	,390	1	,020	,243	,076	,157	-,395	-,277	-,284	,514	-,483	-,364	-,489	,207	,333	,124	-,208
	Sig. (bilateral)	,589	,168		,945	,403	,797	,591	,162	,337	,326	,060	,080	,201	,076	,478	,245	,672	,476
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
ANCV	Correlación de Pearson	,443	,589	,020	1	,229	-,279	,047	,308	-,160	,406	-,185	-,321	-,144	,234	-,329	-,283	,158	-,328
	Sig. (bilateral)	,113	,027	,945		,431	,334	,874	,284	,585	,149	,526	,263	,624	,421	,251	,327	,589	,252
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
INV_CRE	Correlación de Pearson	,391	-,014	,243	,229	1	,066	-,439	,296	-,517	,258	-,007	-,349	-,579	-,140	,067	,256	-,077	,369
	Sig. (bilateral)	,167	,963	,403	,431		,822	,116	,304	,058	,373	,981	,221	,030	,633	,821	,377	,793	,194
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
LIQ	Correlación de Pearson	-,531	-,398	,076	-,279	,066	1	-,300	-,402	,002	-,297	,391	,100	,241	,068	,300	,355	,136	,063
	Sig. (bilateral)	,051	,159	,797	,334	,822		,297	,155	,994	,302	,167	,733	,407	,817	,297	,213	,642	,829
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
FIN_BC	Correlación de Pearson	,069	,623	,157	,047	-,439	-,300	1	-,284	-,119	-,203	,211	-,233	-,212	-,598	,266	,096	-,345	-,173
	Sig. (bilateral)	,814	,017	,591	,874	,116	,297		,326	,684	,486	,468	,423	,466	,024	,358	,743	,227	,554
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
ROMDNMM	Correlación de Pearson	,578	-,004	-,395	,308	,296	-,402	-,284	1	,265	,918	-,291	,431	,062	,211	-,660	-,547	-,226	,216
	Sig. (bilateral)	,030	,988	,162	,284	,304	,155	,326		,360	,000	,312	,124	,835	,469	,010	,043	,437	,458
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
D_SUB	Correlación de Pearson	-,073	-,126	-,277	-,160	-,517	,002	-,119	,265	1	,350	-,284	,779	,869	,460	-,592	-,554	,271	-,351
	Sig. (bilateral)	,805	,667	,337	,585	,058	,994	,684	,360		,220	,325	,001	,000	,098	,026	,040	,348	,219
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
LTD	Correlación de Pearson	,592	,150	-,284	,406	,258	-,297	-,203	,918	,350	1	-,212	,435	,139	,147	-,651	-,514	-,120	,023
	Sig. (bilateral)	,026	,608	,326	,149	,373	,302	,486	,000	,220		,467	,120	,635	,617	,012	,060	,684	,937
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
CL_VTO	Correlación de Pearson	-,404	,128	,514	-,185	-,007	,391	,211	-,291	-,284	-,212	1	-,261	-,316	-,658	,201	,226	-,203	,120
	Sig. (bilateral)	,152	,663	,060	,526	,981	,167	,468	,312	,325	,467		,368	,272	,011	,491	,438	,487	,684
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
VRD_CP	Correlación de Pearson	-,234	-,497	-,483	-,321	-,349	,100	-,233	,431	,779	,435	-,261	1	,810	,407	-,492	-,473	,086	,025
	Sig. (bilateral)	,421	,070	,080	,263	,221	,733	,423	,124	,001	,120	,368		,000	,149	,074	,088	,770	,932
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
IC_CP	Correlación de Pearson	-,390	-,364	-,364	-,144	-,579	,241	-,212	,062	,869	,139	-,316	,810	1	,618	-,472	-,490	,437	-,328
	Sig. (bilateral)	,168	,201	,201	,624	,030	,407	,466	,835	,000	,635	,272	,000		,018	,088	,075	,118	,252
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
CAP	Correlación de Pearson	-,008	-,393	-,489	,234	-,140	,068	-,598	,211	,460	,147	-,658	,407	,618	1	-,341	-,329	,475	-,323
	Sig. (bilateral)	,978	,165	,076	,421	,633	,817	,024	,469	,098	,617	,011	,149	,018		,232	,251	,086	,260
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
M_INT	Correlación de Pearson	-,154	-,073	,207	-,329	,067	,300	,266	-,660	-,592	-,651	,201	-,492	-,472	-,341	1	,938	-,127	,101
	Sig. (bilateral)	,598	,804	,478	,251	,821	,297	,358	,010	,026	,012	,491	,074	,088	,232		,000	,666	,731
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
INT_C	Correlación de Pearson	-,113	-,037	,333	-,283	,256	,355	,096	-,547	-,554	-,514	,226	-,473	-,490	-,329	,938	1	-,147	,198
	Sig. (bilateral)	,700	,900	,245	,327	,377	,213	,743	,043	,040	,060	,438	,088	,075	,251	,000		,617	,497
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
EF_OP	Correlación de Pearson	-,173	-,290	,124	,158	-,077	,136	-,345	-,226	,271	-,120	-,203	,086	,437	,475	-,127	-,147	1	-,608
	Sig. (bilateral)	,555	,315	,672	,589	,793	,642	,227	,437	,348	,684	,487	,770	,118	,086	,666	,617		,021
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
ROE	Correlación de Pearson	-,118	-,264	-,208	-,328	,369	,063	-,173	,216	-,351	,023	,120	,025	-,328	-,323	,101	,198	-,608	1
	Sig. (bilateral)	,688	,361	,476	,252	,194	,829	,554	,458	,219	,937	,684	,932	,252	,260	,731	,497	,021	
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14

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

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

Tabla 9.11. Matriz de correlaciones del año 2015.

		Correlaciones año 2015																	
		SOLVE	T_MORA	INV_INMO	ANCV	INV_CRE	LIQ	FIN_BC	ROMDNMM	D_SUB	LTD	CL_VTO	VRD_CP	IC_CP	CAP	M_INT	INT_C	EF_OP	ROE
SOLVE	Correlación de Pearson	1	,394	-.230	,555	,268	-.151	,282	,523	-.138	,580	-.226	-.258	-.425	-.157	-.133	,007	,281	-.293
	Sig. (bilateral)		,163	,429	,039	,353	,607	,328	,055	,638	,030	,437	,373	,130	,591	,651	,982	,331	,309
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
T_MORA	Correlación de Pearson	,394	1	,390	,691**	-.182	-.608**	,532	-.086	-.099	-.008	,159	-.471	-.337	-.398	,105	,152	,290	-.504
	Sig. (bilateral)	,163		,168	,006	,533	,021	,050	,770	,736	,978	,587	,089	,239	,158	,722	,604	,314	,066
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
INV_INMO	Correlación de Pearson	-.230	,390	1	,110	,133	-.653**	-.001	-.324	-.176	-.345	,338	-.472	-.316	-.479	,359	,359	,114	-.368
	Sig. (bilateral)	,429	,168		,708	,651	,011	,997	,258	,546	,227	,237	,089	,272	,083	,208	,207	,697	,195
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
ANCV	Correlación de Pearson	,555*	,691**	,110	1	,012	-.171	,268	,247	,042	,414	-.025	-.248	-.127	,004	-.091	-.030	,132	-.415
	Sig. (bilateral)	,039	,006	,708		,969	,558	,355	,395	,888	,141	,933	,392	,665	,990	,757	,919	,654	,140
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
INV_CRE	Correlación de Pearson	,268	-.182	,133	,012	1	-.201	-.558*	,399	-.385	,429	,004	-.211	-.527	-.217	,109	,178	,196	-.017
	Sig. (bilateral)	,353	,533	,651	,969		,492	,038	,158	,174	,126	,990	,470	,053	,457	,711	,543	,501	,955
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
LIQ	Correlación de Pearson	-.151	-.608**	-.653**	-.171	-.201	1	-.278	-.174	,148	-.054	-.198	,269	,372	,562	-.116	-.073	-.159	,458
	Sig. (bilateral)	,607	,021	,011	,558	,492		,336	,553	,613	,856	,497	,353	,190	,037	,693	,804	,587	,099
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
FIN_BC	Correlación de Pearson	,282	,532	-.001	,268	-.558*	-.278	1	-.098	,045	-.116	-.234	-.100	-.045	-.261	,159	-.054	,066	-.293
	Sig. (bilateral)	,328	,050	,997	,355	,038	,336		,740	,878	,693	,421	,733	,878	,368	,587	,854	,822	,309
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
ROMDNMM	Correlación de Pearson	,523	-.086	-.324	,247	,399	-.174	-.098	1	,096	,908**	-.242	,421	-.029	,106	-.424	-.356	-.029	-.064
	Sig. (bilateral)	,055	,770	,258	,395	,158	,553	,740		,743	,000	,405	,134	,921	,717	,131	,211	,923	,828
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
D_SUB	Correlación de Pearson	-.138	-.099	-.176	,042	-.385	,148	,045	,096	1	,292	-.363	,697**	,849**	,461	-.688**	-.621	-.048	-.362
	Sig. (bilateral)	,638	,736	,546	,888	,174	,613	,878	,743		,311	,203	,006	,000	,097	,006	,018	,871	,203
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
LTD	Correlación de Pearson	,580	-.008	-.345	,414	,429	-.054	-.116	,908**	,292	1	-.348	,429	,053	,150	-.507	-.399	,107	-.232
	Sig. (bilateral)	,030	,978	,227	,141	,126	,856	,693	,000	,311		,223	,126	,857	,608	,064	,158	,716	,425
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
CL_VTO	Correlación de Pearson	-.226	,159	,338	-.025	,004	-.198	-.234	-.242	-.363	-.348	1	-.278	-.294	-.436	,552	,562	-.537	,300
	Sig. (bilateral)	,437	,587	,237	,933	,990	,497	,421	,405	,203	,223		,336	,308	,119	,040	,037	,048	,297
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
VRD_CP	Correlación de Pearson	-.258	-.471	-.472	-.248	-.211	,269	-.100	,421	,697**	,429	-.278	1	,761**	,451	-.551*	-.524	-.367	,186
	Sig. (bilateral)	,373	,089	,089	,392	,470	,353	,733	,134	,006	,126	,336		,002	,105	,041	,054	,197	,524
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
IC_CP	Correlación de Pearson	-.425	-.337	-.316	-.127	-.527	,372	-.045	-.029	,849**	,053	-.294	,761**	1	,720**	-.561*	-.552*	-.211	-.069
	Sig. (bilateral)	,130	,239	,272	,665	,053	,190	,878	,921	,000	,857	,308	,002		,004	,037	,041	,469	,814
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
CAP	Correlación de Pearson	-.157	-.398	-.479	,004	-.217	,562*	-.261	,106	,461	,150	-.436	,451	,720**	1	-.442	-.316	,129	-.092
	Sig. (bilateral)	,591	,158	,083	,990	,457	,037	,368	,717	,097	,608	,119	,105	,004		,113	,271	,660	,753
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
M_INT	Correlación de Pearson	-.133	,105	,359	-.091	,109	-.116	,159	-.424	-.688**	-.507	,552*	-.551*	-.561*	-.442	1	,866**	-.140	,129
	Sig. (bilateral)	,651	,722	,208	,757	,711	,693	,587	,131	,006	,064	,040	,041	,037	,113		,000	,632	,661
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
INT_C	Correlación de Pearson	,007	,152	,359	-.030	,178	-.073	-.054	-.356	-.621*	-.399	,562*	-.524	-.552*	-.316	,866**	1	-.003	,087
	Sig. (bilateral)	,982	,604	,207	,919	,543	,804	,854	,211	,018	,158	,037	,054	,041	,271	,000		,992	,767
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
EF_OP	Correlación de Pearson	,281	,290	,114	,132	,196	-.159	,066	-.029	-.048	,107	-.537*	-.367	-.211	,129	-.140	-.003	1	-.637*
	Sig. (bilateral)	,331	,314	,697	,654	,501	,587	,822	,923	,871	,716	,048	,197	,469	,660	,632	,992		,014
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14
ROE	Correlación de Pearson	-.293	-.504	-.368	-.415	-.017	,458	-.293	-.064	-.362	-.232	,300	,186	-.069	-.092	,129	,087	-.637*	1
	Sig. (bilateral)	,309	,066	,195	,140	,955	,099	,309	,828	,203	,425	,297	,524	,814	,753	,661	,767	,014	
	N	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14	14

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

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

Gráfico 9.1. Gráfico de dispersión de 2005.

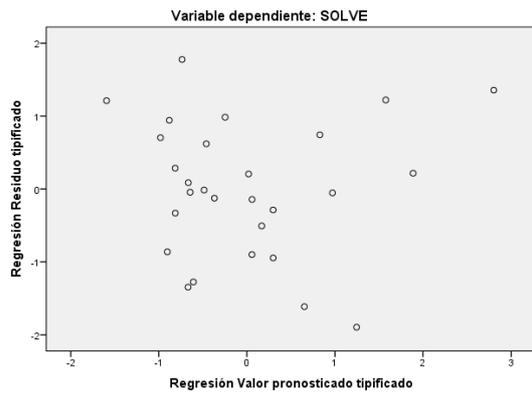


Gráfico 9.2. Gráfico de dispersión de 2006.

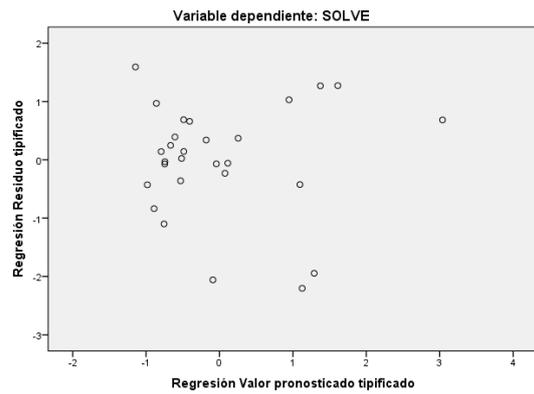


Gráfico 9.3. Gráfico de dispersión de 2007.

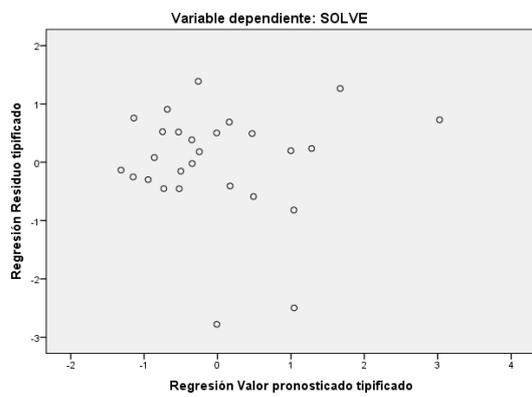


Gráfico 9.4. Gráfico de dispersión de 2009.

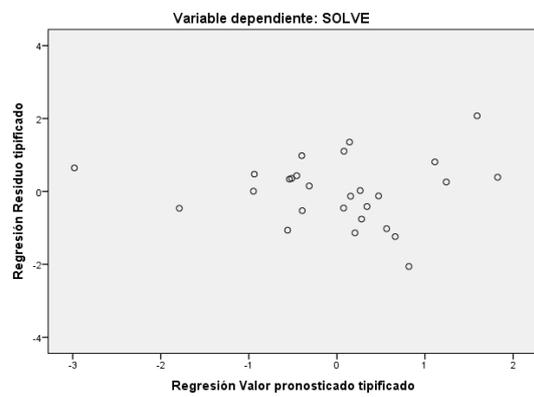


Gráfico 9.5. Gráfico de dispersión de 2010.

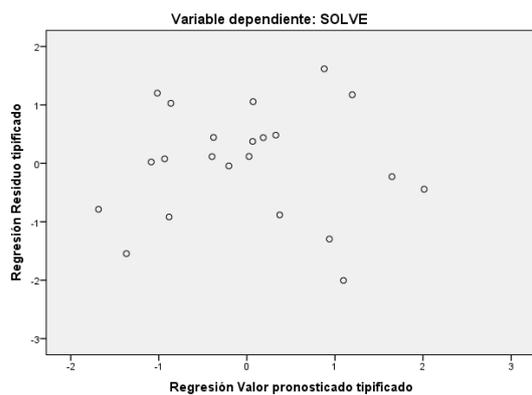


Gráfico 9.6. Gráfico de dispersión de 2011.

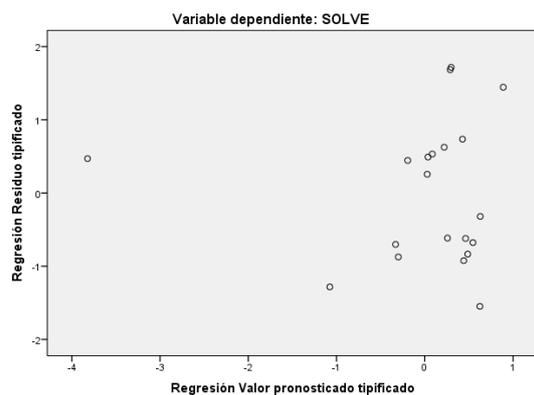


Gráfico 9.7. Gráfico de dispersión de 2012.

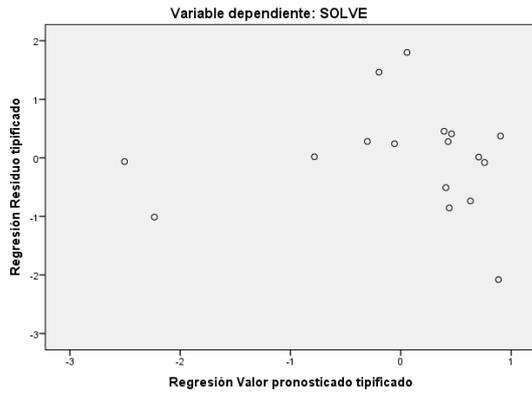


Gráfico 9.8. Gráfico de dispersión de 2013.

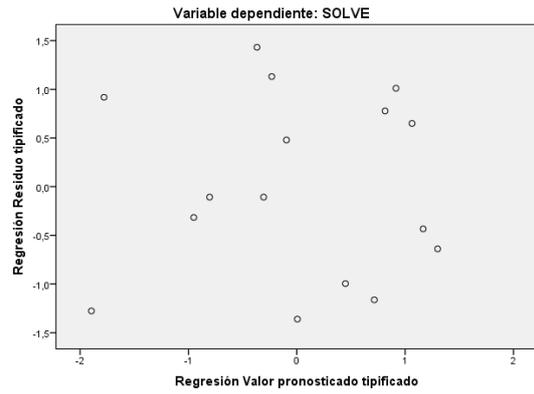


Gráfico 9.9. Gráfico de dispersión de 2014.

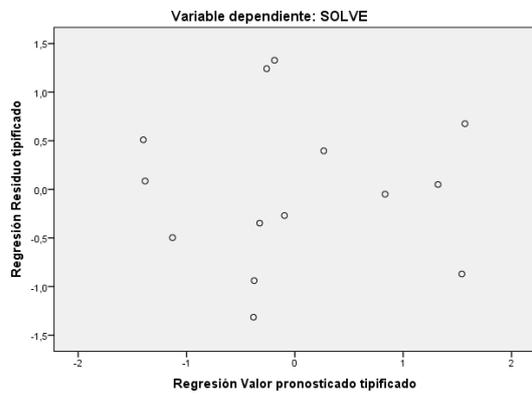


Gráfico 9.10. Gráfico de dispersión de 2015.

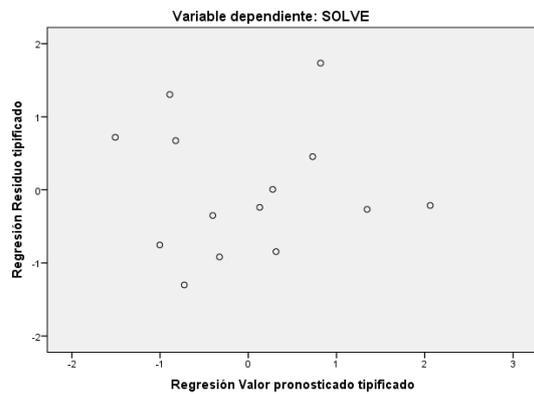


Gráfico 9.11. Histograma de los residuos de 2005.

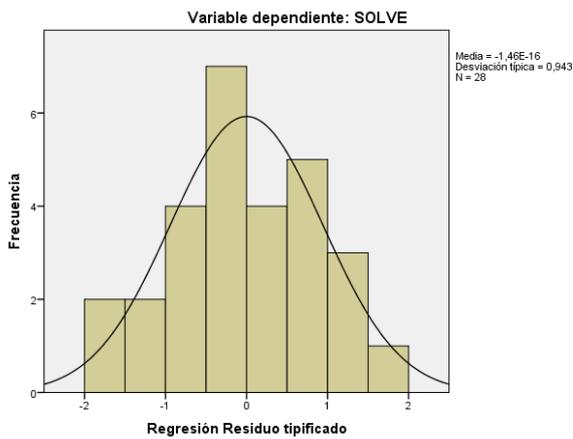


Gráfico 9.12. Histograma de los residuos de 2006.

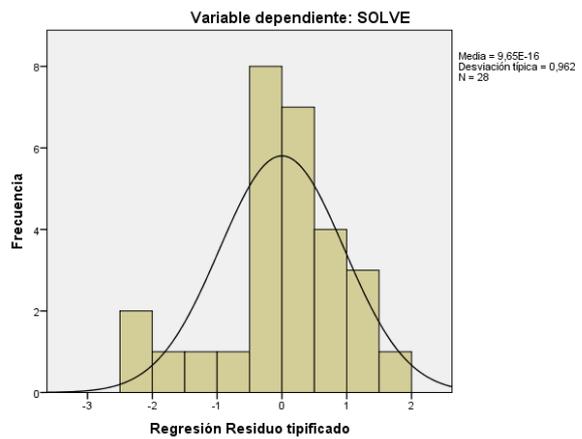


Gráfico 9.13. Histograma de los residuos de 2007.

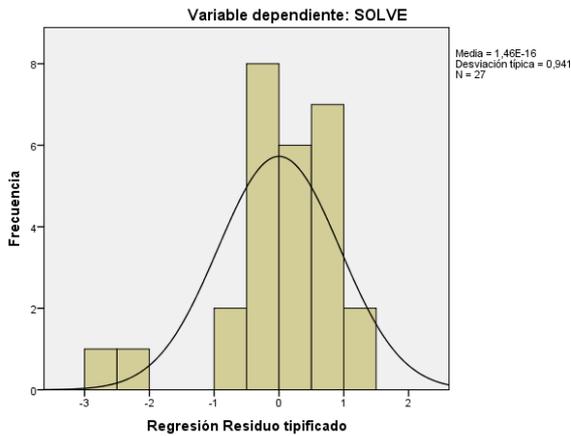


Gráfico 9.14. Histograma de los residuos de 2009.

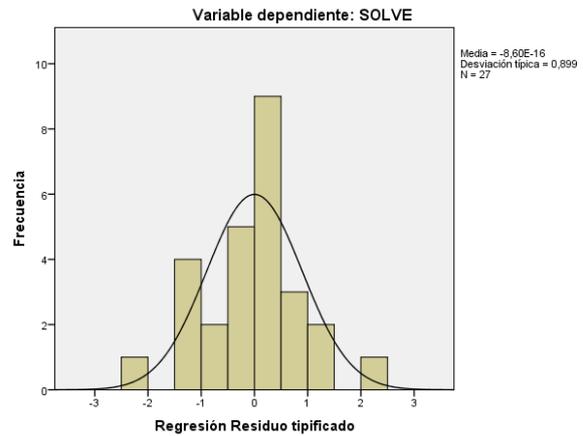


Gráfico 9.15. Histograma de los residuos de 2010.

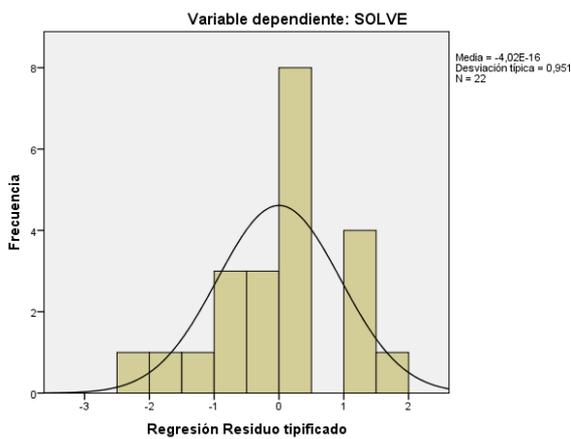


Gráfico 9.16. Histograma de los residuos de 2011.

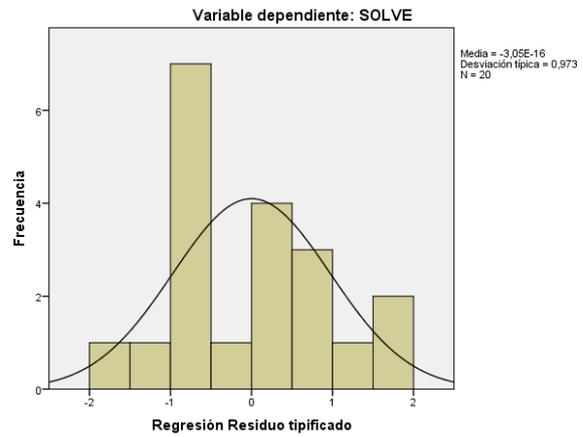


Gráfico 9.17. Histograma de los residuos de 2012.

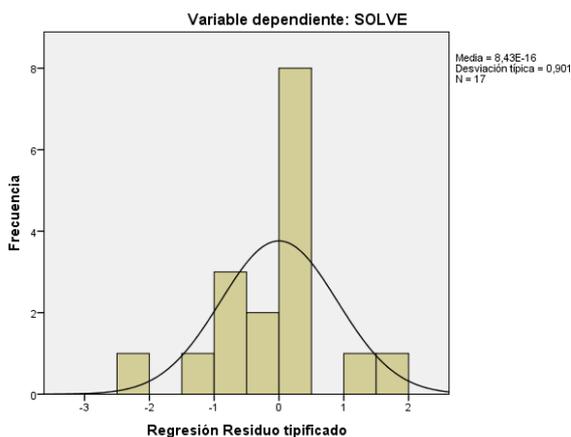


Gráfico 9.18. Histograma de los residuos de 2013.

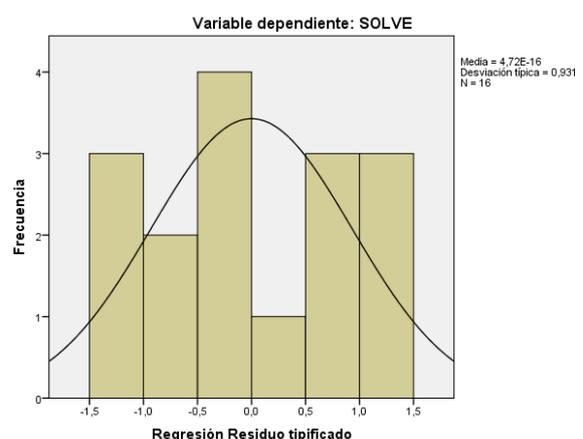


Gráfico 9.19. Histograma de los residuos de 2014.

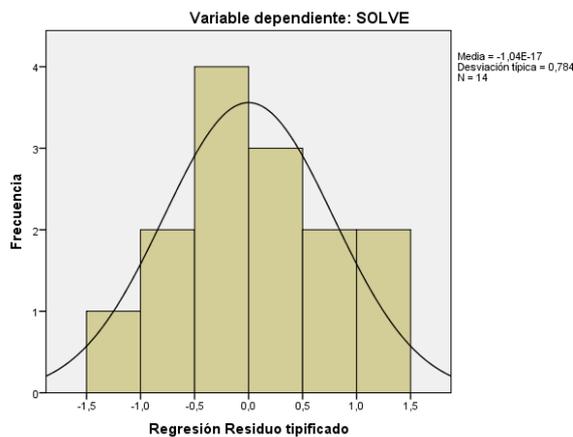


Gráfico 9.20. Histograma de los residuos de 2015.

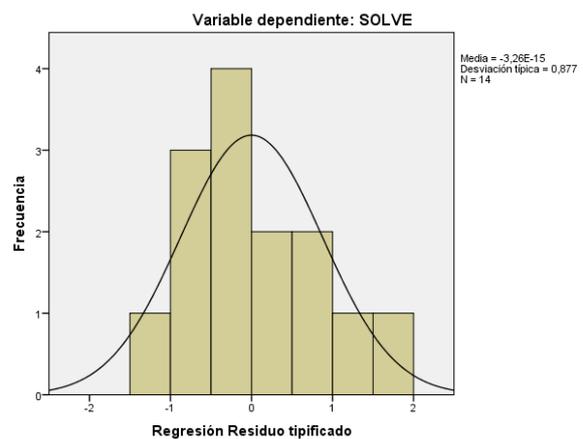


Tabla 9.12. Pruebas de normalidad de 2005.

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Unstandardized Residual	,082	28	,200 [*]	,981	28	,875

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

a. Corrección de la significación de Lilliefors

Tabla 9.13. Pruebas de normalidad de 2006.

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Unstandardized Residual	,150	28	,110	,934	28	,076

a. Corrección de la significación de Lilliefors

Tabla 9.14. Pruebas de normalidad de 2007.

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Unstandardized Residual	,167	27	,053	,963	27	,082

a. Corrección de la significación de Lilliefors

Tabla 9.15. Pruebas de normalidad de 2009.

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Unstandardized Residual	,077	27	,200 [*]	,991	27	,997

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

a. Corrección de la significación de Lilliefors

Tabla 9.16. Pruebas de normalidad de 2010.

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Unstandardized Residual	,118	22	,200 [*]	,972	22	,749

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

a. Corrección de la significación de Lilliefors

Tabla 9.17. Pruebas de normalidad de 2011.

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Unstandardized Residual	,187	20	,066	,935	20	,194

a. Corrección de la significación de Lilliefors

Tabla 9.18. Pruebas de normalidad de 2012.

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Unstandardized Residual	,189	17	,108	,945	17	,386

a. Corrección de la significación de Lilliefors

Tabla 9.19. Pruebas de normalidad de 2013.

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Unstandardized Residual	,134	16	,200*	,934	16	,283

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

a. Corrección de la significación de Lilliefors

Tabla 9.20. Pruebas de normalidad de 2014.

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Unstandardized Residual	,099	14	,200*	,975	14	,940

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

a. Corrección de la significación de Lilliefors

Tabla 9.21. Pruebas de normalidad de 2015.

	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
Unstandardized Residual	,168	14	,200*	,957	14	,671

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

a. Corrección de la significación de Lilliefors

Tabla 9.22. Pruebas de normalidad del análisis discriminante (I).

		Pruebas de normalidad					
		Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
Grupo		Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
T_MORA	1	,183	83	,000	,781	83	,000
	2	,205	27	,005	,906	27	,018
	3	,328	49	,000	,439	49	,000
	4	,231	37	,000	,741	37	,000
	5	,107	44	,200*	,938	44	,020
INV_INMO	1	,269	83	,000	,613	83	,000
	2	,277	27	,000	,610	27	,000
	3	,256	49	,000	,704	49	,000
	4	,258	37	,000	,737	37	,000
	5	,191	44	,000	,831	44	,000
ANCV	1	,331	83	,000	,349	83	,000
	2	,229	27	,001	,776	27	,000
	3	,146	49	,011	,857	49	,000
	4	,204	37	,000	,817	37	,000
	5	,228	44	,000	,802	44	,000
INV_CRE	1	,091	83	,087	,950	83	,003
	2	,153	27	,108	,900	27	,014
	3	,138	49	,021	,898	49	,000
	4	,191	37	,002	,894	37	,002
	5	,155	44	,010	,925	44	,007
LIQ	1	,188	83	,000	,827	83	,000
	2	,237	27	,000	,768	27	,000
	3	,131	49	,035	,944	49	,020
	4	,237	37	,000	,718	37	,000
	5	,216	44	,000	,648	44	,000
FIN_BC	1	,254	83	,000	,703	83	,000
	2	,132	27	,200*	,917	27	,034
	3	,142	49	,015	,871	49	,000
	4	,140	37	,066	,945	37	,065
	5	,212	44	,000	,843	44	,000
ROMDNMM	1	,090	83	,096	,948	83	,002
	2	,111	27	,200*	,941	27	,131
	3	,123	49	,063	,947	49	,028
	4	,091	37	,200*	,965	37	,288
	5	,126	44	,079	,930	44	,010
D_SUB	1	,114	83	,009	,938	83	,001
	2	,137	27	,200*	,895	27	,010
	3	,107	49	,200*	,922	49	,003
	4	,158	37	,020	,878	37	,001
	5	,193	44	,000	,815	44	,000
LTD	1	,272	83	,000	,321	83	,000
	2	,180	27	,026	,861	27	,002
	3	,122	49	,067	,958	49	,078
	4	,118	37	,200*	,961	37	,215
	5	,136	44	,041	,927	44	,008

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

a. Corrección de la significación de Lilliefors

Tabla 9.23. Pruebas de normalidad del análisis discriminante (II).

		Pruebas de normalidad					
		Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
Grupo		Estadístico	gl	Sig.	Estadístico	gl	Sig.
CI_VTO	1	,262	83	,000	,698	83	,000
	2	,234	27	,001	,793	27	,000
	3	,189	49	,000	,813	49	,000
	4	,198	37	,001	,837	37	,000
	5	,237	44	,000	,779	44	,000
VRD_CP	1	,361	83	,000	,505	83	,000
	2	,341	27	,000	,605	27	,000
	3	,391	49	,000	,553	49	,000
	4	,373	37	,000	,566	37	,000
	5	,315	44	,000	,617	44	,000
IC_CP	1	,370	83	,000	,492	83	,000
	2	,363	27	,000	,503	27	,000
	3	,443	49	,000	,503	49	,000
	4	,342	37	,000	,516	37	,000
	5	,426	44	,000	,517	44	,000
CAP	1	,161	83	,000	,856	83	,000
	2	,218	27	,002	,897	27	,011
	3	,088	49	,200*	,950	49	,037
	4	,099	37	,200*	,925	37	,016
	5	,067	44	,200*	,985	44	,844
M_INT	1	,075	83	,200*	,973	83	,073
	2	,280	27	,000	,723	27	,000
	3	,140	49	,017	,930	49	,006
	4	,179	37	,004	,897	37	,002
	5	,200	44	,000	,873	44	,000
INT_C	1	,098	83	,047	,970	83	,046
	2	,117	27	,200*	,974	27	,721
	3	,103	49	,200*	,948	49	,032
	4	,099	37	,200*	,951	37	,103
	5	,119	44	,124	,948	44	,047
EF_OP	1	,088	83	,163	,972	83	,064
	2	,310	27	,000	,530	27	,000
	3	,453	49	,000	,191	49	,000
	4	,337	37	,000	,529	37	,000
	5	,070	44	,200*	,981	44	,667
ROE	1	,201	83	,000	,814	83	,000
	2	,506	27	,000	,242	27	,000
	3	,458	49	,000	,280	49	,000
	4	,382	37	,000	,471	37	,000
	5	,142	44	,025	,945	44	,034

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

a. Corrección de la significación de Lilliefors

Tabla 9.24. Prueba de homogeneidad de varianzas.

Prueba de homogeneidad de varianzas				
	Estadístico de Levene	gl1	gl2	Sig.
T_MORA	12,792	4	235	,000
INV_INMO	6,522	4	235	,000
ANCV	25,846	4	235	,000
INV_CRE	3,829	4	235	,005
LIQ	4,905	4	235	,001
FIN_BC	13,977	4	235	,000
ROMDNMM	4,864	4	235	,001
D_SUB	3,451	4	235	,009
LTD	,375	4	235	,826
CL_VTO	10,306	4	235	,000
VRD_CP	2,069	4	235	,086
IC_CP	3,730	4	235	,006
CAP	,882	4	235	,475
M_INT	,858	4	235	,490
INT_C	3,562	4	235	,008
EF_OP	7,417	4	235	,000
ROE	3,292	4	235	,012

Tabla 9.25. Estadístico M de Box.

Resultados de la prueba		
M de Box		653,142
F	Aprox.	7,276
	gl1	84
	gl2	51545,727
	Sig.	,000

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

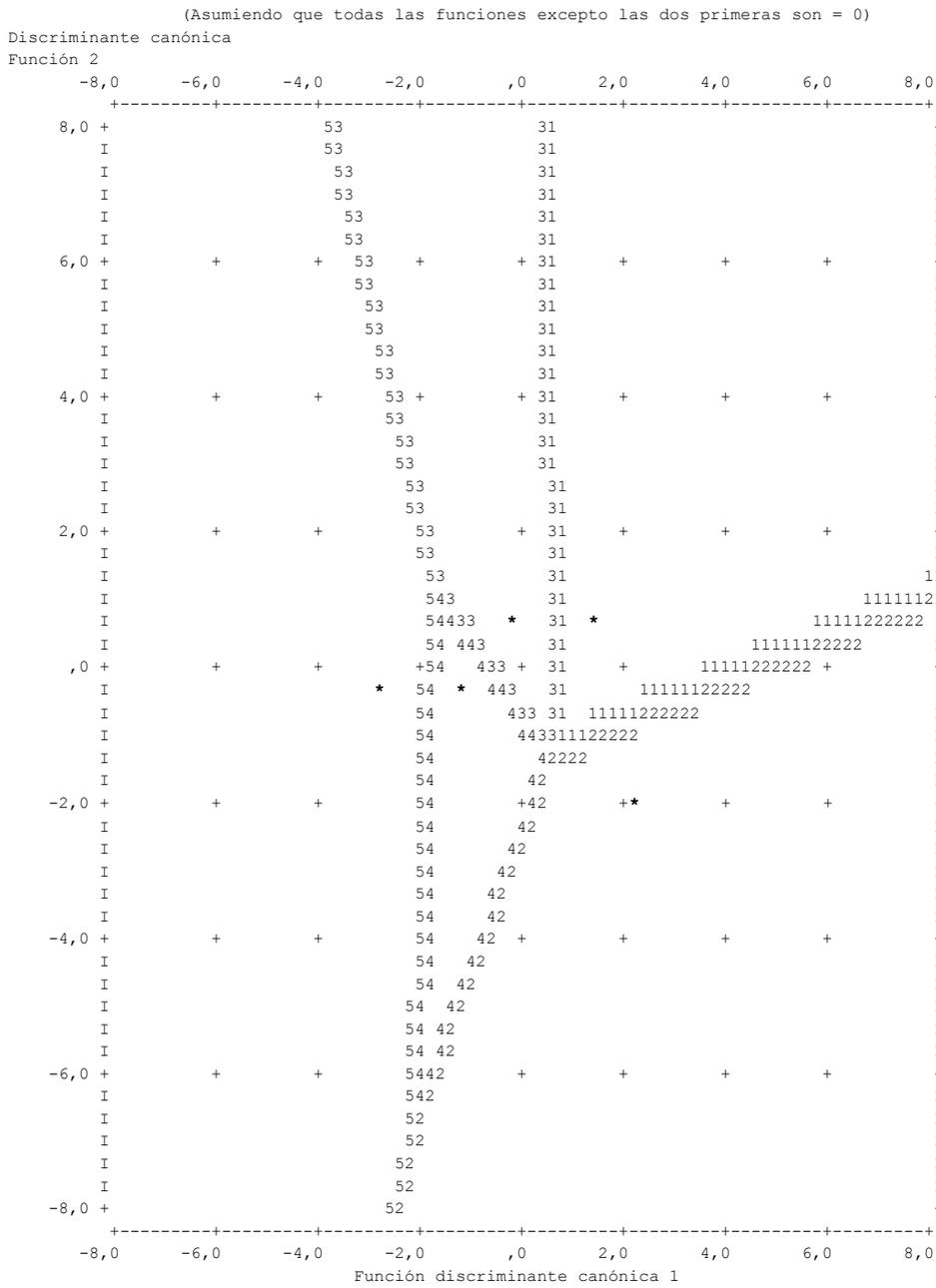
Tabla 9.26. Estadísticos de colinealidad.

Paso		Tolerancia	F para salir	Lambda de Wilks
6	INT_C	,477	54,797	,257
	T_MORA	,766	24,193	,187
	D_SUB	,643	22,117	,182
	INV_CRE	,614	15,727	,167
	M_INT	,443	10,569	,155
	FIN_BC	,687	4,855	,142

Tabla 9.27. ANOVA de un factor.

		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
T_MORA	Inter-grupos	,212	4	,053	51,341	,000
	Intra-grupos	,242	235	,001		
	Total	,454	239			
INV_INMO	Inter-grupos	,000	4	,000	2,728	,030
	Intra-grupos	,001	235	,000		
	Total	,001	239			
ANCV	Inter-grupos	,002	4	,001	23,377	,000
	Intra-grupos	,005	235	,000		
	Total	,007	239			
INV_CRE	Inter-grupos	,757	4	,189	26,322	,000
	Intra-grupos	1,689	235	,007		
	Total	2,446	239			
LIQ	Inter-grupos	,001	4	,000	1,560	,186
	Intra-grupos	,049	235	,000		
	Total	,050	239			
FIN_BC	Inter-grupos	,183	4	,046	28,106	,000
	Intra-grupos	,383	235	,002		
	Total	,566	239			
ROMDNMM	Inter-grupos	,099	4	,025	4,645	,001
	Intra-grupos	1,255	235	,005		
	Total	1,354	239			
D_SUB	Inter-grupos	,011	4	,003	10,967	,000
	Intra-grupos	,058	235	,000		
	Total	,069	239			
LTD	Inter-grupos	1,879	4	,470	3,167	,015
	Intra-grupos	34,860	235	,148		
	Total	36,739	239			
CI_VTO	Inter-grupos	,041	4	,010	6,563	,000
	Intra-grupos	,370	235	,002		
	Total	,411	239			
VRD_CP	Inter-grupos	,001	4	,000	,409	,802
	Intra-grupos	,079	235	,000		
	Total	,080	239			
IC_CP	Inter-grupos	,000	4	,000	,995	,411
	Intra-grupos	,007	235	,000		
	Total	,007	239			
CAP	Inter-grupos	,007	4	,002	2,353	,055
	Intra-grupos	,174	235	,001		
	Total	,181	239			
M_INT	Inter-grupos	,000	4	,000	2,050	,088
	Intra-grupos	,009	235	,000		
	Total	,009	239			
INT_C	Inter-grupos	,011	4	,003	53,679	,000
	Intra-grupos	,012	235	,000		
	Total	,023	239			
EF_OP	Inter-grupos	25,860	4	6,465	4,103	,003
	Intra-grupos	370,247	235	1,576		
	Total	396,106	239			
ROE	Inter-grupos	,496	4	,124	,424	,791
	Intra-grupos	68,733	235	,292		
	Total	69,230	239			

Gráfico 9.21. Mapa territorial.



Símbolos usados en el mapa territorial

Símbol	Grupo	Etiqueta
1	1	Antes de la crisis
2	2	Inicio de la crisis
3	3	Desarrollo de la crisis
4	4	Plena crisis y medidas financieras
5	5	Salida de la crisis
*		Indica un centroide de grupo

Tabla 9.28. Test de diferencia de medias (I).

Comparaciones múltiples

Bonferroni

Variable dependiente	(I) Grupo	(J) Grupo	Diferencia de medias (I-J)	Error típico	Sig.	Intervalo de confianza al 95%	
						Límite inferior	Límite superior
T_MORA	1	2	-.020748505132	0,00711661110	,039	-0,040915443	-0,000581567
		3	-.043026358495	0,00578692293	,000	-0,059425247	-0,026627470
		4	-.059717974601	0,00634963168	,000	-0,077711458	-0,041724491
		5	-.077380996714	0,00599010307	,000	-0,094355654	-0,060406339
	2	1	,020748505132	0,00711661110	,039	0,000581567	0,040915443
		3	-.022277853364	0,00769882935	,042	-0,044094672	-0,000461035
		4	-.038969469470	0,00813027175	,000	-0,062008902	-0,015930037
		5	-.056632491583	0,00785269579	,000	-0,078885334	-0,034379649
	3	1	,043026358495	0,00578692293	,000	0,026627470	0,059425247
		2	,022277853364	0,00769882935	,042	0,000461035	0,044094672
		4	-0,01669161611	0,00699597329	,178	-0,036516692	0,003133460
		5	-.034354638219	0,00667136827	,000	-0,053259854	-0,015449422
	4	1	,059717974601	0,00634963168	,000	0,041724491	0,077711458
		2	,038969469470	0,00813027175	,000	0,015930037	0,062008902
		3	0,01669161611	0,00699597329	,178	-0,003133460	0,036516692
		5	-0,01766302211	0,00716494941	,144	-0,037966940	0,002640896
	5	1	,077380996714	0,00599010307	,000	0,060406339	0,094355654
		2	,056632491583	0,00785269579	,000	0,034379649	0,078885334
		3	,034354638219	0,00667136827	,000	0,015449422	0,053259854
		4	0,01766302211	0,00716494941	,144	-0,002640896	0,037966940
INV_CRE	1	2	0,01813227449	0,01878258644	1,000	-0,035093516	0,071358065
		3	0,03039406312	0,01527319376	,477	-0,012886867	0,073674993
		4	,091920463477	0,01675832840	,000	0,044430983	0,139409944
		5	,149766644493	0,01580943896	,000	0,104966111	0,194567178
	2	1	-0,01813227449	0,01878258644	1,000	-0,071358065	0,035093516
		3	0,01226178863	0,02031921174	1,000	-0,045318466	0,069842043
		4	,073788188989	0,02145790038	,007	0,012981137	0,134595241
		5	,131634370005	0,02072530526	,000	0,072903334	0,190365406
	3	1	-0,03039406312	0,01527319376	,477	-0,073674993	0,012886867
		2	-0,01226178863	0,02031921174	1,000	-0,069842043	0,045318466
		4	,061526400361	0,01846419191	,010	0,009202871	0,113849930
		5	,119372581377	0,01760747490	,000	0,069476803	0,169268360
	4	1	-0,091920463477	0,01675832840	,000	-0,139409944	-0,044430983
		2	-.073788188989	0,02145790038	,007	-0,134595241	-0,012981137
		3	-0,061526400361	0,01846419191	,010	-0,113849930	-0,009202871
		5	,057846181016	0,01891016382	,025	0,004258864	0,111433498
	5	1	-.149766644493	0,01580943896	,000	-0,194567178	-0,104966111
		2	-.131634370005	0,02072530526	,000	-0,190365406	-0,072903334
		3	-.119372581377	0,01760747490	,000	-0,169268360	-0,069476803
		4	-.057846181016	0,01891016382	,025	-0,111433498	-0,004258864
FIN_BC	1	2	-.029437951171	0,00894381022	,012	-0,054782776	-0,004093126
		3	-.024660416243	0,00727272290	,008	-0,045269741	-0,004051091
		4	-.072711920405	0,00797990785	,000	-0,095325255	-0,050098586
		5	-.060031741408	0,00752806980	,000	-0,081364664	-0,038698819
	2	1	,029437951171	0,00894381022	,012	0,004093126	0,054782776
		3	0,00477753493	0,00967551377	1,000	-0,022640780	0,032195850
		4	-.043273969235	0,01021772957	,000	-0,072228806	-0,014319132
		5	-.030593790237	0,00986888561	,022	-0,058560079	-0,002627501
	3	1	,024660416243	0,00727272290	,008	0,004051091	0,045269741
		2	-0,00477753493	0,00967551377	1,000	-0,032195850	0,022640780
		4	-.048051504163	0,00879219851	,000	-0,072966694	-0,023136314
		5	-.035371325165	0,00838425073	,000	-0,059130480	-0,011612171
	4	1	,072711920405	0,00797990785	,000	0,050098586	0,095325255
		2	,043273969235	0,01021772957	,000	0,014319132	0,072228806
		3	,048051504163	0,00879219851	,000	0,023136314	0,072966694
		5	0,01268017900	0,00900455946	1,000	-0,012836796	0,038197154
	5	1	,060031741408	0,00752806980	,000	0,038698819	0,081364664
		2	,030593790237	0,00986888561	,022	0,002627501	0,058560079
		3	,035371325165	0,00838425073	,000	0,011612171	0,059130480
		4	-0,01268017900	0,00900455946	1,000	-0,038197154	0,012836796

*. La diferencia de medias es significativa al nivel 0.05.

Tabla 9.29. Test de diferencia de medias (II).

Comparaciones múltiples

Bonferroni							
Variable dependiente	(I) Grupo	(J) Grupo	Diferencia de medias (I-J)	Error típico	Sig.	Intervalo de confianza al 95%	
						Límite inferior	Límite superior
D_SUB	1	2	0,00360055205	0,00347256622	1,000	-0,006239950	0,013441054
		3	0,00031523403	0,00282374192	1,000	-0,007686640	0,008317108
		4	0,00692329806	0,00309831691	,264	-0,001856662	0,015703259
		5	,018006098681 [*]	0,00292288412	,000	0,009723277	0,026288921
	2	1	-0,00360055205	0,00347256622	1,000	-0,013441054	0,006239950
		3	-0,00328531801	0,00375666091	1,000	-0,013930883	0,007360247
		4	0,00332274602	0,00396718419	1,000	-0,007919397	0,014564889
		5	,014405546635 [*]	0,00383174038	,002	0,003547223	0,025263871
	3	1	-0,00031523403	0,00282374192	1,000	-0,008317108	0,007686640
		2	0,00328531801	0,00375666091	1,000	-0,007360247	0,013930883
		4	0,00660806403	0,00341370074	,541	-0,003065626	0,016281754
		5	,017690864648 [*]	0,00325530899	,000	0,008466023	0,026915707
	4	1	-0,00692329806	0,00309831691	,264	-0,015703259	0,001856662
		2	-0,00332274602	0,00396718419	1,000	-0,014564889	0,007919397
		3	-0,00660806403	0,00341370074	,541	-0,016281754	0,003065626
		5	,011082800620 [*]	0,00349615301	,017	0,001175459	0,020990143
	5	1	-0,018006098681 [*]	0,00292288412	,000	-0,026288921	-0,009723277
		2	-0,014405546635 [*]	0,00383174038	,002	-0,025263871	-0,003547223
		3	-0,017690864648 [*]	0,00325530899	,000	-0,026915707	-0,008466023
		4	-0,011082800620 [*]	0,00349615301	,017	-0,020990143	-0,001175459
M_INT	1	2	-0,00068550827	0,00138157460	1,000	-0,004600592	0,003229576
		3	0,00175659467	0,00112343721	1,000	-0,001426984	0,004940173
		4	0,00263442970	0,00123267799	,336	-0,000858713	0,006127573
		5	0,00185882988	0,00116288134	1,000	-0,001436525	0,005154184
	2	1	0,00068550827	0,00138157460	1,000	-0,003229576	0,004600592
		3	0,00244210295	0,00149460283	1,000	-0,001793278	0,006677484
		4	0,00331993798	0,00157836037	,365	-0,001152794	0,007792670
		5	0,00254433816	0,00152447350	,965	-0,001775690	0,006864367
	3	1	-0,00175659467	0,00112343721	1,000	-0,004940173	0,001426984
		2	-0,00244210295	0,00149460283	1,000	-0,006677484	0,001793278
		4	0,00087783503	0,00135815473	1,000	-0,002970882	0,004726552
		5	0,00010223521	0,00129513793	1,000	-0,003567906	0,003772376
	4	1	-0,00263442970	0,00123267799	,336	-0,006127573	0,000858713
		2	-0,00331993798	0,00157836037	,365	-0,007792670	0,001152794
		3	-0,00087783503	0,00135815473	1,000	-0,004726552	0,002970882
		5	-0,00077559982	0,00139095870	1,000	-0,004717276	0,003166077
	5	1	-0,00185882988	0,00116288134	1,000	-0,005154184	0,001436525
		2	-0,00254433816	0,00152447350	,965	-0,006864367	0,001775690
		3	-0,00010223521	0,00129513793	1,000	-0,003772376	0,003567906
		4	0,00077559982	0,00139095870	1,000	-0,003166077	0,004717276
INT_C	1	2	-,013168879868 [*]	0,00159764315	,000	-0,017696255	-0,008641504
		3	,004777134710 [*]	0,00129913489	,003	0,001095667	0,008458602
		4	,005751757682 [*]	0,00142546016	,001	0,001712312	0,009791204
		5	,011255753953 [*]	0,00134474780	,000	0,007445029	0,015066479
	2	1	,013168879868 [*]	0,00159764315	,000	0,008641504	0,017696255
		3	,017946014578 [*]	0,00172834820	,000	0,013048249	0,022843780
		4	,018920637550 [*]	0,00182520484	,000	0,013748402	0,024092874
		5	,024424633821 [*]	0,00176289044	,000	0,019428983	0,029420284
	3	1	-,004777134710 [*]	0,00129913489	,003	-0,008458602	-0,001095667
		2	-,017946014578 [*]	0,00172834820	,000	-0,022843780	-0,013048249
		4	0,00097462297	0,00157056058	1,000	-0,003476006	0,005425252
		5	,006478619242 [*]	0,00149768839	,000	0,002234494	0,010722744
	4	1	-,005751757682 [*]	0,00142546016	,001	-0,009791204	-0,001712312
		2	-,018920637550 [*]	0,00182520484	,000	-0,024092874	-0,013748402
		3	-0,00097462297	0,00157056058	1,000	-0,005425252	0,003476006
		5	,005503996270 [*]	0,00160849486	,007	0,000945869	0,010062123
	5	1	-,011255753953 [*]	0,00134474780	,000	-0,015066479	-0,007445029
		2	-,024424633821 [*]	0,00176289044	,000	-0,029420284	-0,019428983
		3	-,006478619242 [*]	0,00149768839	,000	-0,010722744	-0,002234494
		4	-,005503996270 [*]	0,00160849486	,007	-0,010062123	-0,000945869

*. La diferencia de medias es significativa al nivel 0.05.