



UNIVERSIDAD DE MÁLAGA
FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y EMPRESARIALES

**PREDICCIÓN DE VIABILIDAD
EMPRESARIAL**

Doctorando: Daniel Pastor Vega

Tesis Doctoral

Dirigida por:

Dr. Manuel Ángel Fernández Gámez

Dr. Julio Diéguez Soto

MAYO DE 2015



Publicaciones y
Divulgación Científica

AUTOR: Daniel Pastor Vega

EDITA: Publicaciones y Divulgación Científica. Universidad de Málaga



Esta obra está sujeta a una licencia Creative Commons:

Reconocimiento - No comercial - SinObraDerivada (cc-by-nc-nd):

[Http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/es](http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/es)

Cualquier parte de esta obra se puede reproducir sin autorización
pero con el reconocimiento y atribución de los autores.

No se puede hacer uso comercial de la obra y no se puede alterar, transformar o hacer
obras derivadas.

Esta Tesis Doctoral está depositada en el Repositorio Institucional de la Universidad de
Málaga (RIUMA): riuma.uma.es

MANUEL ÁNGEL FERNÁNDEZ GÁMEZ y JULIO DIÉGUEZ SOTO,
Profesores Titulares de Universidad del Departamento de
Finanzas y Contabilidad de la Universidad de Málaga.

Certificamos:

Que bajo nuestra dirección, D^o. Daniel Pastor Vega,
licenciado en Ciencias Económicas y Empresariales (sección:
Empresariales) y licenciado en Derecho, ha realizado el
trabajo de investigación correspondiente a su tesis doctoral
titulada:

“PREDICCIÓN DE VIABILIDAD EMPRESARIAL”

Revisado el mismo, estimamos que puede ser
presentado al Tribunal que ha de juzgarla.

Y para que conste a efectos de lo establecido en la
Normativa vigente, autorizamos la presentación de esta Tesis
en la Universidad de Málaga.

Málaga a 18 de Mayo de 2015.

Fdo. Manuel Ángel Fernández Gámez

Fdo. Julio Diéguez Soto

“La inspiración existe pero te tiene que encontrar trabajando”.

Pablo Ruiz Picasso

Quisiera dar las gracias a mis directores de tesis, D. Manuel Ángel Fernández Gámez y D. Julio Diéguez Soto, por su apoyo, ánimo, paciencia, dedicación y orientación, que han motivado mi entusiasmo y aprendizaje en la investigación sobre la solvencia, tarea que me apasiona. Sus consejos y las propias doctrinas que predica el Departamento de Finanzas y Contabilidad de la Universidad de Málaga, me han servido de guía en el camino a seguir, con la serenidad que consigue transmitirte el conocimiento y la experiencia.

También quisiera mostrar mi gratitud a D. Ezequiel López Rubio, Profesor Titular del Departamento de Lenguajes y Ciencias de la Computación de la Escuela Técnica Superior de Ingeniería Informática, que consiguió con sus notas, esquemas y aclaraciones, introducirme en el complejo mundo de las Redes Neuronales.

A D. Antonio Fuentes Bujalance y a D. José María Casasola Díaz, Magistrado Titular y Secretario Judicial, respectivamente, del Juzgado de lo Mercantil nº1 de los de Málaga, por su colaboración en la recogida de información sobre empresas concursadas, sin la cual no hubiera sido posible la realización de este trabajo.

A mi compañero D. Sergio Fernández Miguélez, Gerente de Investigación, Desarrollo e Innovación de la Cátedra de Viabilidad Empresarial de la Universidad de Málaga, por su entusiasmo, dedicación y colaboración tanto en la parte empírica de la tesis como en la maquetación de la misma.

Quisiera hacer también extensiva mi gratitud a todos los miembros del Departamento de Finanzas y Contabilidad de la Universidad de Málaga, a los de la Cátedra de Viabilidad Empresarial y a los de Daniel Pastor & Asociados.

Mi más especial dedicación quiero realizársela a mis padres. Mi padre, ya fallecido, me dejó el legado de la laboriosidad y la generosidad. Mi madre, hoy vive en su propio mundo, pero su sonrisa, elegancia y fuerza de voluntad siguen siendo valores admirables. También a mis hijos, que llenan mi vida, a mis hermanos que son las hojas de mi árbol y, por supuesto, a todas las personas que en cualquier instante de mi vida me han dado un soplo de alegría, amor, amistad y crítica constructiva.

Mi agradecimiento a todos los miembros que han formado parte del tribunal de mi tesis doctoral, por su dedicación al análisis de mi trabajo y sus aportaciones al mismo.

Por último, agradecer a todas las personas presentes en este acto, su ánimo y su aliento durante mi exposición.

ÍNDICE

• INTRODUCCIÓN	17
-----------------------------	-----------

PARTE I: INVESTIGACIÓN DOCUMENTAL Y

<u>LITERATURA PREVIA</u>	23
---------------------------------------	-----------

• CAPÍTULO 1: LA REGULACIÓN DE LA INSOLVENCIA Y LOS CONCURSOS DE ACREEDORES EN ESPAÑA	25
--	-----------

1.1 - La regulación internacional de situaciones de insolvencia empresarial	27
1.1.1 - Alemania.....	27
1.1.2 - Francia	34
1.1.3 - Italia	36
1.1.4 - Reino Unido	38
1.1.5 - Estados Unidos de América (EE.UU.) ..	41
1.2 - La legislación sobre insolvencia en España ..	46
1.2.1 - La declaración de insolvencia y sus efectos	47
1.2.2 - El órgano de control de la insolvencia ..	50
1.2.3 - El acuerdo con los acreedores.....	52
1.2.4 - Clasificación de los créditos: Masa pasiva	55
1.2.5 - Calificación de la insolvencia	56

1.2.6 - Conclusión del procedimiento concursal	58
1.2.6.1 - Especial referencia a la norma de segunda oportunidad	60
1.2.7 - Institutos previos a la insolvencia	62
1.3 - Evolución de los concursos de acreedores en España.....	73
1.3.1 - Autos de declaración de concurso	73
1.3.2 - Distribución de los concursos por comunidades autónomas	75
1.3.3 - Evolución de las sentencias de aprobación de convenio.....	78
1.3.3.1 - Proporción de convenios anticipados sobre el total de convenios.....	80
1.3.4 - Evolución del pasivo de empresas en concurso	80
- Bibliografía capítulo 1.....	85
• CAPÍTULO 2: REVISIÓN DE LA LITERATURA PREVIA	89
2.1 - Los modelos de predicción de insolvencia empresarial.....	91

2.1.1 - La predicción de insolvencia en las empresas económicas.....	97
2.1.1.1 - Modelos Centrados y Modelos Descentrados	105
2.1.1.2 - Variables	106
2.1.2 - Especial referencia a los clasificadores computacionales.....	107
2.1.2.1 - Máquinas de Soporte Vectorial (SVM)	108
2.1.2.2 - Algoritmos de Evolución (EA)....	109
2.1.2.3 - Razonamiento Basado en Casos (CBR).....	110
2.1.2.4 - Conjunto Aproximado o <i>Rough Set</i> (RS)	110
2.1.2.5 - Árboles de Decisión (DT).....	111
2.1.2.6 - Otras Técnicas	111
2.1.3 - Clasificadores Individuales Híbridos ...	112
2.1.3.1 - Redes Neuronales Híbridas	112
2.1.3.2 - Máquinas de Soporte Vectorial Híbridas.....	113
2.1.3.3 - Razonamiento Híbrido Basado en Casos	113
2.1.4 - Modelos de predicción de insolvencia multiclase	114
2.2 - Investigación previa sobre el Procedimiento Concursal	116

2.3 - Formulación de Hipótesis	123
- Bibliografía capítulo 2.....	129
• CAPÍTULO 3: MÉTODOS.....	151
3.1 - Minería de datos	154
3.2 - Métodos de clasificación multiclase	159
3.2.1 - Problemas de clasificación	162
3.2.2 - Análisis Discriminante	
Múltiple (MDA).....	165
3.2.3 - Perceptrón Multicapas (MLP).....	170
3.2.4 - Árboles de Decisión (DT).....	173
3.2.4.1 - Algoritmo ID3.....	175
3.2.4.2 - Algoritmo C4.5	176
3.2.4.3 - Ventajas y desventajas de	
los árboles de decisión	178
3.2.5 - Clasificador Bayesiano Ingenuo	
(Naïve Bayes).....	179
- Bibliografía capítulo 3.....	183

PARTE II: INVESTIGACIÓN EMPÍRICA 193

• CAPÍTULO 4: VARIABLES, DATOS Y RESULTADOS 195

4.1- Variables..... 199

4.2 - Datos 202

4.2.1 - Obtención de la base de datos..... 202

4.2.2 - Características de las muestras 205

4.3 - Resultados 211

4.3.1 - Análisis exploratorio 211

4.3.1.1 - Análisis descriptivo de las variables 212

4.3.1.2 - Análisis de normalidad 219

4.3.2.3 - Tests no paramétricos..... 224

4.3.2.4 - Análisis de correlación..... 226

4.3.2 - Análisis confirmatorio..... 232

4.3.2.1 -Técnicas de clasificación multiclase y algoritmos seleccionados..... 232

4.3.2.2 - Resultados para M1 235

4.3.2.3 - Resultados para M2 239

4.3.2.4 - Resultados para M3 242

4.3.3 - Análisis comparativo de los resultados 246

- Bibliografía capítulo 4..... **251**
- **DISCUSIÓN DE RESULTADOS** **255**
- **CONCLUSIONES** **263**
- **BIBLIOGRAFÍA GENERAL** **273**
- **ANEXOS** **303**

INTRODUCCIÓN

En la literatura previa existen numerosos trabajos de investigación que se han realizado para construir modelos de predicción de insolvencia empresarial basados en diferentes métodos (Dimitras et al., 1996; Bellovary et al., 2007). El principal objetivo de estos modelos de predicción ha sido diferenciar a las empresas con alta probabilidad de insolvencia futura de aquellas otras empresas que no lo presentan. También, la predicción de tres categorías de solvencia. En este caso discriminando entre empresas solventes, empresas en dificultades financieras y empresas en quiebra (Altman, 1977; Godlewski, 2006; Altman et al., 1994; Alfaro, Gámez y García, 2007).

En el progreso de la investigación sobre predicción de insolvencia puede comprobarse la existencia de numerosos métodos y técnicas de análisis que han obtenidos resultados muy satisfactorios. La variedad de modelos es amplia y abarca desde el análisis individual de variables a la predicción multivariable, desde métodos estadísticos tradicionales a métodos de máquinas de aprendizaje basadas en inteligencia artificial, y desde la utilización inicial de clasificadores individuales puros hasta la reciente puesta en práctica de clasificadores híbridos.

No obstante lo anterior, no existe investigación empírica que haya abordado las posibles categorías de las empresas en situación legal de insolvencia, y por tanto, no se ha modelizado el comportamiento de empresas que, tras entrar en concurso de acreedores, bien superan el procedimiento consiguiendo su viabilidad mediante un acuerdo de convenio con acreedores, o bien ponen fin a su actividad por no ser viables y encontrarse abocadas a su liquidación.

Habiéndose detectado este *gap* en la literatura, el objetivo de la presente investigación es aportar conocimiento sobre las posibilidades que posee una empresa, en caso de situación legal de insolvencia, de conseguir ser viable. Se trata, pues, de resolver un problema de clasificación múltiple donde las categorías a predecir son tres: Una primera para empresas solventes. Otra segunda para empresas que en caso de incurrir en un proceso concursal tengan capacidad para su continuidad mediante acuerdos de convenio con acreedores. Y, finalmente, una tercera categoría en la que se incluye empresas que tras soportar un proceso concursal no poseen capacidad para garantizar su viabilidad y, por tanto, son liquidadas.

Para resolver esta cuestión de investigación se ha dispuesto de información financiera y corporativa de una muestra totalmente inédita de 246 empresas mercantiles españolas de carácter económico correspondiente al período 2006-2013, obtenida con la colaboración del Juzgado de lo Mercantil nº1 de los de Málaga. A la misma se han aplicado técnicas de clasificación multiclase, concretamente el Clasificador Bayesiano Ingenuo, los Árboles de Decisión y el Análisis Discriminante Múltiple, todos ellos con carácter híbrido, pues han sido desarrollados con asistencia de algoritmos computacionales.

Los modelos propuestos en el presente trabajo pueden ser especialmente útiles porque permitirían una mejor valoración de empresas solventes, reforzando este concepto al incluir entre las mismas a las que, en caso de dificultades financieras, tendrían capacidad para lograr convenios con los acreedores y garantizar su viabilidad. Además, y para el análisis de empresas insolventes, el problema de

multiclasificación propuesto conseguiría reducir el sesgo de predicción, al eliminar de las mismas aquéllas que poseen una estructura capaz de gestionar con éxito problemas de iliquidez. Si, por el contrario, no se contemplan estas posibilidades, se incurre en una visión reducida de la insolvencia que puede inducir a errores de especificación en la muestra, dada la existencia de empresas que pueden experimentar situaciones de insolvencia, habiendo solicitado la apertura de un proceso concursal, y posteriormente consiguen ser viables mediante el cumplimiento del convenio con sus acreedores. En definitiva, los modelos propuestos en la presente investigación permitirán otorgar un tratamiento particular y diferenciado a cada empresa, desde el mismo momento de la declaración legal de insolvencia, por lo que sin duda, su aplicación aumentaría la eficiencia de los procesos concursales y por ende, de la economía en general.

Conforme a lo anteriormente expuesto, la presente tesis doctoral tiene la siguiente estructura: en el capítulo 1 se realiza un análisis de la regulación internacional de situaciones de insolvencia empresarial en Alemania, Francia, Italia, Reino Unido y Estados Unidos. Y a continuación un estudio detallado de la legislación española en materia concursal, haciendo especial mención a los aspectos relacionados con el objeto de la investigación, tales como el sistema de convenio y la liquidación. Por último, el capítulo 1 concluye con un análisis de la evolución estadística de los concursos de acreedores acaecidos en España en el período de estudio.

En el capítulo 2 se realiza un análisis pormenorizado de los estudios previos sobre predicción de insolvencia y sobre legislación concursal, estableciendo una clasificación de los

mismos y formulando las hipótesis de la presente investigación.

El capítulo 3, por su parte, queda dedicado a una revisión teórica de las técnicas de clasificación multiclase que serán aplicadas en el presente trabajo, estableciéndose las ventajas y desventajas de cada una de ellas y la elección de los métodos más robustos.

Por último, en el capítulo 4, se desarrolla la parte empírica de esta investigación, comenzando por la determinación de las variables utilizadas como predictoras de la insolvencia de las empresas. Posteriormente, se indica cómo se ha recopilado la información financiera y corporativa necesaria para la construcción de la base de datos. Este capítulo concluye con el desarrollo de nuevos modelos de predicción de insolvencia multiclase, utilizando para ello información correspondiente a 1, 2 y 3 años antes de que la insolvencia se produzca.

Finaliza el estudio ofreciendo una discusión de resultados, las principales conclusiones obtenidas y la bibliografía utilizada.

PARTE I

INVESTIGACIÓN DOCUMENTAL Y LITERATURA PREVIA

CAPÍTULO 1

LA REGULACIÓN DE LA INSOLVENCIA Y LOS CONCURSOS DE ACREEDORES EN ESPAÑA

Este primer capítulo tiene como objetivo analizar la normativa internacional que regula la insolvencia empresarial. Igualmente, estudiar la evolución y las características de las empresas en situación de concurso de acreedores en España. Ello nos hará disponer de un conocimiento preciso tanto del entorno jurídico como del poblacional en el que se desarrolla el presente trabajo de investigación.

1.1 LA REGULACIÓN INTERNACIONAL DE SITUACIONES DE INSOLVENCIA EMPRESARIAL.

1.1.1 Alemania.

En el siglo XVI aparecen las primeras regulaciones de las situaciones de insolvencia empresarial en Alemania, con las denominadas Ordenanzas de la ciudad de Friburgo de 1520 y con la Ordenanza de quiebras de la ciudad de *Augsburg*, de 1574. Actualmente, estas situaciones de insolvencia quedan reguladas por la denominada *Insolvenzordnung* (InsO), que entró en vigor el 1 de enero de 1999, y que posteriormente fue complementada con la Ley para la simplificación del saneamiento de empresas de 2011 y con la Ley para la reducción de la duración del procedimiento de liberación de deudas y para el refuerzo de los derechos de los acreedores, de 2013.

En referencia a las personas jurídicas, el presupuesto objetivo de la legislación alemana indica varias categorías, distinguiendo entre insolvencia, insolvencia inminente (sólo a instancias del deudor), y sobreendeudamiento (Art.17-19 InsO).

En la praxis de los tribunales alemanes se ha distinguido la situación de insolvencia de las meras "lagunas

de liquidez" (*Liquiditätsslucke*). Estas últimas se producirán cuando el impago afecta a un porcentaje inferior al 10% del pasivo exigible, en cuyo caso procede hablar de un mero retraso en los pagos (*Zahlungsstockung*). Para las lagunas de liquidez la praxis judicial establece también un límite temporal, salvo casos excepcionales, de tres semanas. Si el deudor no puede cubrir en un plazo de tres semanas un 90% del crédito exigible, entonces no habrá mera iliquidez sino insolvencia.

Hasta la fecha, el derecho alemán está construido sobre la idea de que la insolvencia de cada sujeto de derecho debe dar lugar a la apertura de un único procedimiento concursal, propio e independiente del de cualquier persona. Dicho dogma se acostumbra a reflejar con el lema "una persona, un patrimonio, una insolvencia". En cada uno de los procedimientos, procede el nombramiento de un administrador concursal por separado, sin que exista previsión alguna que permita dar una solución unificada, ni en términos procesales ni en términos de administración concursal, para los supuestos frecuentes en que la insolvencia afecta a distintas sociedades pertenecientes a un mismo grupo.

Tras la presentación de una solicitud de concurso, el Tribunal debe verificar de oficio la admisibilidad y fundamentación de la misma, así como la cobertura de gastos del procedimiento. Desde la presentación de la solicitud y hasta la apertura del procedimiento, el Tribunal puede adoptar medidas cautelares. En caso de concurrir todos los requisitos, se dictará resolución de apertura del procedimiento en la que se nombrará al administrador concursal (Art. 1 y 2 InsO).

Son destacables también las prohibiciones de ejecuciones singulares, que no pueden admitirse ni contra la masa activa del concurso ni contra el patrimonio libre del deudor. Aquellas garantías que hubieran sido adquiridas en el marco de ejecuciones singulares entre la apertura del procedimiento y un mes antes de la solicitud son de manera automática ineficaces (Art. 21, 166, 169.2, 169.3, 170 y 171 InsO).

Respecto a los efectos sobre los contratos vigentes de empresas insolventes, se pueden diferenciar varias categorías. En los contratos con obligaciones recíprocas pendientes, el administrador concursal puede cumplir el contrato en lugar del deudor y exigir el cumplimiento por la otra parte (Art. 103 InsO). Así, la prestación del concursado se hará con cargo a la masa. También puede denegar el cumplimiento, en cuyo caso la otra parte únicamente puede hacer valer su crédito como acreedor concursal. Pero si la contraparte requiere a la administración concursal para que ejercite su derecho de opción sin demora y esta última no la ejercita, no podrá posteriormente exigir el cumplimiento del contrato. Concretamente, en los contratos de negocios a plazos y de prestaciones financieras, si se ha pactado el cumplimiento en una fecha fija tras la declaración del concurso, no es posible pedir el cumplimiento del contrato, sino reclamar el crédito derivado de la falta de incumplimiento (Art. 104 InsO).

Sin embargo, para los contratos de arrendamientos, se distingue entre bienes muebles e inmuebles. Para el primer caso, las prestaciones anteriores a la declaración del concurso son créditos concursales, las posteriores, en contraposición,

son créditos contra la masa. Para el segundo caso, el administrador concursal pagará la renta contra la masa, teniendo la posibilidad de desistimiento unilateral con un previo aviso de tres meses (Art. 109 InsO).

Si nos referimos a contratos de trabajo, los créditos salariales pendientes a la declaración de concurso devienen créditos concursales, si bien los últimos tres meses anteriores a la declaración del concurso son abonados por la autoridad laboral. En caso de producirse una transmisión de la empresa, las deudas salariales no se transmiten al adquirente sino que se consideran créditos concursales. En materia de seguros sociales, el adquirente únicamente responde a los impagos posteriores a la declaración de concurso, si bien la jurisprudencia parece establecer una solidaridad del nuevo adquirente y de la masa del concurso (Art. 108 InsO).

Para los procedimientos pendientes, el deudor no pierde la capacidad procesal, pero si su legitimación activa. En caso de que el administrador concursal decida no continuar un proceso pendiente, el propio deudor y la contraparte pueden decidir continuarlo, pero en tal caso las consecuencias económicas del procedimiento no podrán afectar a la masa del concurso. Por su parte, los mandatos, contratos de gestión de negocio y poderes quedan extinguidos con la declaración del concurso (Art. 240 y 249 InsO).

Alemania opta, en cuanto al cargo de administrador concursal, exclusivamente por un órgano unipersonal, cuyo desempeño restringe a las personas físicas (Art. 56 InsO). Se argumenta que la selección de la persona física debe ir

vinculada al hecho de que el candidato elegido desempeña la administración concursal en persona y no se limita a asumir una responsabilidad en la relación externa y confiar el desempeño del cargo a terceros.

El procedimiento concursal alemán es, por encima de todo, un procedimiento de ejecución colectiva, que sirve a la satisfacción del conjunto de los acreedores. Rige el principio de autonomía de los acreedores, a los que se concede también la palabra para decidir el modo en que esa satisfacción colectiva ha de obtenerse. Esa causa de expresión principalmente es el convenio (*Insolvenzplan*) (Art. 217 y ss. InsO). La particularidad de este convenio es que el derecho alemán no asienta únicamente las condiciones del pago de la deuda en vistas a la continuidad de la actividad de la empresa. Más bien el convenio plasma la completa decisión que adoptan los acreedores sobre dicha continuidad del procedimiento, por lo que su contenido puede ser el saneamiento de la empresa (*Sanierungsplan*), con la aceptación de quitas y esperas por los acreedores, siempre que la empresa pueda continuar obteniendo beneficios tras la adopción de medidas financieras y de reestructuración. Su transmisión a un tercero (*Übertragungsplan*), que pasará a adquirir el activo de la empresa, en tanto que las deudas habrán de satisfacerse en el procedimiento con el fruto que se obtenga por la venta. O su ordenada liquidación (*Liquidationsplan*), sujeta a reglas especiales (por ejemplo fijando unos plazos de realización más dilatados para conservar mejor su valor, o bien estableciendo un reparto de la masa concreto para evitar disputas legales).

En su configuración actual, la regulación alemana ha sido remodelada tomando como guía el "Chapter 11" del

“*United States Bankruptcy Code*”. La clasificación de acreedores se hace en grupos, en orden a fijar en las modificaciones que habrán de aprobarse en su posición jurídica. Se ordena distinguir entre tres grupos: primeramente los acreedores con privilegio especial (cuando a través del convenio hayan de resultar afectados), seguidos de los acreedores concursales que no sean subordinados y, por último, cada una de las categorías de acreedores subordinados, siempre que sus créditos no hayan de considerarse condonados (Art. 222 InsO).

Para la aceptación del convenio, es preciso que cada grupo cumpla los siguientes requisitos (Art. 243 InsO): que obtenga la mayoría de los votos emitidos por los acreedores, que la suma de los créditos de los votos emitidos a favor sea superior a la mitad de los derechos totales de crédito de los acreedores que hayan votado, y que obtenga el voto favorable de cada grupo con mayoría de votos y de crédito.

La satisfacción de los acreedores a la que se orienta la legislación alemana puede conseguirse, sin preferencia alguna, por medio de la liquidación o convenio. A los deudores honestos les será concedida la oportunidad de exonerarse del pasivo insatisfecho. No hay mención a otros principios que aparecen en leyes de otros países, como el salvamento de los puestos de trabajo o el fomento de las empresas.

La finalización de las operaciones liquidatorias y el último reparto de la masa activa entre los acreedores vienen rodeados de formalidades en el derecho alemán (Art. 196 y ss. InsO). Así, el último reparto de pagos es aprobado judicialmente y el Tribunal de la insolvencia convoca la última

reunión de la junta de acreedores. En esta junta, que se celebra como mínimo en el plazo de un mes y como máximo en el de dos meses a contar desde la publicidad de la convocatoria, la administración concursal rinde cuentas, se formulan protestas contra dicha rendición y los acreedores pueden decidir sobre el destino de aquellos bienes que sean difícilmente realizables.

Un hecho que ha adquirido mucha importancia en las últimas décadas en los procesos concursales alemanes es el denominado “venta de la unidad productiva con fines de saneamiento” (Art. 252.1.2 del Código de Comercio Alemán y Art. 158 InsO). La idea es distinguir entre la empresa y el sujeto de derecho titular de la misma. Esta operación puede articularse de distintos modos e incluye, por ejemplo, la creación de una sociedad nueva por el administrador concursal con los elementos del activo de la concursada, que permiten la continuidad de la explotación y la posterior transmisión del capital de dicha sociedad a un tercero. Esta venta se distingue de la venta de participaciones en el capital de la deudora, que en un principio no está sujeta a restricciones al formar éstas parte del patrimonio de los socios, a los que el procedimiento concursal no les afecta. A la hora de valorar las posibles ofertas, el criterio que debe orientar la decisión es obtener siempre la máxima satisfacción de los acreedores. No existe la posibilidad de que el acreedor privilegiado sea forzado en el procedimiento a aceptar una liquidación de su crédito inferior a su garantía.

1.1.2 Francia.

Actualmente, un grueso conjunto de normas mercantiles regulan los casos de insolvencia empresarial en Francia, entre ellas, la Ley 2005-845 sobre "*Sauvegarde des entreprises*", la Ordenanza 2008-1345 de "Reforma de empresas en crisis", y la Ordenanza 2010-1512 sobre endeudamiento para el empresario individual de responsabilidad limitada. También la Ley 2012-387 sobre flexibilización de los procedimientos administrativos.

Respecto a la responsabilidad del deudor, el Código de Comercio francés la divide en tres capítulos: activos insuficientes, quiebra personal y bancarrota. Cuando en la liquidación de una sociedad el activo fuera insuficiente para cubrir el pasivo, el tribunal podrá, en caso de mala gestión que haya contribuido a esa falta de activos, determinar que el importe de dicho déficit corra a cargo de todo o en parte, de los dirigentes de hecho o de derecho de la sociedad que hayan tenido esa mala gestión. Si fueran varios los administradores, el tribunal podrá, por decisión motivada, declararlos solidariamente responsables. Dicha acción se inicia en el plazo de tres años a partir de la decisión que decreta la liquidación obligatoria.

Los procedimientos relacionados con la insolvencia en el sistema francés actual son los denominados: Procedimiento de prevención (Art. 611 y ss. del Código de Comercio), Procedimiento de salvaguarda (Art. 620 y ss. del Código de Comercio), Saneamiento judicial (Art. 631 y ss. del Código de Comercio), y Liquidación judicial (Art. 640.1 y ss. del Código de Comercio).

En este país hay un apartado especial para las medidas de prevención, donde las personas inscritas en el Registro de Comercio y de Sociedades, o cualquier persona jurídica de derecho privado, podrá unirse a una "agrupación de prevención", y cuando estas agrupaciones detectan indicios de dificultades, informarán de ellos al empresario y podrán proponerle la intervención de un perito. Asimismo, a instancia del representante del Estado, las administraciones competentes prestarán su apoyo a dichas agrupaciones de prevención autorizadas, las cuales podrán solicitar los servicios del Banco de Francia para emitir dictámenes sobre la situación financiera de las empresas afiliadas.

Por su parte, el proceso de salvaguarda, desde el punto de vista subjetivo, es mayor que el de las anteriores medidas, aplicándose también a todas las personas jurídicas de derecho privado cualquiera que sea su actividad y tamaño. No podrán acudir a este procedimiento las personas que ya estén incursas en un proceso previo de salvaguarda, de saneamiento judicial o de liquidación judicial hasta que estén finalizados.

A su vez, el saneamiento judicial es un proceso judicial previsto para las situaciones de insolvencia, similar al concurso de acreedores del ordenamiento jurídico español. Está destinado a permitir la continuidad de la actividad empresarial, el mantenimiento del empleo y la liquidación del pasivo. El éxito del mismo dará lugar a la aprobación de un plan por resolución judicial tras un periodo de observación. El fracaso del plan o la manifiesta imposibilidad de saneamiento darán lugar a la apertura del procedimiento de liquidación judicial.

Conjuntamente con el sistema general existe una liquidación judicial simplificada, que se da cuando el activo no incluye bienes inmobiliarios y el número de empleados y cifra de negocios están por debajo de los umbrales fijados por Decreto.

De otra parte, en la legislación francesa no existe una regulación específica de los grupos de empresa. Pero sí cabe la posibilidad de extender el proceso de salvaguarda, así como el de saneamiento y liquidación, a otras personas distintas del deudor inicial, en caso de existir confusión patrimonial entre éstas y dicho deudor.

Conforme a cuanto antecede, puede entenderse que la filosofía del ordenamiento francés sobre insolvencia es la rehabilitación de la empresa, y no su liquidación, siempre y cuando con motivo de la rehabilitación, la empresa sea financieramente viable y preserve el empleo. Por ello, quizás, prevé procesos informales de arreglo entre acreedores y deudores, y establece mecanismos tempranos de alerta encaminados a evitar situaciones de insolvencia.

1.1.3 Italia.

El Código de Comercio italiano de 1882, regulaba ya, influenciado por el Código Napoleónico, la quiebra del comerciante, si bien siempre con una finalidad liquidatoria y con la posibilidad de una quiebra moratoria. Posteriormente, y aunque la denominada *Legge Fallimentare* de 1942 (LF) seguía esa misma finalidad netamente liquidadora, la Ley Prodi de 1979 y la Ley Prodi de 1999 introducen la idea de conservación de la empresa, y ya en la Ley nº 80 de 2005 se incorporó el acuerdo de reestructuración de deudas.

Para el presupuesto objetivo de insolvencia se debe estar en una situación que impida atender con regularidad las obligaciones exigibles, precisando que se exige una situación estructural, no un impago consecuencia de una situación coyuntural, lo que podríamos llamar una tensión de liquidez o tesorería puntual y salvable en un corto periodo de tiempo (Art. 5 LF).

Resulta igualmente relevante que la LF se refiere a lo que podríamos denominar impagos o incumplimientos, como signo o elemento de prueba de la situación de insolvencia, pero también hace referencia a hechos externos que puedan conducir a entender que el sujeto se encuentra en situación de quiebra, sin que la norma, no obstante, identifique siquiera un catálogo mínimo de dichos hechos, por lo que la cuestión será de marcados tintes casuísticos.

Centrándonos exclusivamente en el deudor, los efectos sobre su figura son la privación de las facultades de administración y disposición del patrimonio, la suspensión de los procedimientos en curso y que el síndico tendrá la representación procesal (Art. 42 y ss. LF). Además, dicho deudor puede intervenir en el juicio sólo para las cuestiones de las cuales puede depender una imputación de bancarrota a su cargo o cuando esté prevista por la LF.

Respecto a los acreedores, los efectos sobre ellos son la prohibición de iniciación de acciones ejecutivas o cautelares individuales, y que los créditos garantizados con prenda o que posean privilegio, pueden ser liquidados en el procedimiento mediante oferta privada o subasta pública, pagando los créditos garantizados. Sobre las deudas pecuniarias, se da el suspenso del devengo de los intereses convencionales o

legales, y las deudas se consideran vencidas. Se mantiene el derecho de compensación, salvo que el acreedor haya adquirido el crédito por actos intervivos después de la declaración de quiebra o en el año inmediatamente anterior. Y para los contratos, no se reconoce derecho a indemnización, además de que serán nulas las cláusulas contractuales por las que se declare la resolución del contrato por el mero hecho de la declaración de quiebra.

Al igual que ocurre con Alemania, Italia tampoco dispone de una calificación concursal. Se regula y pena sólo la quiebra fraudulenta, es decir, la bancarrota simple. Y de forma similar al derecho español, no contiene normas específicas centradas en la venta de activos durante el procedimiento concursal, sino que las mismas se refieren básicamente a los supuestos de liquidación y en todo caso se encuentran implícitamente recogidas dentro de la posibilidad de mantenimiento de la empresa.

1.1.4 Reino Unido.

Desde 1571, el Reino Unido regula la insolvencias empresariales con las denominadas *The Fraudulent Conveyances Act* y *The Bankruptcy Act*. Actualmente, y tras una larga sucesión de reformas legislativas, está en vigor la *Insolvency Act* de 1986, que distingue entre procedimientos de insolvencia de un individuo (comerciante o no, o de una asociación sin personalidad jurídica) o de una sociedad.

La *Insolvency Act* (IA) es objeto de desarrollo reglamentario por el *Insolvency Rules* (Reglamento) de 1986. A diferencia de otros ordenamientos de insolvencia que se orientan a mantener a la empresa como un negocio en

marcha, la norma inglesa nació con el objetivo principal de que los acreedores cobren sus créditos. No obstante, las diferentes reformas sufridas por la IA han facilitado la rehabilitación de aquellas empresas que sufren problemas de insolvencia. En esta línea ha sido de suma importancia la IA del año 2000, que ha introducido mejoras para evitar rigideces en la adopción de los convenios con los acreedores.

En el derecho inglés no hay un único procedimiento de insolvencia y, por tanto, los presupuestos y características de cada modalidad son diferentes. Sin embargo, la IA de 1986 parte de un concepto de insolvencia diferente al que utilizamos en el derecho español. Como es sabido, la ley Concursal de 2003 define la insolvencia como la imposibilidad de cumplir regularmente con las obligaciones exigibles, si la insolvencia es actual, o la previsión de no poder cumplir regular y puntualmente sus obligaciones, en el caso de la insolvencia inminente. Por el contrario, para el derecho inglés, una compañía es insolvente cuando el valor de sus activos es menor que el de sus pasivos o no puede pagar sus deudas en la medida que estas venzan. Es decir, la insolvencia en el Reino Unido, se define, de forma más amplia, fijándose alternativamente bien en la falta de activos suficientes para satisfacer todas las deudas o bien en la incapacidad para saldar deudas pendientes.

Entre los procedimientos de insolvencia de sociedades mercantiles se distinguen las siguientes tres modalidades. La primera, denominada *Administration*¹, es un procedimiento judicial que está pensado principalmente para salvar la empresa u obtener un resultado mejor para los acreedores,

¹ Regulada en la Parte II del primer grupo de partes, Art. 9 y ss., así como en el Anexo B₁ de la (IA).

del que se hubiera logrado con una liquidación. La segunda, el *Administrative Receivership*², es un procedimiento no judicial que tiene como objetivo la recuperación de los adeudos y que puede ser utilizada exclusivamente por los acreedores garantizados. Esta figura, también llamada Receptoria, define la posibilidad que tiene el acreedor de nombrar a un receptor (*receiver*), con el objeto de que le apoye para recuperar sus créditos. Finalmente, la liquidación o *Winding-up*³ supone la realización y distribución del patrimonio de una empresa y, generalmente, su cierre.

La IA regula con bastante detalle los convenios que el deudor puede alcanzar con sus acreedores, bien, sobre todo, como modo de ayuda a empresas que se encuentran en situación de crisis financiera (en cuyo caso, los convenios aparecen como institutos preventivos de los procedimientos de insolvencia propiamente dichos) bien como salida alternativa, una vez que el deudor ya se encuentra inmerso en un procedimiento de *winding up* o de quiebra. En este sentido merecen destacarse los acuerdos voluntarios de compañías (*company voluntary arrangements*), los acuerdos voluntarios individuales (*individual voluntary arrangements*), y los denominados *Schemes of arrangements*.

Para los acuerdos voluntarios de compañías (CVA), no es preciso que la empresa sea insolvente o incapaz de pagar sus deudas. Es un procedimiento diseñado para la reestructuración de la deuda, de forma negociada con los acreedores. Un CVA es un instrumento concebido para ayudar al rescate de una sociedad que se encuentra en dificultades

² Regulada en la Parte III del primer grupo de partes, Art. 28 y ss., así como en el Anexo B₁ de la (IA).

³ Parte IV del primer grupo de partes, Art. 73 a 219 (IA) para sociedades registradas y Art. 220 a 229 (IA) para sociedades no registradas.

financieras, que le permite acordar un arreglo con sus acreedores para la satisfacción de algunas, o la totalidad de sus deudas, y donde la intervención Judicial es mínima.

Por su parte, en los acuerdos voluntarios individuales (IVA) debe efectuarse una solicitud de una orden provisional (*interim order of court*), la cual puede ser hecha cuando el deudor tenga el propósito de hacer una propuesta a sus acreedores para un acuerdo dirigido a la satisfacción de sus créditos (*composition*) o un plan de arreglo de sus asuntos (*scheme of arrangements*). La propuesta deberá identificar a una persona (el *nominee*) que debe poseer la cualificación necesaria para actuar como *insolvency practitioner*, y que será el encargado de supervisar la implementación del acuerdo.

1.1.5 Estados Unidos de América (EEUU).

A diferencia de la legislación europea, que se caracteriza por un procedimiento general y común reglado de insolvencia, el procedimiento de insolvencia en EEUU se caracteriza por una legislación con capítulos específicos, denominados *Chapters*, según la tipología del deudor insolvente. Además, la normativa de mediación en EEUU es múltiple y obedece a la iniciativa de cada Estado. No obstante, existe una norma orientadora realizada en 2001 que no es aplicable, entre otros, a los supuestos de negociación colectiva (*Collective Bargaining Relationship*) o acuerdos colectivos (*Collective Bargaining Agreement*) y a la que finalmente se han adaptado todos los Estados.

Como alternativa a la quiebra EEUU dispone de los sistemas denominados ABC's o *assignment (friendly*

adjustments), que tienen su origen, según sus autores, en el derecho inglés y en que originariamente derivan del “*common law*”, aunque muchos Estados han venido aprobando normas al respecto (*Chapter 2*: estructuras amigables y procesos previos).

Las características generales, tomando en consideración algunas de las normas de los Estados, y teniendo en cuenta que pueden variar para alguno de ellos, pueden resumirse conforme a lo siguiente:

- No requieren intervención judicial por lo general. En California, por ejemplo, un ABC no requiere una presentación judicial pública. Sin embargo, algunos otros estados, requieren una presentación ante la Corte para iniciar o completar un ABC.
- Selección de cesionario: a diferencia de un síndico de la quiebra, que es nombrado al azar de los del panel autorizado, se podrá elegir por la empresa.
- Aprobación de los accionistas: la mayoría de las empresas requieren tanto aprobación de la junta directiva como de los accionistas para un ABC, ya que implica la transferencia al cesionario de sustancialmente todos los activos de la corporación.
- Liquidador: el cesionario es un fiduciario de los acreedores y es típicamente un liquidador profesional.
- Honorarios del cesionario: las comisiones cobradas por los cesionarios a menudo implican un pago

inicial y un porcentaje sobre la base de los activos liquidados.

- No suspensión automática: en muchos Estados un ABC no da lugar a una suspensión automática de la quiebra, a pesar de que un cesionario pequeño puede bloquear a los acreedores judiciales respecto de los embargos de activos.
- Incumplimiento: la realización de una cesión general en beneficio de los acreedores es típicamente un defecto en la mayoría de los contratos. Como resultado puede rescindir un contrato sobre la asignación en virtud de una cláusula *ipso facto*.
- Reclamación: para los acreedores, un proceso ABC generalmente consiste en la presentación al cesionario de una prueba de reclamación en el plazo establecido similar a la quiebra.
- Prioridad de empleados: las prioridades de los empleados y otras reclamaciones se rigen por la ley del estado y pueden implicar diferentes cantidades que se aplican en el marco del Código de quiebras.
- Preferencias: en general, los estatutos de ABC no tienen una disposición similar a la del Código de quiebras, lo que da una prioridad de cobro a los que venden bienes en el curso ordinario de los negocios a un deudor durante los 20 días antes de una declaración de quiebra.

- Arrendamiento: a diferencia de la quiebra, por lo general no impide la reclamación de un propietario por el incumplimiento de un contrato de arrendamiento de bienes inmuebles.
- Venta de activos: en muchos Estados las ventas por el cesionario de los activos de la compañía se realizan con una transacción privada sin la aprobación de un tribunal. Sin embargo, a diferencia de una quiebra, generalmente no hay posibilidad de vender activos libres de los privilegios e intereses de seguridad sin el consentimiento total de pagos del titular de la carga. Del mismo modo, los arrendamientos o contratos pendientes de ejecución no se pueden asignar sin consentimientos requeridos de la otra parte contratante.

En EEUU es destacable también el denominado *equity receivership*, figura que parte de la necesidad de buscar una solución no liquidatoria a los procesos de quiebra. Se trata de un procedimiento judicial a instancia de un acreedor que conlleva el nombramiento de un *receiver* para tratar de refinanciar al deudor. También implica la paralización de ejecuciones sobre el patrimonio del deudor y con ello facilita que los acreedores acudan a un proceso negociador con el objetivo de reestructurar el patrimonio. Los acreedores pueden obtener la disolución voluntaria sólo cuando la empresa está en insolvencia. En otras palabras, es un procedimiento alternativo a la situación de quiebra.

Por otro lado, y salvo que se haya presentado una propuesta de compra al Tribunal, éste podrá designar uno o

más receivers para cerrar y liquidar, o uno o más custodios (*custodianship*) para la gestión, los negocios y los asuntos de la corporación mientras procede el supuesto de disolución. El Tribunal celebrará una audiencia, previa notificación a todas las partes del procedimiento y cualquier persona interesada antes de nombrarlos. De igual forma podrá designar a una persona o una sociedad autorizada para hacer negocios en ese Estado como receptor o custodio.

En caso de liquidación (*Chapter 7*), existe un amplio ámbito subjetivo y objetivo para la aplicación del procedimiento, sin ningún tipo de límite mínimo o máximo a la cuantía de la deuda, limitándose la incoación de esta clase de procedimientos cuando exista una finalidad abusiva o fraudulenta. Por el contrario, el *Chapter 11* es utilizado normalmente por las empresas comerciales a partir de la viabilidad de las mismas. El objetivo es aprobar, ante el tribunal, un plan para pagar a los acreedores junto a un plan de reorganización, donde el deudor podrá, con exclusividad, presentar un plan de reorganización en los primeros 120 días desde la solicitud, y tras el cual dicho tribunal aprobará o no en última instancia.

En virtud de la legislación concursal vigente, los deudores que buscan la reorganización pueden elegir entre tres *Chapters*: 10, 11 y 12. Los individuos y las asociaciones pueden presentar una solicitud en virtud del *Chapter 11*, o si son propietarios de bienes gravados por embargos hipotecarios, pueden presentarlo en virtud del *Chapter 12*. Por otro lado, una corporación puede presentar una solicitud en virtud de los *Chapters 10 y 11*, pero no está legitimada para solicitarla en virtud del *Chapter 12*.

Por su parte, el *Chapter* 10 fue diseñado para facilitar la reorganización generalizada de las empresas cuyos acreedores incluían tenedores de títulos de deuda emitidos públicamente. Y el *Chapter* 11, por el contrario, fue diseñado para permitir que las empresas más pequeñas puedan negociar la composición o extensión de planes de sus acreedores no garantizados.

1.2 LA LEGISLACIÓN SOBRE INSOLVENCIA EN ESPAÑA.

Desde el Código de Comercio promulgado por Fernando VII el 30 de mayo de 1829, la legislación española ha experimentado importantes avances y reformas en materia de regulación de la insolvencia empresarial. Entre ellos, los promovidos por la Ley de suspensión de pagos de 1922, por la Ley Concursal (LC) 22/2003 del 9 de julio, y por la Ley Orgánica 8/2003 del 9 de julio, para la reforma concursal. Más actuales son tanto el Real Decreto-Ley 4/2014 del 7 de marzo que adopta medidas urgentes en materia de refinanciación y reestructuración de la deuda empresarial, el Real Decreto-Ley 11/2014 del 5 de septiembre, de medidas urgentes en materia concursal y el Real Decreto-Ley 1/2015 del 27 de febrero, de mecanismo de segunda oportunidad, reducción de carga financiera y otras medidas de orden social.

En la legislación española se entiende que la declaración de concurso procederá en caso de insolvencia del deudor común, es decir, cuando el deudor no puede cumplir regularmente sus obligaciones exigibles (Art. 2 LC). No obstante, cabe diferenciar dos tipos de solicitudes, la del

deudor y la del acreedor. Desde la perspectiva del deudor (Art. 6 LC), éste deberá justificar su endeudamiento y su estado de insolvencia que podrá ser actual o inminente. Se encuentra en estado de insolvencia inminente el deudor que prevea que no podrá cumplir regular y puntualmente sus obligaciones. Además, el acreedor (Art. 7 LC) debe fundar su solicitud en el título por el cual se haya despachado ejecución o apremio sin que del embargo resultasen bienes libres bastantes para el pago, o en la existencia de determinados hechos (sobreseimiento general en el pago corriente de las obligaciones del deudor, existencia de embargos por ejecuciones pendientes que afecten de una manera generalizada al patrimonio del deudor, alzamiento o liquidación apresurada o ruinosa de sus bienes por el deudor, o incumplimiento generalizado de pago de obligaciones tributarias o de cuotas de la seguridad social así como salarios e indemnizaciones correspondientes a las tres últimas mensualidades).

1.2.1 La declaración de insolvencia y sus efectos.

En la legislación española, los efectos que la declaración de insolvencia tiene sobre el deudor, pueden resumirse en los siguientes:

- Sobre las facultades patrimoniales del deudor: en caso de concurso voluntario, el deudor conservará sus facultades, sometidas a la intervención de la administración concursal. En caso de concurso necesario, se suspenderá el ejercicio de las facultades de administración. Sin embargo, con carácter

excepcional, se puede modificar por el juez (Art. 40 LC).

- Deber de colaboración e información del deudor ante el juzgado de lo mercantil y la administración concursal (Art. 42 LC).
- Obligación de conservación y mantenimiento de la masa activa (Art. 43 LC).
- Necesidad de autorización en intervención para los actos relacionados con la continuación de la actividad profesional o empresarial (Art. 44 LC).
- Libros y documentos del deudor: serán puestos a disposición de la administración concursal (Art. 45 LC).
- Obligación de formulación de cuentas anuales en caso de intervención por parte del deudor (en caso de sustitución, lo será la administración concursal) (Art. 46 LC).
- Sobre los órganos de las personas jurídicas deudoras: se mantendrán los órganos de la persona jurídica deudora y los acuerdos de junta o asamblea que pueden tener contenido patrimonial o relevancia directa para el concurso requerirán, para su eficacia, de la autorización o confirmación de la administración concursal (Art. 48 LC).

- Sobre las acciones contra los socios: corresponderán exclusivamente a la administración concursal el ejercicio de acciones contra los socios y la reclamación del desembolso de las aportaciones sociales (Art. 48 bis LC).
- Embargo de bienes: posibilidad de solicitar medida cautelar por la administración concursal o de oficio por el juez, sobre bienes de posibles afectados por la calificación del concurso (Art. 48 ter LC).
- Sobre los acreedores: quedarán todos integrados en la masa pasiva del concurso (Art. 49 LC).
- En general, no se admitirán demandas individuales y se continuarán y acumularán los juicios declarativos pendientes hasta sentencia, excepto los referidos a los de obra y responsabilidad de administradores que quedarán en suspenso (Art. 50 y ss. LC).
- Ejecuciones y apremios: no podrán iniciarse ejecuciones singulares, judiciales o extrajudiciales, ni seguirse apremios administrativos o tributarios contra el patrimonio del deudor (Art. 55 LC).
- Paralización de ejecuciones de garantías reales y acciones de recuperación asimiladas sobre bienes que resulten necesarios para la continuación de la actividad (Art. 56 LC).

- Prohibición general de compensación de créditos y suspensión del devengo de intereses y del derecho de retención (Art. 58 LC).
- Interrupción de la prescripción (Art. 60 LC).
- Vigencia de los contratos con obligaciones recíprocas (Art. 61 LC).
- Competencias del juez del concurso en materia laboral sobre acciones colectivas que afecten a los trabajadores (Art. 64 LC).

1.2.2 El órgano de control de la insolvencia.

Actualmente destacan dos figuras, la del Administrador Concursal y la del Auxiliar Delegado (Art. 27 y ss. LC). El Administrador Concursal es un único miembro, persona física o persona jurídica, que cumpla los requisitos que se determinen reglamentariamente. Estos requisitos podrán referirse a la titulación requerida, a la experiencia a acreditar y a la realización o superación de pruebas o cursos específicos. Se podrán exigir requisitos específicos para ejercer como Administrador Concursal en concursos de tamaño medio y gran tamaño, siendo sus funciones (Art. 33 LC):

- De carácter procesal.
- Propias del deudor o de sus órganos de administración.
- En materia laboral.
- Relativas a derechos de los acreedores.

- De informe y evaluación
- De realización de valor y liquidación.
- De secretaría.
- Cualesquiera otras que ésta u otras leyes les atribuyen.

La otra figura destacable es la del Auxiliar Delegado, que aparecerá cuando la complejidad del concurso así lo exija. La administración concursal podrá solicitar la autorización del juez para delegar determinadas funciones, incluidas las relativas a la continuidad de la actividad del deudor (Art. 31 LC).

El Administrador Concursal también tiene la misión de realizar un informe que evalúe el proceso (Art. 74 y 75 LC). Este informe es un documento mercantil de carácter vinculante respecto a la cuantía, calificación y graduación de créditos concursales, y de carácter informativo respecto al inventario de la masa activa, la evolución de la situación jurídica y económica, y sobre las razones que han determinado la situación de insolvencia y su evolución (Pastor, 2009). Su carácter vinculante se manifiesta específicamente en lo previsto en el artículo 97.1 LC al referir que “quienes no impugnen en tiempo y forma el inventario o la lista de acreedores no podrán plantear pretensiones de modificación del contenido de estos documentos”. El carácter informativo del informe es quizás uno de los mejores logros de la nueva normativa concursal, y al mismo tiempo el mayor levantamiento de velo que la ley prevé con falta de limitaciones que sin duda, serían muy necesarias para garantizar la continuidad de la empresa en los supuestos en que ésta se produzca.

1.2.3 El acuerdo con los acreedores.

En la exposición de motivos de la LC se hace una clara apuesta por el convenio frente a la liquidación. Así en su apartado VI se señala expresamente que las soluciones del concurso previstas en la ley son el convenio y la liquidación, para cuya respectiva tramitación se articulan específicas fases en el procedimiento. Y además, que “el convenio es la solución normal del concurso, que la ley fomenta con una serie de medidas, orientadas a alcanzar la satisfacción de los acreedores a través del acuerdo contenido en un negocio jurídico en el que la autonomía de la voluntad de las partes goza de una gran amplitud”.

El convenio de acreedores regulado por la LC deberá contener proposiciones de quita o espera, pudiendo acumular ambas (Art. 99 y ss. LC). También podrá contener proposiciones alternativas para todos o algunos de los acreedores, con excepción de los acreedores públicos. Además, se podrán incluir ofertas de conversión del crédito en acciones, participaciones o cuotas sociales, obligaciones convertibles, créditos subordinados en créditos participativos, en préstamos con intereses capitalizables o en cualquier otro instrumento financiero de rango, vencimiento o características distintas de la deuda original (Art. 100.2 LC).

También podrán incluirse en la propuesta de convenio proposiciones de enajenación, bien del conjunto de bienes y derechos afectos a su actividad empresarial o profesional o de determinadas unidades productivas. Incluirán necesariamente la asunción por el adquirente de la continuidad de la actividad empresarial o profesional propia de las unidades productivas a las que afecte, debiendo ser oídos los representantes legales de los trabajadores (Art. 100.2 LC).

Sin embargo, en ningún caso la propuesta podrá consistir en la liquidación global del patrimonio del concursado para satisfacción de sus deudas, sin perjuicio de las quitas que pudieran acordarse y de la posibilidad de fusión, escisión o cesión global de activo y pasivo de la persona jurídica concursada. Sólo podrá incluirse la cesión en pago de bienes o derechos (en ningún caso se impondrá a los acreedores públicos) siempre que no resulten necesarios para la continuidad de la actividad profesional o empresarial. A lo anterior deberá acompañar un plan de pagos con detalle de los recursos previstos para su cumplimiento. Y si se prevé contar con recursos que genere la posible continuidad de la actividad, se incluirá un plan de viabilidad (Art. 100.3 LC).

En principio, no se admiten las propuestas condicionadas de convenio, salvo en los casos de concursos conexos (Art. 101 LC). No obstante, si se admiten varias alternativas a la elección de los acreedores, y se determinará la aplicable en caso de falta de ejercicio de la facultad de elección.

Respecto a la denominada propuesta anticipada de convenio (Art. 104 LC), ésta se puede presentar por el deudor, desde la solicitud de concurso voluntario o desde la declaración de concurso necesario hasta la expiración del plazo de comunicación de créditos, y bastará la adhesión del 10% del pasivo si se presenta con la solicitud de concurso voluntario y del 20% en el resto de casos. Así, se dará traslado a la administración concursal para su evaluación en atención al plan de pagos y, en su caso, al plan de viabilidad que la acompañen. Si es favorable, se unirá al informe de la administración concursal. Por el contrario, si fuese

desfavorable o con reservas, el juez resolverá sobre la admisión o no a trámite de la propuesta.

Desde la admisión a trámite de la propuesta de convenio (Art. 108 LC) y hasta la expiración del plazo de impugnación del inventario y lista de acreedores, cualquier acreedor podrá adherirse y el juez, dentro de los 5 días siguientes a aquél en que hubiere finalizado el plazo de la impugnación del inventario y de la lista de acreedores (o cuando ya se hayan resuelto), aprobará el convenio si cuenta con las adhesiones legales, o en caso contrario, acordará la liquidación (salvo que el deudor mantenga la propuesta y opte por celebrar la Junta de Acreedores).

Posteriormente, se procederá a la constitución de la junta de acreedores (Art. 116 y ss. LC), en la cual tendrán derecho de asistencia los acreedores que figuren incluidos en los textos definitivos y podrán solicitar aclaraciones sobre el informe de la administración concursal y sobre la actuación de ésta, así como las propuestas de convenio y los escritos de evaluación emitidos. Los acreedores sin derecho a voto serán créditos subordinados, mientras que los acreedores privilegiados no se someterán a los efectos del convenio, salvo que se adhieran expresamente. El convenio adquirirá eficacia desde la fecha de la sentencia que lo apruebe, salvo que el juez, por la razón del contenido del convenio, acuerde, de oficio o a instancia de parte, retrasar esa eficacia a la fecha en que la aprobación alcance firmeza. Desde la eficacia del convenio cesarán todos los efectos de la declaración de concurso y los administradores concursales, rendirán cuentas de su actuación (Art. 133 LC).

El contenido del convenio vinculará al deudor y a los acreedores ordinarios y subordinados, respecto de los créditos que fuesen anteriores a la declaración de concurso, aunque por cualquier causa, no hubiesen sido reconocidos. Por su parte, los acreedores privilegiados solo quedarán vinculados al contenido del convenio si hubiesen votado a favor del mismo (Art. 134 LC).

Los acreedores que no hubiesen votado a favor del convenio no quedarán vinculados por éste en cuanto a la subsistencia plena de sus derechos frente a los obligados solidariamente con el concursado y frente a sus fiadores o avalistas (Art. 135 LC). Cabe añadir también, que cualquier acreedor que estime incumplido el convenio en lo que le afecte, podrá solicitar del juez la declaración de incumplimiento.

1.2.4 Clasificación de los créditos: Masa pasiva.

La masa pasiva, en la legislación española, se divide en dos categorías (Art. 84 LC). Por un lado, los créditos contra la masa (Art. 84.2 LC), que en general son posteriores a la declaración del concurso. Por otro lado, los créditos concursales, que normalmente son anteriores a la declaración del concurso, y se componen a su vez de tres tipos: los subordinados (Art. 92 LC) (personas vinculadas al deudor, sanciones, recargos e intereses no garantizados en general), los ordinarios (Art. 89.3 LC) (proveedores y acreedores comunes) y los privilegiados, que a su vez se dividen en generales (Art. 91 LC) (privilegio vinculado al acreedor público o trabajadores) o especiales (Art. 90 LC) (créditos con acreedores que afectan a bienes con garantía).

Por su parte, la denominada masa activa del concurso está compuesta por los bienes y derechos integrados en el patrimonio empresarial a la fecha de declaración del concurso y los que se reintegran al mismo o adquieran hasta la conclusión del procedimiento, exceptuando los que tengan carácter inembargable (Art. 76 a 81 LC). El inventario de la masa activa lo elaborará la administración concursal, y se valorará con arreglo a su valor de mercado (Art. 82 LC). Al inventario se añadirá una relación de todos los litigios cuyo resultado pueda afectar a su contenido y otra comprensiva de cuantas acciones debieran promoverse, a juicio de la administración concursal, para la reintegración de la masa activa. En ambas relaciones se informará sobre viabilidad, riesgos, costes y posibilidades de financiación de las correspondientes actuaciones judiciales (Art. 82.4 LC).

1.2.5 Calificación de la insolvencia.

El concurso puede calificarse como fortuito o culpable (Art. 163 LC). Dicho concurso será considerado culpable cuando, en la generación o agravación del estado de insolvencia, hubiera mediado dolo o culpa grave del deudor o, si los tuviere, de sus representantes legales y, en caso de persona jurídica, de sus administradores o liquidadores, de hecho y de derecho, apoderados generales, y de quienes hubieran tenido cualquiera de estas condiciones dentro de los dos años anteriores a la fecha de declaración del concurso (Art. 164 LC).

En todo caso, el concurso se calificará como culpable cuando concurra cualquiera de los siguientes supuestos (Art. 165 LC):

- Cuando el deudor legalmente obligado a la llevanza de contabilidad incumpliera sustancialmente esta obligación, llevara doble contabilidad o hubiera cometido irregularidad relevante para la comprensión de su situación financiera o patrimonial.
- Cuando el deudor hubiera cometido inexactitud grave en cualquiera de los documentos acompañados a la solicitud de declaración de concurso o presentados durante la tramitación del procedimiento, o hubiera acompañado o presentado documentos falsos.
- Cuando la apertura de la liquidación haya sido acordada de oficio por incumplimiento del convenio debido a causa imputable al concursado.
- Cuando el deudor se hubiese alzado con la totalidad o parte de sus bienes en perjuicio de sus acreedores o hubiera realizado cualquier acto que retrase, dificulte o impida la eficacia de un embargo en cualquier clase de ejecución iniciada o de previsible iniciación.
- Cuando durante los dos años anteriores a la fecha de declaración de concurso, hubieran salido bienes o derechos del patrimonio del deudor de manera fraudulenta.
- Cuando antes de la fecha de declaración de concurso, el deudor hubiera realizado cualquier acto jurídico dirigido a simular una situación patrimonial ficticia.

La formación de la sección de calificación se ordenará en la misma resolución judicial por la que se apruebe el convenio, el plan de liquidación o se ordene la liquidación. Así, no procederá la formación de la sección de calificación del concurso cuando tenga lugar la aprobación judicial de un convenio, en el que se establezca, para los acreedores afectos al mismo, una quita inferior a un tercio del importe de sus créditos o una espera inferior a tres años, salvo que resulte incumplido (Art. 167.1 párrafo 2 LC).

1.2.6 Conclusión del procedimiento concursal.

En la legislación española se dispone de una serie de supuestos por los que se da por concluido el procedimiento concursal. En primer lugar, por revocación del auto de declaración de concurso (Art. 176.1.1 LC). Por esta causa, se requiere la firmeza del auto de la Audiencia Provincial, que revoque el dictado por el Juzgado de lo Mercantil declarando el concurso de acreedores. Además, recuérdese que, contra el auto estimatorio de la solicitud de concurso necesario cabe recurso de apelación, que podrá ser interpuesto por el deudor o por cualquier persona que acredita un interés legítimo (Art. 20.3 LC). Contra el auto que acuerda la conclusión no cabe recurso alguno (Art. 177.1 LC), se comunicará de forma personal (Art. 23.1 LC) y se le dará la publicidad prevista (Arts. 23 y 24 LC).

Otro supuesto trata de la conclusión por cumplimiento del convenio (Art. 176.1.2 LC), ya que la aprobación del convenio no produce la conclusión del concurso, que sólo se alcanza con el cumplimiento del mismo y precisa la firmeza del auto que declare el cumplimiento. El deudor, cuando

considere que ha cumplido íntegramente el convenio alcanzado con sus acreedores, tendrá que solicitar la declaración judicial de cumplimiento, acompañando al juez un informe con la justificación adecuada (Art. 139.1 LC).

Un tercer motivo de conclusión es la finalización de la liquidación (Art. 176.1.2 LC). En tal caso el juez habrá de dictar auto declarando la conclusión del concurso. No obstante, y si alguna de las partes hubiera formulado oposición a la conclusión del concurso, se dará al asunto la tramitación del incidente concursal (Art. 152.3 LC), resolviéndose mediante sentencia, susceptible de recurso de apelación (Art. 177.2 LC). Cabe añadir a este supuesto, que también es posible concluir el concurso por finalización de la liquidación, aún cuando el deudor pueda mantener la propiedad de ciertos bienes, siempre y cuando sean inembargables o carezcan de valor de mercado, o cuando su coste de realización pudiera exceder de su valor venal.

La siguiente causa de conclusión es la inexistencia de la situación de insolvencia (Art. 176.1.4 LC), debido a que una vez ha desaparecido el presupuesto objetivo del concurso, cual es la insolvencia del deudor, carece de sentido la continuación del procedimiento concursal, razón por la que habrá de concluirse. También puede darse por concluido el concurso cuando todos los acreedores estén satisfechos, lo que puede producirse por el pago o consignación de todos los créditos reconocidos, o por cualquier otro medio (Art. 176.1.4 LC).

Igualmente, otro supuesto por el que se puede concluir este procedimiento es el desistimiento o renuncia de los acreedores (Art. 176.1.5 LC). Esta causa está sometida a un

requisito temporal, pues exige que haya terminado la fase común del concurso. Es preciso, además, que el Juez del concurso acepte el desistimiento o renuncia, lo cual es paradójico en el caso de la renuncia, por ser ésta un acto eminentemente unilateral del acreedor. Y como en todos los supuestos anteriores, el auto de conclusión debe ir precedido de un informe de la administración concursal.

Por último, y no por ello menos importante, los procedimientos concursales también pueden concluirse por insuficiencia de la masa activa para satisfacer los créditos contra la masa (Arts. 176.1.3 y 176 bis LC). Esta causa puede producirse en cualquier estado del procedimiento, no siendo precisa la terminación de la fase común. Incluso, puede acordarse la conclusión por esta insuficiencia de la masa activa en el mismo auto de declaración de concurso (lo que se denomina en la práctica forense "archivo exprés").

1.2.6.1 Especial referencia a la norma de segunda oportunidad

Respecto a la nueva norma de "segunda oportunidad", la Ley 14/2013 de 27 de septiembre, de apoyo a los emprendedores y su internacionalización, introdujo por primera vez en nuestro derecho la *discharge*, cuya finalidad es dar una solución al concurso de la persona física y recuperar al deudor para la vida económica, ofreciéndole una segunda oportunidad. Se diferencian dos supuestos, uno para cualquier persona física o consumidor (Art. 178.2 y RDL 1/2015 respecto al Art. 178 bis), y otro para el deudor empresario persona física que haya intentado un acuerdo extrajudicial de pagos (Art. 242.2.5 LC), entendiéndose por

persona física, aquélla que realice una actividad económica, empresario, profesional o autónomo, con un pasivo no superior a 5 millones de euros.

El supuesto del Art. 242.2.5 es norma especial en relación al Art. 178.2 de la LC. Se vincula al concurso consecutivo, considerándose intento de un acuerdo extrajudicial de pagos, el que no ha sido aceptado por los acreedores, el incumplido y el acuerdo anulado judicialmente. El acuerdo extrajudicial de pagos incluye los dos supuestos anteriores y, además, se amplía a sociedades de no especial complejidad, como por ejemplo personas jurídicas o persona natural empresario, o el caso de persona natural no empresario (Art. 190 LC).

Para los beneficios de la exoneración del pasivo insatisfecho, la ley dispone una serie de requisitos y características concretas (Art. 178 bis LC):

- Se aplica en casos de concursos concluidos por liquidación o insuficiencia de masa activa.
- Que haya celebrado, o al menos haya intentado celebrar, un acuerdo extrajudicial de pagos (Art. 231 LC).
- Que haya satisfecho el 100% de los créditos contra la masa o el 100% de los créditos concursales privilegiados o, al menos, un 25% de los créditos concursales ordinarios si no hubiera intentado celebrar un acuerdo extrajudicial de pagos. O, en su defecto, un plan de pagos de las deudas no exoneradas dentro de los 5 años siguientes a la

conclusión del concurso, salvo que tuvieran vencimiento posterior y sin devengo de intereses (los créditos de derecho público se aplazarán o fraccionarán según el procedimiento administrativo).

- El beneficio de la exoneración del pasivo insatisfecho se extenderá a la parte insatisfecha de los siguientes créditos: los ordinarios y subordinados, exceptuados los de derecho público y alimentos, por un lado, y los créditos privilegiados que no hayan sido satisfechos con la ejecución de la garantía, por otro.
- El juez podrá declarar la exoneración definitiva del pasivo insatisfecho del deudor que no hubiese cumplido en su integridad el plan de pagos, pero hubiese destinado a su cumplimiento, al menos, la mitad de los ingresos percibidos durante dicho periodo, que no fuesen embargables (Art. 1 RDL 8/2011 de 1 de julio).

1.2.7 Institutos previos a la insolvencia.

En la legislación española en material de insolvencia también destaca una referencia a los institutos preconcursales, y entre ellos el Acuerdo Extrajudicial de Pagos (AEP) y la Homologación Judicial de Acuerdos (Disposición Adicional Cuarta de la Ley Concursal). Respecto al AEP, podrán solicitarlo, por un lado, el empresario persona natural (incluye a aquéllos que tuvieran tal condición de acuerdo con la legislación mercantil y a aquéllos que ejerzan actividades profesionales o tengan aquella consideración a los efectos de la legislación de la Seguridad Social, así como a los

trabajadores autónomos) que se encuentren en estado de insolvencia o prevean que no podrá cumplir regularmente con sus obligaciones.

Y por otro lado, las personas jurídicas (sean o no sociedades de capital) que se encuentren en estado de insolvencia; que dispongan de activos líquidos suficientes para satisfacer los gastos propios del acuerdo; que su patrimonio y sus ingresos previsibles permitan lograr, con posibilidades de éxito, un acuerdo de pago como prevé la norma; y por último, en caso de ser declarados en concurso, dicho concurso no hubiere de revertir especial complejidad (Art. 190 LC). Deben poseer las siguientes características:

- Que la lista presentada por el deudor incluya menos de 50 acreedores.
- Que la estimación inicial del pasivo no supere los 5 millones de euros.
- Que el deudor presente propuesta anticipada de convenio.
- Que el deudor presente una propuesta de convenio que incluya una modificación estructural por la que se transmita íntegramente su activo y pasivo.
- Que la solicitud de concurso incluya un plan de liquidación que contenga una propuesta escrita vinculante de compra de la unidad productiva en funcionamiento.

- Que el deudor hubiera cesado completamente en su actividad y no tuviera en vigor contratos de trabajo.

El segundo instituto preconcursal español es la Homologación Judicial de Acuerdos, a través de la cual los acuerdos adoptados en virtud de dicha disposición no podrán ser objeto de reintegración cuando cumplan los requisitos y mayorías allí previstos, si bien y para ello deberán ser homologados conforme dispone la legislación (podrá homologarse judicialmente el acuerdo de refinanciación que haya sido suscrito por acreedores que representen, al menos, el 51% de los pasivos financieros).

Respecto a los efectos de dichos institutos preconcursales, se diferencian dos vertientes, una en función de las mayorías de pasivos y otra en función de las garantías. Dentro de la primera vertiente, a su vez, se diferencian dos tipos: uno si el acuerdo ha sido suscrito por acreedores que representen un valor igual o superior al 60% del pasivo financiero, donde se dan esperas, ya sean del principal, intereses, o de cualquier otra cantidad adeudada con un plazo no superior en 5 años, o la conversión de la deuda en préstamos participativos durante el mismo plazo. Y otro, si el acuerdo ha sido suscrito por acreedores que representen al menos el 75% del pasivo financiero, donde se dan medidas tales como esperas con un plazo de cinco años o más (pero en ningún caso superior a 10), quitas y la conversión de deuda en acciones o participaciones de la sociedad deudora.

Por otra parte, y como una segunda vertiente de los efectos, en función de las garantías, a los acreedores de pasivos financieros que no hayan suscrito el acuerdo de

refinanciación o que hayan mostrado su disconformidad con el mismo, por la parte de su crédito que no exceda del valor de la garantía real, se extenderán, por la homologación judicial, los efectos señalados en el apartado anterior, siempre que uno o más de dichos efectos hayan sido acordados, con el alcance que se convenga, por las siguientes mayorías, calculadas en función de la proporción del valor de las garantías aceptadas sobre el valor total de las garantías otorgadas: el 65% cuando se trate de acuerdos suscritos por acreedores que representen el 60% o más del pasivo financiero, o bien por el 80% cuando se trate de acuerdos suscritos por acreedores que representen al menos el 75% de dicho pasivo financiero.

Se entenderá por valor de la garantía real de que goce cada acreedor el resultado de deducir, de los nueve décimos del valor razonable del bien sobre el que esté constituida dicha garantía, las deudas pendientes que gocen de garantía preferente sobre el mismo bien, sin que en ningún caso el valor de la garantía pueda ser inferior a cero ni superior al valor del crédito del acreedor correspondiente.

A modo de resumen, el cuadro 1.1 ofrece un estudio comparado de la insolvencia en los seis países tratados en el presente capítulo.

Cuadro 1.1 - Leyes Internacionales de Insolvencia (I)

Características de las Leyes de Insolvencia	Alemania	España	Francia	Italia	Reino Unido	USA
1. Antecedentes Históricos	<ul style="list-style-type: none"> •Ordenanza Ciudad de Friburgo(1520) •<i>Lasolvenzordnung</i> (1994) 	<ul style="list-style-type: none"> •Código de Comercio (1829) •Ley Concursal (2003) 	<ul style="list-style-type: none"> •Ordenanza Luis XIII (1629) •<i>Loi de Sauvegarde de entreprises</i> (2005) 	<ul style="list-style-type: none"> •<i>Manus Injectus</i> •<i>Legge Fallimentare</i> (1942) 	<ul style="list-style-type: none"> •<i>The Fraudulent Coveyances Act</i> y <i>The Bankruptcy Act</i> (1571) •<i>Insolvency Act</i> (1986) 	<ul style="list-style-type: none"> •Act (1800) •<i>Bankruptcy Fairness and Employee benefits Protection</i> (2014)
2. Presupuestos de la insolvencia	<ul style="list-style-type: none"> •Insolvencia (<i>Zahlungsunfähigkeit</i>) •Insolvencia inminente (<i>Droende Zahlungsunfähigkeit</i>) •Lagunas de liquidez (<i>Liquiditätslucke</i>) •Personas físicas y jurídicas •No Estado 	<ul style="list-style-type: none"> •Insolvencia actual •Insolvencia inminente •Personas físicas y jurídicas •No Estado 	<ul style="list-style-type: none"> •Insolvencia inminente •Personas físicas empresarias y personas jurídicas •No agricultores ni consumidores 	<ul style="list-style-type: none"> •Insolvencia •Personas físicas empresarios y personas jurídicas •No Estado •No empresarios agrícolas ni profesionales intelectuales 	<ul style="list-style-type: none"> •Activo < Pasivo •Activo_{c/p} < Pasivo_{c/p} 	<ul style="list-style-type: none"> •Activo < Pasivo •Activo_{c/p} < Pasivo_{c/p} •Municipios •PYME, Agricultor, Pescador •Consumidor •Persona jurídica
3. Insolvencia de persona física	<ul style="list-style-type: none"> •Procedimiento ordinario: desarrollo actividad empresarial, relaciones patrimoniales complejas •Procedimiento especial: consumidores 	<ul style="list-style-type: none"> •Concurso voluntario o necesario •Acuerdo extrajudicial de pagos •Concurso Consecutivo •Segunda oportunidad y remisión de deudas 	<ul style="list-style-type: none"> •Concurso para no consumidores •Procedimiento de Saneamiento Personal del Código de Comercio para consumidores 	<ul style="list-style-type: none"> •Acuerdo con los acreedores (no consumidores) •Plan del consumidor (consumidores) •Liquidación del Patrimonio y remisión de deudas (<i>Cram Down</i>) 	<ul style="list-style-type: none"> •<i>Bankruptcy</i> 	<ul style="list-style-type: none"> •<i>Chapter 7</i>: Liquidación •<i>Chapter 13</i>: Insolvencia del consumidor
4. Insolvencia de grupo de sociedades	<ul style="list-style-type: none"> •No 	<ul style="list-style-type: none"> •No 	<ul style="list-style-type: none"> •No 	<ul style="list-style-type: none"> •No 	<ul style="list-style-type: none"> •No 	<ul style="list-style-type: none"> •No

Cuadro 1.1 - Leyes Internacionales de Insolvencia (II)

Características de las Leyes de Insolvencia	Alemania	España	Francia	Italia	Reino Unido	USA
5. Declaración de Insolvencia y sus efectos	<ul style="list-style-type: none"> • Similar al caso español • Salarios 3 meses anteriores abonados por la autoridad laboral (<i>Arbeitsamt</i>) 	<ul style="list-style-type: none"> • Intervención o sustitución de facultades • Deber de información y colaboración • No ejecución • No nuevas demandas • Prohibición intereses • Compensación de créditos • Derecho de alimentos 	<ul style="list-style-type: none"> • Similar al caso español 	<ul style="list-style-type: none"> • Similar al caso español 	<ul style="list-style-type: none"> • Similar al caso español 	<ul style="list-style-type: none"> • Varían según el procedimiento y la cuantía de la deuda: Liquidación, Municipal, Personas jurídicas, Personas físicas, Consumidores, PYME, Agricultor, Pescador
6. El órgano de control de la Insolvencia	<ul style="list-style-type: none"> • Autoadministración • Interventor (<i>Sachwalter</i>) • Fiduciario (<i>Treuhänder</i>) 	<ul style="list-style-type: none"> • Administrador Concursal • Auxiliar Delegado • Mediador Concursal 	<ul style="list-style-type: none"> • Mandatario ad-hoc • Conciliador (Administrador Judicial) • Juez Comisario • Jueces Consulares • Mandatarios Judiciales • Interventores • Analistas • Representante de los trabajadores 	<ul style="list-style-type: none"> • Juez Delegado • Síndico o Curador • Comité de Acreedores 	<ul style="list-style-type: none"> • Administrador • Liquidador • Nominee (supervisor de acuerdos) 	<ul style="list-style-type: none"> • Receiver • Custodianship • Síndico (<i>Trustee</i>) • Examinador • Comité de Acreedores

Cuadro 1.1 - Leyes Internacionales de Insolvencia (III)

Características de las Leyes de Insolvencia	Alemania	España	Francia	Italia	Reino Unido	USA
7. El acuerdo con los acreedores	<ul style="list-style-type: none"> •Convenio (<i>Inzolvvenzplan</i>) •Saneamiento de la empresa (<i>Sanierungsplan</i>) •Transmisión a un tercero (<i>Übertragungsplan</i>) "asset-deal" •Liquidación (Liquidationsplan) •<i>Cram Down</i> 	<ul style="list-style-type: none"> •Convenio Anticipado •Convenio General •Acuerdo Extrajudicial de Pagos 	<ul style="list-style-type: none"> •Vía contractual: Mandato y Conciliación •Vía judicial: Salvaguarda y Saneamiento •Liquidación 	<ul style="list-style-type: none"> •Convenio similar al caso español •<i>Cram Down</i> 	<ul style="list-style-type: none"> •Acuerdos voluntarios de compensación (<i>company voluntary arrangements</i>) •Acuerdos voluntarios individuales (<i>individual voluntary arrangements</i>) •Plan de arreglo (<i>schemes of arrangements</i>) •Acuerdos por la vía rápida (<i>fast-track voluntary arrangements</i>) 	<ul style="list-style-type: none"> •Mediante aplicación del vencimiento de deudas (reduce el principal e intereses), o refinanciación de deuda según cada <i>Chapter</i>
8. Legislación pro convenio vs. pro liquidación	<ul style="list-style-type: none"> •Indistinta, busca satisfacción acreedores 	<ul style="list-style-type: none"> •Pro convenio y protección del deudor 	<ul style="list-style-type: none"> •Indistinta, busca satisfacción acreedores 	<ul style="list-style-type: none"> •Pro liquidación con matices actuales 	<ul style="list-style-type: none"> •Indistinta, busca satisfacción acreedores 	<ul style="list-style-type: none"> •En general pro convenio pero con <i>Chapter 7</i> dedicado a liquidación

Cuadro 1.1 - Leyes Internacionales de Insolvencia (IV)

Características de las Leyes de Insolvencia	Alemania	España	Francia	Italia	Reino Unido	USA
9. Clasificación de los Créditos: Masa Pasiva	<ul style="list-style-type: none"> •Créditos contra la masa •Acreedores con privilegio especial •Acreedores con derecho de separación •Acreedores globalmente concursales (incluye acreedores públicos, salarios y <i>fresh-money</i>) •Acreedores subordinados 	<ul style="list-style-type: none"> •Créditos contra la masa •Créditos concursales: privilegiados (generales y especiales), ordinarios, subordinados, contingentes y condicionales 	<ul style="list-style-type: none"> •Créditos contra la masa, superprivilegiados: créditos por salarios 60 últimos días, <i>fresh-money</i> •Resto similar al caso español, con normativa dispersa 	<ul style="list-style-type: none"> •Créditos contra la masa (a prórrata) •Resto similar al caso español 	<ul style="list-style-type: none"> •El Estado y sus organismos se considera un único acreedor •Resto similar al caso español 	<ul style="list-style-type: none"> •Créditos contra la masa •Deudas salariales hasta 90 días antes •Deuda garantizada •Deuda no garantizada a favor del Estado •Deuda no garantizada
10. Masa Activa	<ul style="list-style-type: none"> •Similar al caso español 	<ul style="list-style-type: none"> •Bienes y derechos integrados en el patrimonio, los que se integren o adquieran, exceptuando los inembargables, a valor de mercado 	<ul style="list-style-type: none"> •Similar al caso español 	<ul style="list-style-type: none"> •Similar al caso español •No impugnación masa activa 	<ul style="list-style-type: none"> •Similar al caso español •Se excluyen los objetos personales del deudor 	<ul style="list-style-type: none"> •Similar al caso español
11. Calificación de la Insolvencia	<ul style="list-style-type: none"> •No (penal) 	<ul style="list-style-type: none"> •Fortuito, culpable (penal) 	<ul style="list-style-type: none"> •Responsabilidad Acreedores •Responsabilidad Deudor: Activos insuficientes, Quiebra, Bancarrota consecuencias penales) 	<ul style="list-style-type: none"> •No (penal) 	<ul style="list-style-type: none"> •Fortuito, culpable: <i>Fraudulent trading</i>, <i>Wrongful trading</i> (penal) 	<ul style="list-style-type: none"> •No (penal)

Cuadro 1.1 - Leyes Internacionales de Insolvencia (V)

Características de las Leyes de Insolvencia	Alemania	España	Francia	Italia	Reino Unido	USA
12. Conclusión de la Insolvencia y segunda oportunidad	<ul style="list-style-type: none"> • Similar al caso español • Junta de acreedores y rendición de cuentas final simultanea • Exoneración del pasivo y 2ª oportunidad es un procedimiento 	<ul style="list-style-type: none"> • Revocación del auto de declaración de concurso • Por cumplimiento del convenio • Por finalización de la liquidación • Inexistencia de insolvencia • Pago a todos los acreedores • Renuncia de todos los acreedores • Insuficiencia de masa activa para pagar créditos contra la masa • Exoneración del pasivo y 2ª oportunidad 	<ul style="list-style-type: none"> • Similar al caso español • Exoneración del pasivo y 2ª oportunidad a través de la comisión de sobreendeudamiento de particulares (<i>Comission de Surendettement des Particuliers</i>) 	<ul style="list-style-type: none"> • Similar al caso español • Exoneración del pasivo y 2ª oportunidad vinculado al concurso 	<ul style="list-style-type: none"> • Similar al caso español • Exoneración del pasivo y 2ª oportunidad: Orden de alivio de deudas pequeñas (<i>Debt Relief Orders</i>) • Remisión de deuda en quiebras (<i>Discharge</i>) 	<ul style="list-style-type: none"> • Similar al caso español • <i>Chapter 7</i>: Liquidación • <i>Chapter 13</i>: Insolvencia del consumidor

Cuadro 1.1 - Leyes Internacionales de Insolvencia (VI)

Características de las Leyes de Insolvencia	Alemania	España	Francia	Italia	Reino Unido	USA
13.Enajenaciones y Transmisión de Unidades Productivas	<ul style="list-style-type: none"> •Sin demora salvo convenio •Puede realizarse a través de empresas especializadas •Debe tener autorización de los acreedores, salvo perecederos •Venta de unidades productivas en máximo beneficio para acreedores •Acreedor privilegiado no puede ser forzado a una liquidación inferior a su garantía •Creación de sociedades donde se aportan los activos (como el modelo inglés) •Resto similar al caso español 	<ul style="list-style-type: none"> •Cesión al adquirente de los derechos y obligaciones de los contratos afectados a la actividad sin necesidad de consentimiento de la otra parte, así como las licencias y autorizaciones •No existe sucesión de empresas, salvo para créditos laborales (en discusión) 	<ul style="list-style-type: none"> •Posibilidad de sustituir las garantías por otras •Liquidación simplificada (máximo 3 meses) •Resto similar al caso español 	<ul style="list-style-type: none"> •Similar al caso español 	<ul style="list-style-type: none"> •<i>Pre-pack</i>: venta de parte del negocio con una parte de activos y los pasivos quedan en la insolvente •En casos de insolvencia sin adquisición la Secretaría de Estado se hace cargo de la deuda laboral •Resto similar al caso español 	<ul style="list-style-type: none"> •Similar al caso español

Cuadro 1.1 - Leyes Internacionales de Insolvencia (VII)

Características de las Leyes de Insolvencia	Alemania	España	Francia	Italia	Reino Unido	USA
14. Institutos previos a la Insolvencia	<ul style="list-style-type: none"> •No 	<ul style="list-style-type: none"> •Acuerdo Extrajudicial de Pagos •Disposición Adicional 4ª, Ley Concursal pasivos financieros •Homologación de acuerdos pasivos art. 71 Ley Concursal 	<ul style="list-style-type: none"> •<i>Conciliation</i> •<i>Sauvegarde</i> •<i>Redressement Judiciaire</i> 	<ul style="list-style-type: none"> •<i>Piani attestati di risanamento</i> •<i>Acordi di ristrutturazioni dei debiti</i> 	<ul style="list-style-type: none"> •<i>Schemes of Arrangement</i> •<i>Company Voluntary Arrangement</i> 	<ul style="list-style-type: none"> •<i>Assignments for The Benefit of Creditor (ABC's)</i> •<i>Debtor in Possession (DIP)</i> •<i>Receivership</i> •<i>Composition (out of court workout)</i> •<i>Prepackaged Reorganization Plans</i>

1.3 EVOLUCIÓN DE LOS CONCURSOS DE ACREEDORES EN ESPAÑA.

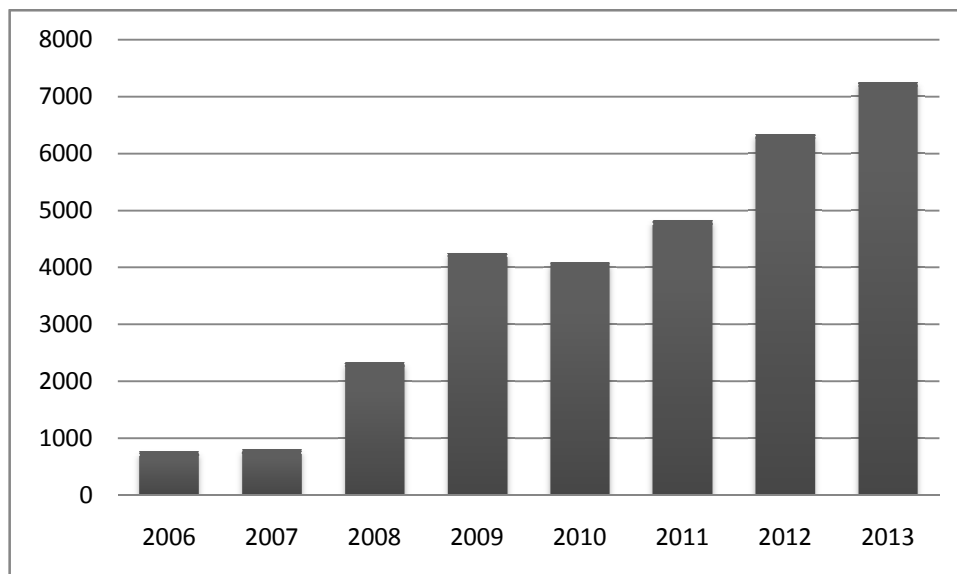
Una vez que en los apartados anteriores se ha dejado constancia de la normativa que regula los procesos de insolvencia empresarial, se aborda a continuación un análisis de los concursos de acreedores acaecidos en España. Se pretende, pues, delimitar no sólo el marco institucional, sino también la importancia del problema objeto de estudio.

1.3.1 Autos de declaración de concurso.

El número de empresas declaradas en concurso de acreedores en España ha experimentado un fuerte incremento en los años recientes⁴. El gráfico 1.1 ofrece la evolución del número de autos concursales desde 2006 hasta 2013. Se observa la tendencia creciente de esta serie, con un aumento de los procesos cercano al 1.000%, pasando de 725 autos en 2006 a 7.250 autos en 2013.

⁴ Un análisis evolutivo de períodos anteriores se encuentra en González y Lara (2008).

Gráfico 1.1: Evolución del número de autos concursales



Fuente: Registro Mercantil y elaboración propia

El gráfico 1.1 también muestra cómo en los años 2006 y 2007 el número de concursos se ha mantenido estable, y que en el año 2008, con toda probabilidad debido a la fuerte crisis económica, se produce un fuerte incremento del número de autos, pasando de 806 a 2.330, lo que representa una variación cercana al 200%. En el año 2009 continuó ese fuerte avance de los procesos concursales, alcanzando casi los 4.200 concursos, lo que se traduce en un incremento del 180% respecto al ejercicio anterior.

Por su parte, los años 2011 y 2012, aunque con menor intensidad, también registran incrementos en el número de concursos, creciendo un 20% y un 30% en tasas anuales, respectivamente. Por último cabe destacar que, en el año 2013, la tasa de crecimiento del número de empresas concursadas, aunque positiva, se redujo respecto a la del ejercicio anterior.

1.3.2 Distribución de los concursos por comunidades autónomas.

La distribución del número de concursos por comunidades autónomas españolas aparece en las tablas 1.1 y 1.2. Como se puede comprobar, las comunidades históricamente más industrializadas han sido las que más concursos han experimentado. Cabe destacar cuotas de entre el 10% y el 15% para Madrid y la Comunidad Valenciana, y entre el 20% y el 25% para el caso de Cataluña. Seguidamente, Andalucía y País Vasco son las comunidades que también ofrecen altas tasas de concurso dentro de la distribución territorial española, con valores que oscilan entre el 8% y el 11%. En el extremo inferior de esta clasificación hay comunidades autónomas como Cantabria, Extremadura, La Rioja, Ceuta y Melilla, que apenas representan el 1% del total de concursos en España.

Tabla 1.1: Número de concursos por Comunidades Autónomas

Número de concursos								
Comunidad Autónoma	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Andalucía	62	69	264	385	427	464	683	666
Aragón	34	24	68	142	148	175	256	286
Asturias	27	27	39	55	65	54	153	161
Baleares	38	35	77	107	120	194	148	447
Canarias	13	13	30	55	84	98	123	183
Cantabria	10	5	20	56	18	43	68	89
Castilla y León	21	43	97	161	175	188	306	318
Castilla-La Mancha	12	19	68	97	91	133	212	210
Cataluña	178	202	578	1101	992	1095	1283	1528
C. Valenciana	107	131	350	693	635	760	969	920
Extremadura	8	10	24	53	32	60	75	115
Galicia	46	40	149	233	252	338	441	462
Madrid	100	91	267	565	597	591	843	1133
Murcia	26	15	81	142	112	121	159	165
Navarra	17	12	41	56	62	74	114	133
País Vasco	59	65	164	256	247	296	453	488
Rioja, La	7	5	10	27	23	33	53	71
Ceuta y Melilla	0	0	2	3	2	1	1	2
TOTAL	725	806	2330	4190	3998	4834	6312	7250

Fuente: Registro Mercantil y elaboración propia

Tabla 1.2: Distribución de los concursos por Comunidades Autónomas

Porcentaje de concursos								
Comunidad Autónoma	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Andalucía	8,10	8,56	11,34	9,20	10,46	9,83	10,77	9,03
Aragón	4,44	2,98	2,92	3,39	3,63	3,71	4,04	3,88
Asturias	3,53	3,35	1,67	1,31	1,59	1,14	2,41	2,18
Baleares	4,97	4,34	3,31	2,56	2,94	4,11	2,33	6,06
Canarias	1,70	1,61	1,29	1,31	2,06	2,08	1,94	2,48
Cantabria	1,31	0,62	0,86	1,34	0,44	0,91	1,07	1,21
Castilla y León	2,75	5,33	4,16	3,85	4,29	3,98	4,83	4,31
Castilla-La Mancha	1,57	2,36	2,92	2,32	2,23	2,82	3,34	2,85
Cataluña	23,27	25,06	24,82	26,30	24,30	23,21	20,24	20,71
C. Valenciana	13,99	16,25	15,03	16,55	15,56	16,11	15,28	12,47
Extremadura	1,05	1,24	1,03	1,27	0,78	1,27	1,18	1,56
Galicia	6,01	4,96	6,40	5,56	6,17	7,16	6,96	6,26
Madrid	13,07	11,29	11,46	13,49	14,63	12,53	13,30	15,36
Murcia	3,40	1,86	3,48	3,39	2,74	2,56	2,51	2,24
Navarra	2,22	1,49	1,76	1,34	1,52	1,57	1,80	1,80
País Vasco	7,71	8,06	7,04	6,11	6,05	6,27	7,15	6,62
Rioja, La	0,92	0,62	0,43	0,64	0,56	0,70	0,84	0,96
Ceuta y Melilla	0,00	0,00	0,09	0,07	0,05	0,02	0,02	0,03
TOTAL	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00

Fuente: Registro Mercantil y elaboración propia

Las tablas 1.3 y 1.4 ofrecen información de la evolución del número de empresas concursadas en España según sectores de actividad. De ellas se desprende claras diferencias en el comportamiento de los sectores. Para los sectores primario y hostelería los porcentajes se mantienen constantes durante todo el periodo de estudio (2006-2013), si bien en los años de comienzo de la crisis redujeron levemente sus volúmenes.

Por su parte, los sectores energético e industrial destacan por sus tasas altas a lo largo de todo el periodo analizado, con un valor máximo en el año 2007 (35% sobre el total de concursos). El sector financiero ha sido el que, proporcionalmente, menos empresas ha tenido en concurso (a pesar de doblar su tasa del 12% al 24% entre 2006 y 2008, descendió en 2009 hasta caer un 2,65%, representando en 2013 sólo el 7% del total de concursos).

Por último, los sectores comercio y construcción son claramente los más significativos en lo que a materia concursal se refiere. Ambos tuvieron un repunte importante en los años estudiados, con una tasa que se ha mantenido estable cercana al 35%. No obstante lo anterior, y aunque desde 2009 el sector construcción veía reducirse su tasa un 22%, el comercio ha tenido un crecimiento del 14% en el número de concursos de dicho periodo.

Tabla 1.3: Número de concursos por sector de actividad

Sector de Actividad	Número de concursos							
	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Agricultura y pesca	2	18	38	30	35	47	49	80
Industria y energía	242	286	583	1020	916	1125	1342	1395
Construcción	126	147	614	1618	1431	1686	2154	2173
Hostelería	28	25	33	62	128	136	206	426
Inmob. y financieras	89	113	569	111	174	234	317	514
Comercio y otras	238	217	493	1349	1314	1606	2244	2662
TOTAL	725	806	2330	4190	3998	4834	6312	7250

Fuente: Registro Mercantil y elaboración propia

Tabla 1.4: Distribución de los concursos por sector de actividad

Sector de Actividad	Porcentaje de concursos							
	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
Agricultura y pesca	0,28	2,23	1,63	0,72	0,88	0,97	0,78	1,10
Industria y energía	33,38	35,48	25,02	24,34	22,91	23,27	21,26	19,24
Construcción	17,38	18,24	26,35	38,62	35,79	34,88	34,13	29,97
Hostelería	3,86	3,10	1,42	1,48	3,20	2,81	3,26	5,88
Inmob. y financieras	12,28	14,02	24,42	2,65	4,35	4,84	5,02	7,09
Comercio y otras	32,83	26,92	21,15	32,20	32,87	33,22	35,55	36,72
TOTAL	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00

Fuente: Registro Mercantil y elaboración propia

1.3.3 Evolución de las sentencias de aprobación de convenio.

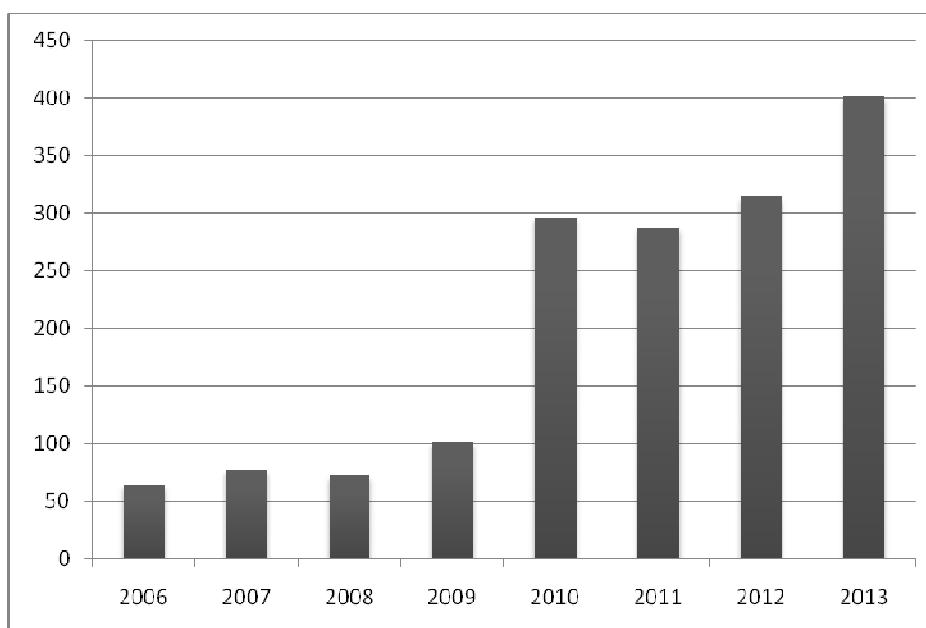
En el gráfico 1.2 se presenta la serie temporal con el número de sentencias que, una vez finalizada la fase común, derivan hacia la fase de convenio. En términos relativos, se observa una cierta estabilidad a lo largo del periodo objeto de estudio. No obstante, pueden distinguirse dos claros subperiodos. Un primero desde 2006 a 2009, ambos inclusive, donde el número de convenios se mantiene entre 60 y 100. Y un segundo período, de 2010 a 2013, donde se mantienen entre 300 y 400. En el primer período, el incremento de los convenios ha sido de menos del 60% en cuatro años, representando en 2009 el 9,6% del total de concursos que pasan la fase común, y marcando así un máximo para dicho año. En el año 2010, comienzo del segundo período, resalta el incremento del 200% en el número de convenios aprobados tras la fase común.

En los últimos años del análisis se sigue produciendo un ligero aumento del número de convenios aprobados, pero

siguen representando unos valores relativos muy similares a los de ejercicios anteriores.

De la información anterior parece deducirse que el concurso de acreedores tiene un carácter netamente liquidatorio. Una característica del procedimiento concursal español es que, a menos que el deudor solicite la liquidación, por defecto se abre la fase de convenio, incluso cuando la empresa concursada no tenga posibilidades de sobrevivir. La ausencia de un filtro eficaz en la fase común puede explicar el elevado número de concursos que posteriormente pasa de la fase de convenio a la de liquidación. Es decir, el sistema concursal tiende a permitir que inicien la fase de convenio empresas que deberían liquidarse en primera instancia (a excepción de las concursadas económicamente inactivas que, a partir de la Ley 38/2011, si pueden solicitarla a petición de la administración concursal).

Gráfico 1.2: Evolución del número de sentencias de aprobación de convenio

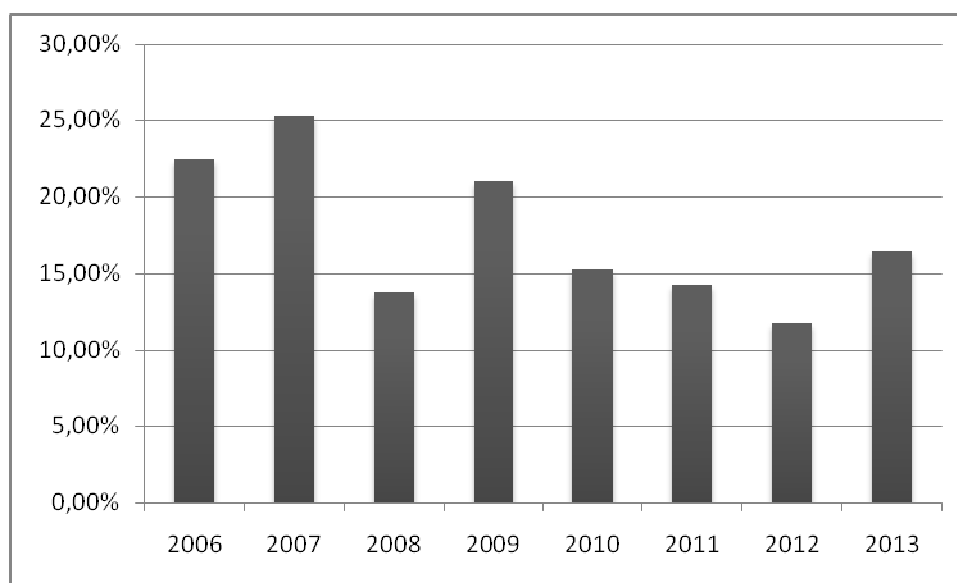


Fuente: Registro Mercantil y elaboración propia

1.3.3.1 Proporción de convenios anticipados sobre el total de convenios.

El gráfico 1.3 muestra la distribución anual de los convenios que se aprobaron de manera anticipada, es decir, que se alcanzaron sin pasar por la fase de convenio. Con dicha información se deduce que, tras unos primeros años de mucha variabilidad, a partir de 2009 aparece una serie de sucesivas reducciones hasta el año 2013, en el que vuelve a romperse esa tendencia y se produce un incremento del número de convenios anticipados.

Gráfico 1.3: Proporción de convenios anticipados sobre el total de convenios



Fuente: Registro Mercantil y elaboración propia

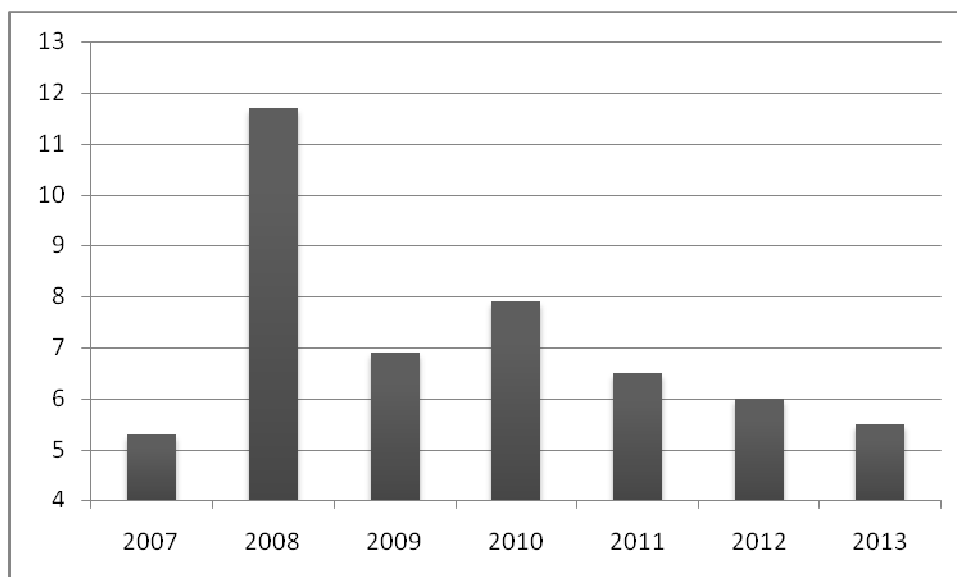
1.3.4 Evolución del pasivo de empresas en concurso.

En el período objeto de estudio, y aunque los procesos concursales han tratado todo tipo de deudores en cuanto a tamaño se refiere, la mayor parte de las empresas han sido de pequeña y mediana dimensión (gráfico 1.4). Cabe

destacar, no obstante, que en el año 2008 el pasivo de las empresas concursadas se incrementó un 120% respecto al año anterior, pasando de 5,3 a 11,7 millones de euros (hecho que coincide con el comienzo de la crisis económica y el concurso de empresas del sector de la construcción).

A partir de 2009 y tras un descenso casi del 50% en el pasivo de las empresas, los valores vuelven a presentar tasas de variación entre el 10 y el 12%, aproximadamente.

**Gráfico 1.4: Evolución del pasivo promedio
(en millones de euros)**

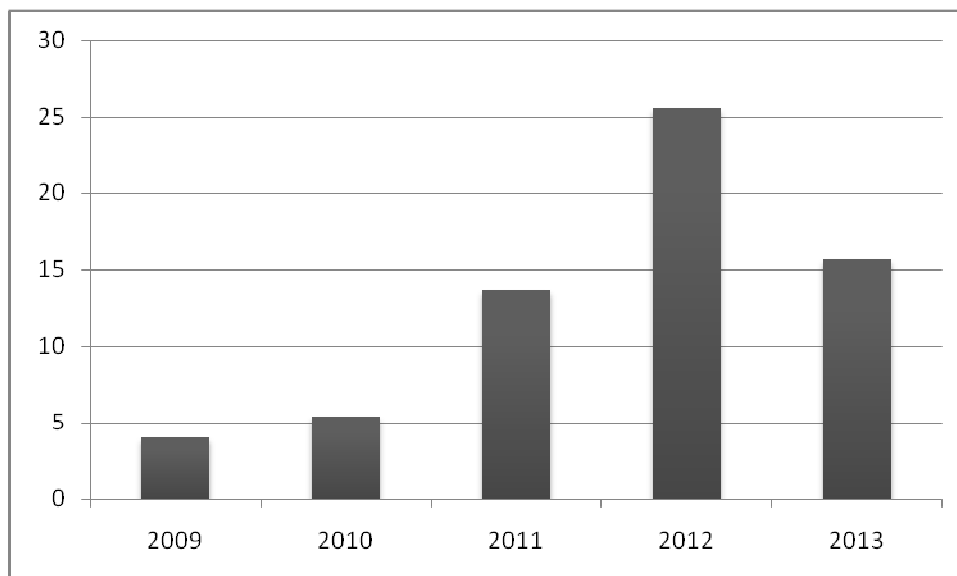


Fuente: Registro Mercantil y elaboración propia

El gráfico 1.5 ofrece información, además, del pasivo promedio de las empresas concursadas, pero sólo en referencia a las que han logrado convenio. Así, y para los años 2009 y 2010, los pasivos alcanzan 4 y 5,4 millones de euros respectivamente. Posteriormente, el aumento del pasivo de estas empresas es bastante significativo, con un aumento del 374% para el periodo comprendido entre 2010 y

2012), en el que se llega a alcanzar los 25,6 millones de euros de promedio.

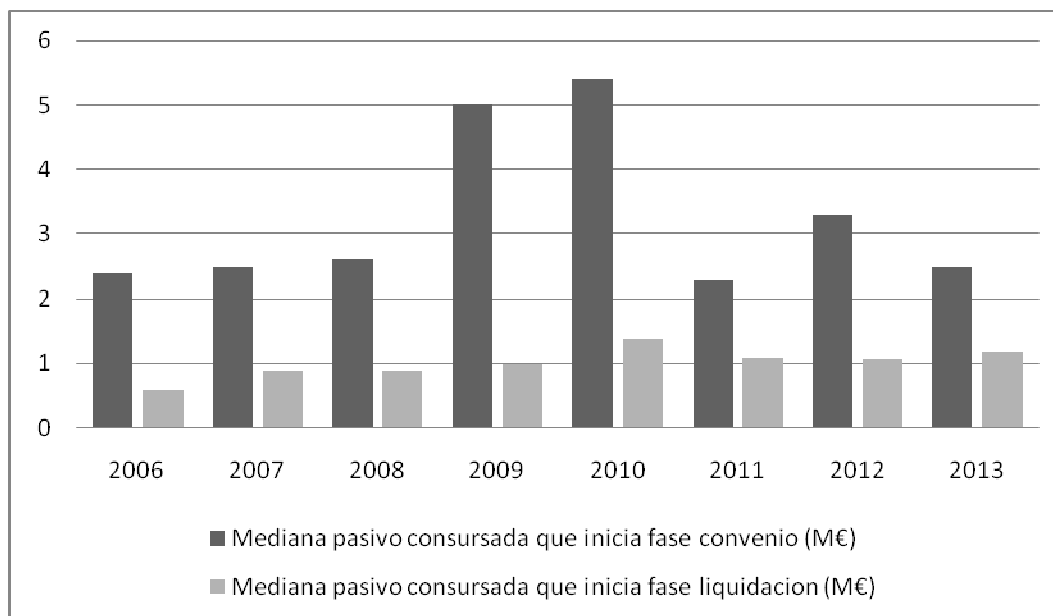
Gráfico 1.5: Evolución del pasivo medio en empresas con convenio (en millones de euros)



Fuente: Registro Mercantil y elaboración propia

Una comparación adicional entre el pasivo de las empresas en fase de convenio con el de empresas en fase de liquidación nos ha permitido constatar la menor dimensión de estas últimas, con valores que apenas superan el millón de euros. Por el contrario, para empresas en convenio, encontramos valores en torno a los 2,5 millones de euros en el periodo 2006-2008, superando los 5 millones de euros en 2010 (grafico 1.6).

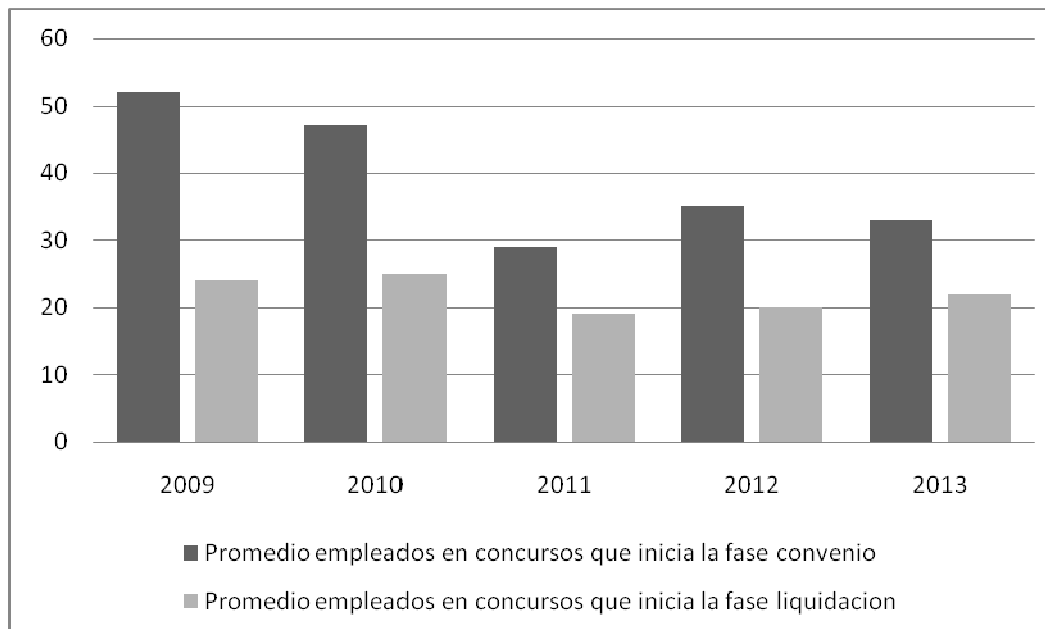
Gráfico 1.6: Pasivo de empresas que inician la fase convenio y pasivo de empresas que inician la fase liquidación



Fuente: Registro Mercantil y elaboración propia

La mayor dimensión de las empresas en convenio también puede constatarse a través del número de empleados. Conforme a la información que aparece en el gráfico 1.7, estas empresas presentan mayores plantillas de trabajadores en cada uno de los ejercicios analizados.

Gráfico 1.7: Número de empleados en empresas que inician la fase convenio y en empresas que inician la fase liquidación



Fuente: Registro Mercantil y elaboración propia

A modo de resumen, la tabla 1.5 ofrece información del número total de empresas concursadas, del número de empresas que han llegado a convenio y de las empresas que han resultado liquidadas tras el proceso concursal, para el periodo 2006-2013.

Tabla 1.5: Número de empresas concursadas, en convenio y en liquidación

Años	Concursos	Convenios	Liquidación
2006	725	64	661
2007	806	77	729
2008	2330	72	2258
2009	4190	102	4088
2010	3998	297	3701
2011	4834	287	4547
2012	6312	315	5997
2013	7250	402	6848
Total	30445	1616	28829

Fuente: Registro Mercantil y elaboración propia

BIBLIOGRAFIA CAPÍTULO 1

Becker, C. (2014). *Insolvenzrecht*, 7ª Edición, Mohr Siebeck.

Bork, R. (2014). *Einführung in das Insolvenzrecht*, 7ª Edición, Mohr Siebeck.

Código de Comercio Alemán.

Código de Comercio Francés.

Código de quiebra (Estados Unidos). Chapter 2: estructuras y amigables y procesos previos; Chapter 7: Liquidación; Chapter 10, 11 y 12: reorganización de deuda.

Fahlbusch, W.C. (2013). *Insolvenzrecht und Anfechtungsrecht*, 9ª Edición, Alpmann und Schmidt.

Garcimartín, F.J. (2010). La eficacia en España de los Schemes of arrangements ingleses. *Revista de derecho concursal y paraconcursal*, 13. Editorial LA LEY.

González, J. y Lara, M. A. (2008). *Las situaciones de dificultad financiera de las empresas. Análisis evolutivo del caso español 1994 a 2004*. *Quehacer Científico*, 5, 21-28.

Guía práctica del proceso concursal 2015 (2014). Adaptada a las últimas reformas: Leyes 14/2003 y 17/2014, y Reales Decretos-Leyes 4/2014 y 11/2014. Varios Sepin, Madrid.

Insolvency Act de 1986 (Reino Unido).

Insolvency Rules (Reglamento) de 1986 (Reino Unido).

Krüger, F. (2014). *Insolvenzrecht*, 6ª Edición, Niederle Medic.

La Ordenanza 2008-1345 de "Reforma de empresas en crisis" (Francia).

La Ordenanza 2010-1512 sobre endeudamiento para el empresario individual de responsabilidad limitada (Francia).

Legge Fallimentare de 1942 (Italia).

Ley 2005-845 sobre "Sauverde des entreprises" (Francia).

Ley 2012-387 sobre flexibilización de los procedimientos administrativos (Francia).

Ley concursal Alemana. (1999) La denominada *Insolvenzordnung*.

Pastor, D. (2014). *Informes de la Administración Concursal*. Tirant Lo Blanch, Valencia.

R.D.L. 1/2015 de 27 de Febrero. Mecanismos de segunda oportunidad, reducción de carga financiera y otras medidas de orden social.

Reischl, K. (2014). *Insolvenzrecht*, 3ª Edición, C.F. Müller.

Viñuelas, M. (2005). Insolvencia de sociedad y responsabilidad de sus administradores en el derecho inglés. Wrongful trading. *Revista de derecho mercantil*, 255, 299-318.

CAPÍTULO 2

REVISIÓN DE LA LITERATURA

Este segundo capítulo realiza un análisis de la literatura previa que focaliza en dos aspectos relacionados con la presente investigación. Así, y en primer lugar, se abordan aquellos estudios que han tratado de determinar los factores que condicionan la viabilidad financiera de las empresas a través de modelos denominados de predicción de insolvencia. De este primer análisis se obtienen conclusiones acerca de los métodos utilizados y de las variables más significativas para el problema objeto de estudio. En segundo lugar se analiza la literatura relacionada con los procesos de regulación legal de la insolvencia empresarial, denominados en España concurso de acreedores. Se trata en este caso de obtener evidencias de los condicionantes de los aspectos legislativos a la viabilidad de las empresas que están en dificultades financieras, y de las posibilidades de generalizar resultados en el ámbito internacional.

El análisis de la investigación previa nos permitirá, pues, establecer el marco teórico en el que se enmarca la presente investigación y la formulación de las hipótesis que corresponden a la misma.

2.1 LOS MODELOS DE PREDICCIÓN DE INSOLVENCIA EMPRESARIAL.

En la literatura previa existen numerosos trabajos de investigación que se han realizado para construir modelos de predicción de insolvencia empresarial basados en diferentes métodos (Dimitras et al., 1996; Bellovary et al., 2007). El principal objetivo de estos modelos de predicción ha sido diferenciar a las empresas con alta probabilidad de

insolvencia futura de aquellas otras empresas que no lo presentan.

En el progreso de la investigación sobre predicción de insolvencia puede comprobarse la existencia de numerosos métodos y técnicas de análisis de resultados. La variedad de modelos es amplia y abarca desde el análisis individual de variables a la predicción multivariable, desde métodos estadísticos tradicionales a métodos de máquinas de aprendizaje basadas en inteligencia artificial. También la utilización inicial de clasificadores individuales puros y la reciente puesta en práctica de clasificadores híbridos.

Entre los primeros estudios empíricos sobre predicción de insolvencia destacan los de Beaver (1966) y Altman (1968). El objetivo del estudio de Beaver (1966) era la predicción de la insolvencia empresarial a través de ratios financieros, utilizando para ello un total de 30 ratios que aplicó en una muestra formada por 79 empresas no quebradas y 79 empresas en quiebra, de un total de 38 industrias. Las técnicas utilizadas fueron la comparación de las medias de dichos ratios en los 2 grupos de empresas. Obtuvo un perfil de las empresas fracasadas y no fracasadas en los años anteriores a la quiebra, aplicando posteriormente un test de clasificación dicotómica basado en un único ratio. El análisis univariante realizado determinó finalmente que había cinco variables que, de forma individual, alcanzaban unos niveles de predicción comprendido entre el 90% y el 92%, siendo la variable con mayor capacidad predictiva la de "Beneficio Neto/Total Pasivo". Posteriormente tuvieron más relevancia, como el propio Beaver proponía, los estudios multivariantes.

El modelo de Altman (1968) se desarrolló a partir de información de empresas manufactureras estadounidenses que cotizaban o habían cotizado en bolsa, y contenía cinco ratios financieros de una serie inicial de 22 variables. Las 5 variables que componían el modelo, el cual es internacionalmente conocido por "Z-Score" fueron: "Fondo de Maniobra/Total Activo", "Beneficios no distribuidos/Total Activo", "Beneficios antes de intereses e impuestos/Total Activo", "Valor de mercado de las acciones/Valor en libros de las deudas", "Ventas/Total Activo". El modelo se estimó a partir de una muestra emparejada de 25 empresas solventes y 25 empresas no solventes, utilizándose datos económicos de un periodo de 20 años (1946-1965). Este modelo consiguió predecir con acierto la situación del 94% de las firmas de la muestra y del 79% de la muestra de testeo, un año antes de la quiebra. Sin embargo disminuía en gran medida la capacidad predictiva 2, 3, 4 y 5 años antes de que ésta se produjera, ascendiendo respectivamente al 72%, 48%, 29%, y 36%.

En Altman et al. (2006) se muestran los resultados obtenidos por la aplicación del modelo original de Altman (1968) a muestras de mayor tamaño y con datos financieros más actualizados: muestra de 86 empresas emparejadas para el periodo 1969-1975, 110 empresas emparejadas con datos económicos del periodo 1976-1995, y en último lugar, 120 empresas emparejadas con datos del periodo 1997-1999, alcanzando un nivel de predicción del 82%, 85% y 94% respectivamente.

Asimismo, en Altman (1993) se ajustó el modelo para empresas privadas que no habían cotizado en bolsa

sustituyendo la variable "Valor de mercado de las acciones/Valor en libros de las deudas" por "Total activo/Patrimonio Neto", y constatando que los coeficientes de las variables coincidentes con el modelo original se veían modificados. Posteriormente, en Altman (1995) se volvió a estimar el modelo, eliminando una de las variables ("Ventas/Total Activo") con objeto de utilizarlo en mercados emergentes y en empresas no manufactureras.

Los ratios financieros utilizados por Altman en su análisis multidiscriminante han sido aplicados en números estudios de predicción de insolvencia posteriores, no sólo incluyéndolos parcial o totalmente dentro del conjunto de variables, sino incluso utilizando exclusivamente dichos ratios en metodologías más complejas (Wilson y Sharda, 1994; Coats y Fant, 1993).

A partir de estos estudios iniciales, el principal tema en la literatura en lo referente a la predicción de insolvencia, no sólo fue determinar qué variables incluir en los modelos, sino valorar qué método estadístico era el más eficiente para poder predecir la insolvencia. A este respecto, los investigadores siguieron los avances en la estadística, que le permitieron presentar modelos con un mayor poder y robustez de predicción. En este contexto, básicamente un modelo se considera eficiente si diferencia correctamente empresas que están en situación de insolvencia de empresas que no lo están.

Desde estos primeros estudios, numerosas investigaciones posteriores han explicado los factores que

determinan la insolvencia o fracaso empresarial a nivel global. El número de factores explicativos utilizados por las mismas se sitúa en el rango de 1 a 57, con un valor medio en los últimos 40 años que oscila entre 8 y 10 variables, y entre los que destacan los ratios “Ingresos/Activos” y “Activos corrientes/Pasivos corrientes” como los más comúnmente utilizados (Bellovary et al., 2007).

A modo de resumen, las conclusiones obtenidas en estos trabajos resaltan la importancia de, al menos, dos factores en la consecución del equilibrio financiero. De una parte, la adecuada correspondencia entre las fuentes de financiación y la naturaleza de las inversiones realizadas (Altman, 1968; Zhang et al., 1999), y de otra, la capacidad de la empresa para devolver su deuda utilizando los fondos que se generan con la actividad (Bernstein, 1984; Baldwin y Glezen, 1992; García y Fernández, 1992, Mulford y Comiskey, 2005)⁵. Estas conclusiones posibilitan clasificar a las compañías en solventes o insolventes, aunque también pueden utilizarse, no sólo dos categorías de empresas, sino distintos procesos de fracaso empresarial (Jones y Hensher, 2007; Arquero et al., 2009).

Respecto a la metodología empleada, los trabajos existentes sostienen que los modelos construidos con técnicas de análisis multidiscriminante (MDA), regresión logística (LOGIT) y redes neuronales (NN) fueron los más exitosos en la clasificación correcta de las empresas, con tasas de aciertos en torno al 90%, utilizando información financiera correspondiente a un año antes de la insolvencia, y

⁵ Una investigación reciente de Aysun (2014) relaciona también los procesos de insolvencia con los ciclos económicos de los países.

disminuyendo su capacidad predictiva a medida que nos alejamos en el tiempo.

En los últimos años incluso se han comenzado a utilizar en la predicción de insolvencia metodologías aún más complejas, como es el caso de los algoritmos genéticos. Por ejemplo, Shin y Lee (2002) lo utilizaron en una muestra de empresas coreanas. También Lee et al. (1996) aplicaron modelos híbridos de NN.

Son también muchos los trabajos que han comparado la capacidad de predicción de los distintos modelos. Así, Odom y Sharda (1990), Coats y Fant (1993) y Wilson y Sharda (1994) compararon MDA y NN en empresas americanas, Sung et al. (1999) estimaron también modelos MDA y NN aplicándolos en este caso a empresas coreanas. Theodossiou (1991) utilizó las técnicas estadísticas de LOGIT y PROBIT en el análisis de la insolvencia de las empresas manufactureras en Grecia. Igualmente, Alici (1996) estimó un MDA, un LOGIT, y aplicó NN para identificar el fracaso de empresas en Reino Unido. Por su parte, Lin (2009) estimó el fracaso en empresas industriales de Taiwán a través de MDA, LOGIT y NN.

Otros autores han estimado simultáneamente modelos de NN y modelos LOGIT, tal es el caso de Zhang et al. (1999). Por su parte, Cheng et al. (2006) compararon la capacidad de predicción de un modelo LOGIT con dos tipos de NN, las RBFN (Radial Basic Function Neural) y las BPN (Backpropagation). Zanganeh et al. (2011) estimaron 2

modelos LOGIT y 2 modelos de NN (ANFIs⁶) utilizando una relación de variables distintas para predecir la insolvencia en empresas iraníes.

Como norma general, los modelos LOGIT y NN superaron en capacidad de predicción al MDA (Bellovary et al., 2007). No obstante, debemos tener presente, como apuntan Karels y Prakash (1987), que hay diferentes maneras de definir la insolvencia en los estudios de predicción. Algunos estudios definen la insolvencia como la situación actual de liquidación, otros la definen como sufrir estrés financiero o como la incapacidad para hacer frentes a las obligaciones financieras. Estas variaciones en las definiciones pueden hacer difícil la comparación de modelos.

2.1.1 La predicción de insolvencia de empresas económicas.

Del total del universo de empresas se pueden establecer dos categorías: las empresas económicas y las empresas financieras. Ambos tipos de empresas presentan importantes diferencias en su casuística y en sus características financieras. La presente investigación se centra en la predicción de insolvencia de empresas económicas, de ahí que la revisión de la literatura que a continuación se realiza tenga en cuenta dicha elección.

En referencia a las empresas económicas, la mayor parte de los trabajos de predicción de insolvencia han utilizado muestras de empresas estadounidenses (Beaver,

⁶ ANFI: Adaptive Neural Fuzzy Inference.

1966; Altman, 1968; Diamond, 1976; Ohlson, 1980; Mensah, 1983; Zavgren, 1985; Odom y Sharda, 1990; Arkaradejdachachai, 1993; Zhang et al., 1999; Gu y Gao, 2000; Grover, 2003; Darayseh et al., 2003; Kim y Gu, 2006a; Kim y Gu, 2006b) y británicas (Taffler, 1984; Alici, 1996; Neophytuo y Molinero, 2004; Hu y Tseng, 2005). No obstante, y en menor medida, también empresas de otros países han sido objeto de estudio. Tal es el caso de las empresas suecas utilizadas por Skogsvki (1980), empresas italianas (Apetiti, 1984), griegas (Theodossiou, 1991), coreanas (Lee et al., 1996; Sung et al., 1999; Shin y Lee 2002), japonesas (Tsukuda y Baba 1994), iraníes (Zanganeh et al., 2011), taiwanesas (Cheng et al., 2006; Lin 2009) y malayas (Abdullah et al., 2008).

Respecto a la metodología, los trabajos sobre empresas económicas han utilizado inicialmente MDA de manera casi exclusiva (Altman, 1968; Mensah, 1983; Taffler, 1984). Posteriormente, desde la década de los ochenta, se han aplicado también LOGIT (Ohlson, 1980; Zavgren, 1985; Theodossiou, 1991; Arkaradejdachachai, 1993; Alici, 1996; Zhang et al., 1999; Cheng et al., 2006; Kim y Gu, 2006a; Kim y Gu, 2006b; Abdullah et al., 2008; Lin, 2009; Zanganeh et al., 2011), PROBIT (Skogsvki, 1980; Theodossiou, 1991; Hu y Tseng, 2005), NN (Odom y Sharda, 1990; Coats y Fant, 1993, Tsukuda y Baba, 1994; Wilson y Sharda, 1994; Alici, 1996; Sung et al., 1999; Zhang et al., 1999; Atiya, 2001; Hu y Tseng, 2005; Cheng et al., 2006; Lin, 2009; Zanganeh et al., 2011; Callejón et al., 2013) y algoritmos genéticos (Shin y Lee, 2002).

De los estudios indicados se puede constatar que la capacidad predictiva de los modelos LOGIT y NN superaron la predicción de MDA, siendo, la capacidad de predicción de NN incluso superior a la de LOGIT. Si bien el nivel medio de predicción un año antes de la quiebra de los modelos LOGIT estimados ha sido de aproximadamente un 83%, la capacidad predictiva de los modelos de NN ha sido algo superior, suponiendo una media en los estudios considerados de aproximadamente el 89%. Además, la mayor parte de los trabajos realizados han estimado modelos de predicción utilizando información correspondiente a un año antes de la insolvencia empresarial, y son pocos los que han realizado predicciones en un mayor plazo, destacando entre los que sí lo realizaron los trabajos de Altman (1968), Diamond (1976), Ohlson (1980), Skogsvki (1980), Coats y Fant (1993), Atiya (2001), Wu et al. (2007), y Lin (2009).

Como ya se ha expuesto, de los resultados obtenidos se desprende que la capacidad de predicción de los modelos disminuye considerablemente cuando se utiliza información financiera de más de un año previo a la situación de insolvencia, con aciertos que oscilan entre el 72% de Altman (1968) y el 95,5% de Ohlson (1980). Estos porcentajes de acierto disminuyen aún más en el caso de aquellos estudios que han utilizado información financiera de 3 años antes de la insolvencia, oscilando los niveles de acierto entre el 48% de Altman (1968) y el 86,2% de Coats y Fant (1993), con la excepción de Wu et al. (2007) que llegaron a alcanzar un 100% en sus modelos de NN y algoritmo genéticos tanto para 1 como para 2 y 3 años antes de la entrada en insolvencia.

El análisis individual de variables es el primer método usado en predicción de insolvencia. Beaver (1966) propuso dos métodos de análisis individual de variables, llamados análisis de perfil y modelo discriminante univariable.

Altman (1968) fue el primero en usar el MDA para predicción de insolvencia. Con su ya referido modelo "Z-score" construyó una función discriminante lineal con cinco ratios financieros, y demostró que su capacidad predictiva en el año antes de la quiebra era significativamente mejor que el modelo discriminante de una variable. El MDA pertenece a los análisis de regresión lineal, los cuales asumen que la variable independiente debería obedecer a una distribución normal.

Por su parte, el modelo LOGIT usa las funciones logísticas para transformar la variable dependiente de probabilidad de insolvencia en una totalmente continua, que luego es apropiada para un análisis de regresión lineal. Ohlson (1980) fue uno de los primeros en aplicar LOGIT para predecir la insolvencia empresarial, utilizando para ello una muestra de empresas americanas formada por 105 empresas en quiebra y 2.058 de empresas solventes. El periodo analizado fue de 1970 a 1976, realizando predicciones 1 año y 2 años antes de la quiebra. Obtuvo una elevada capacidad predictiva, pues alcanzó un 96,1% y un 95,5%, respectivamente.

Lo (1986), por su parte, quiso comparar la precisión de los modelos MDA y LOGIT, ambos principales protagonistas de los estudios realizados en la década de los 80, demostrando que si los datos de la muestra contaban con una

normalidad en su distribución, el modelo MDA podía incluso superar en capacidad de predicción al modelo LOGIT.

Odom y Sharda (1990) fueron los pioneros en utilizar las NN en la predicción de insolvencia, comparando su capacidad predictiva con un MDA con datos de 1 año antes de la insolvencia. Utilizaron una muestra de 129 empresas americanas para el periodo 1975-1982. Así mismo constataron la capacidad de predicción utilizando una muestra de testeo formada por 55 empresas, utilizando para ello los 5 ratios del modelo de Altman (1968). Posteriormente Wilson y Sharda (1994) estimaron igualmente modelos MDA y NN. En ambos casos estos autores concluyeron que las NN eran modelos más robustos y que permitían obtener un mayor nivel de predicción tanto dentro de la muestra como en la muestra de testeo.

Wilson y Sharda (1994) utilizaron varias composiciones en la muestra de entrenamiento para la predicción de insolvencia con NN, demostrando que la capacidad de predicción era más elevada cuando la composición de la muestra de empresas insolventes y solventes se encontraba equilibrada (50%/50%), disminuyéndose la capacidad predictiva cuando se incrementaba la proporción de empresas solventes.

Coats y Fant (1993) también compararon la capacidad de predicción de NN y MDA en empresas americanas con las 5 variables de Altman (1968). Llegaron a realizar estimaciones con información de 1, 2 y 3 años antes de la insolvencia, utilizando los datos económicos de la base de datos Compustat para el periodo 1970 a 1989. Sus resultados

indican mejores predicciones en el caso de las NN, siendo la diferencia mayor con información de 2 años antes de la insolvencia.

Theodossiou (1991) utilizó las técnicas estadísticas LOGIT y PROBIT en el análisis de la insolvencia de empresas manufactureras en Grecia. Alici (1996) utilizó modelos de MDA, LOGIT, y NN para identificar el fracaso de empresas en Reino Unido. Estos estudios también mostraron que los modelos LOGIT, PROBIT y NN fueron superiores al MDA en la predicción de quiebras. Asimismo Hu y Tseng (2005) obtuvieron una mejor capacidad predictiva en la aplicación de NN que con respecto al modelo PROBIT. Sin embargo, Lin (2009) consiguió un nivel de predicción algo superior en el caso del modelo LOGIT con respecto al estimado con NN.

Zhang et al. (1999) predijeron la posibilidad de insolvencia empresarial de 220 empresas manufactureras americanas, estimando en el mismo trabajo un modelo LOGIT y otro de NN, utilizando datos del periodo 1980-1991. No sólo verificaron la mayor capacidad predictiva del modelo de NN, sino que demostraron una mayor robustez de ésta al realizar una validación cruzada de las dos metodologías utilizadas.

El trabajo de Lee et al. (1996) fue novedoso en tanto que utilizaba tres redes neuronales híbridas para la predicción de insolvencia en empresas coreanas: a) MDA-asistido por NN, b) ID3 (Modelo de inteligencia artificial basado en la "Inducción mediante árboles de decisión") asistido por NN, y en tercer lugar c) SOFM (NN no supervisada, definida como mapa de auto-organización). Tanto en el caso del modelo MDA asistido como en el caso del ID3 asistido, las variables de entrada utilizadas se habían seleccionado previamente en

un modelo MDA. En el caso del modelo SOFM asistido se combinaba un modelo de retro-propagación (aprendizaje supervisado) con un modelo SOFM (aprendizaje no supervisado). Los resultados obtenidos eran prometedores e incitaba a aplicar estos modelos híbridos en la predicción de insolvencia.

Shin y Lee (2002) fueron unos de los pioneros en utilizar algoritmos genéticos en la predicción de insolvencia empresarial, resaltando como principal ventaja respecto a las NN la posibilidad de obtener reglas fácilmente interpretables.

Cheng et al. (2006) utilizaron una NN de Base Radial (RFBN) para construir un modelo de predicción de insolvencia. La capacidad de predicción de este modelo fue comparada con un modelo LOGIT y una NN de retro-propagación, obteniéndose mejores resultados en los dos modelos de NN utilizados.

El trabajo de Wu et al. (2007) también fue novedoso en tanto utilizó un valor real de algoritmo genético (GA) para optimizar los parámetros de una máquina de vectores soporte (SVM) con objeto de predecir la insolvencia. Adicionalmente, el modelo híbrido propuesto GA-SVM fue probado en la predicción de insolvencia de las empresas taiwanesas, comparándolo con la capacidad de predicción de otros modelos comúnmente utilizados (LOGIT y PROBIT), así como con modelos de inteligencia artificial (NN y SVM). Los resultados obtenidos mostraron que el modelo GA-SVM obtenía los mejores resultados tanto dentro como fuera de la muestra.

Abdullah et al. (2008) compararon tres metodologías para identificar las dificultades financieras de las empresas: MDA, LOGIT y un modelo HAZARD, utilizando para ello una muestra de 72 empresas (36 empresas en quiebra y 36 empresas solventes) así como una muestra externa formada por 20 empresas. Según los resultados obtenidos, el modelo HAZARD obtenía los mejores resultados, alcanzando una predicción del 94,9% dentro de la muestra. Sin embargo demostraron que si la muestra externa se incluía dentro de la muestra utilizada para estimar el modelo, era MDA el método que llegaba a alcanzar el mejor nivel de predicción (un 85%).

Por su parte, Zanganeh et al. (2011) utilizaron NN de lógica difusa (ANFI) para predecir la insolvencia en empresas iraníes, utilizando una muestra emparejada de 136 empresas insolventes, y considerando datos económicos del periodo 1997-2008. Los resultados de este modelo fueron comparados con un modelo LOGIT, obteniéndose mejores resultados en el modelo ANFI, tanto en la muestra como en el testeado realizado.

Por último, uno de los trabajos de investigación más recientes es el llevado a cabo por Callejón et al. (2013) usando NN del tipo Perceptrón Multicapas (MLP) con el objetivo de incrementar el poder de predicción de los modelos existentes. Para ello utilizaron una muestra de 1.000 empresas industriales europeas, compuesta por 500 solventes y otras 500 insolventes, con información del periodo 2007-2009. Entre sus conclusiones destaca la selección de seis variables financieras que sugieren que la política financiera de la empresa debería promover una capitalización prudente de las mismas y tratar de cubrir la

deuda financiera con los recursos generados por las operaciones.

2.1.1.1 Modelos centrados y modelos descentrados.

Otras de las características de la investigación previa sobre predicción de insolvencia es la existencia de modelos centrados y de modelos descentrados, diferenciación que surge cuando el modelo se construye utilizando información de un solo sector de actividad (centrados) o de múltiples sectores (descentrados).

Los modelos centrados más populares han sido usados en la predicción de insolvencia de bancos y cajas de ahorros (Meyer y Pifer, 1970; Rose y Kolari, 1985; Tam, 1991; Salchenberger et al., 1992; Alam et al., 2000). El segundo tipo de modelo centrado más importante es para la predicción de insolvencia en empresas industriales, como es el caso de los estudios de Altman (1968), Diamons (1976), Zavgren (1985), Theodossious (1991), Sung et al. (1999), Grover (2003) y Callejón et al. (2013). Más recientemente, se han desarrollado modelos para otro tipo de sectores como el hotelero (Gao, 1999), el informático (Shah y Murtaza, 2000), el de casinos (Patterson, 2001), el de empresas de internet (Wang, 2004) y para empresas de restauración (Aranda, 2013), aunque la mayoría de estos estudios han desarrollado modelos para empresas de Estados Unidos (Sun et al., 2014). No obstante, no hay un patrón específico para el desarrollo de modelos centrados frente a modelos generales o descentrados, es decir, no parece haber una tendencia hacia la utilización de dichos modelos centrados. En la presente

tesis doctoral hemos optado por un modelo descentrado para nuestra investigación.

2.1.1.2 Variables.

El número de factores o variables explicativas utilizados en los estudios previos de predicción de insolvencia ha oscilado entre 1 y 57, siendo 752 el total de variables empleadas en todos los estudios (Sun et al., 2014). La variable más común en los múltiples estudios publicados hasta la fecha es "*Ingresos Netos/Total Activo*", incluido en 54 estudios. La segunda variable más utilizada es el ratio "*Activo Corriente/Pasivo Corriente*", encontrado en 51 estudios.

Por otro lado, hay estudios (Coats y Fant, 1992; Guan, 1993; Nour, 1994; Wilson y Sharda, 1994; Serrano-Cinca, 1996; Lee, 2001) que utilizan las cinco variables incluidas en el modelo multivariante original de Altman (1968). Sin embargo, esos estudios enumerados fueron desarrollados usando NN, en contraposición al MDA usado por Altman. No obstante, hay otros estudios no incluidos aquí que reproducen el trabajo hecho por Altman (1968) usando MDA o que aplican su modelo a diferentes muestras.

En síntesis, hemos podido constatar que ha habido importantes fluctuaciones en el rango del número de variables usadas en los estudios de los últimos 40 años, y también que la media se ha mantenido entre las ocho y diez variables.

2.1.2 Especial referencia a los clasificadores computacionales.

Entre los métodos que componen la inteligencia artificial se incluyen redes neuronales (NN), algoritmos de evolución (EA), rough set (RS), razonamiento basado en casos (CBR) y máquinas de soporte vectorial (SVM). Todos ellos son aplicados en la predicción de insolvencia sobre la base de unos resultados fructíferos de las investigaciones de tecnología computacional. Tienen la ventaja de que no están sujetos a los estrictos requerimientos y supuestos de los métodos estadísticos.

A finales de los años 80 comenzaron a aparecer NN, pero hasta una década más tarde no llegaron a ser el principal método empleado en los trabajos de investigación. Las NN están diseñadas para emular la función de reconocimiento de patrones que poseemos los humanos (Anandarajan et al., 2004). Básicamente, las NN analizan las entradas de datos para encontrar un patrón y devolver un modelo capaz de construir un proceso de toma de decisiones, de ahí que reciban la denominación de técnicas de inteligencia artificial.

Al comienzo de los años 90, las NN comenzaron a ser introducidas en las investigaciones de predicción de insolvencia (Tam, 1991; Tam y Kiang, 1992). Un modelo de NN consiste en un grupo interconectado de neuronas artificiales que procesan la información usando un enfoque conexionista para el cálculo. La NN probabilística fue también usada ampliamente en la predicción de insolvencia y empleada en las teorías bayesianas de toma de decisiones en

una estimación de la densidad probabilística en espacios de datos (Wu et al., 2008; Yang et al., 1999). Además, como ya se ha mencionado en un apartado anterior, Callejón et al. (2013), entre otros, aplicaron la variante de NN conocida como Perceptrón Multicapas (MLP) con el fin de optimizar los resultados de los modelos empíricos anteriores.

Las ventajas de las NN sobre los métodos estadísticos se atribuyen frecuentemente a su fuerte capacidad de aplicación basada en la estructura de red. Además, las relaciones estadísticas entre variable no necesitan ser consideradas en el proceso de construcción del modelo de la NN. Sin embargo, comparado con métodos estadísticos, generalmente se necesita una muestra de datos superior para entrenar un modelo de NN relativamente estable.

2.1.2.1 Máquinas de Soporte Vectorial (SVM).

Es un método de inteligencia artificial relativamente nuevo que se basa en el principio de minimización del riesgo estructural en lugar del principio de minimización del riesgo empírico. Las SVM son un potente y prometedor clasificador de datos y una herramienta de estimación funcional (Wang et al., 2005), con la que no es fácil caer en sobreajuste incluso en muestras relativamente pequeñas. Shin et al. (2005) y Min y Lee (2005) usaron las SVM para predecir la insolvencia en empresas surcoreanas, con la conclusión de que este método supera en rendimiento al MDA y LOGIT. Hui y Sun (2006) y Ding et al. (2008) adoptaron un modelo de SVM para hacer un estudio empírico sobre predicción de

insolvencia de compañías chinas, y el resultado alcanzó conclusiones similares.

Sin embargo, Bose y Pal (2006) compararon el rendimiento de las SVM con el de las NN y MDA, y concluyeron que las SVM eran peores. Otros estudios usaron las SVM con otras técnicas como las híbridas o las conjuntas, en vez de hacer un uso independiente de las SVM.

2.1.2.2 Algoritmos de Evolución (EA).

Los EA son Algoritmos Genéticos (GA) basados en mecanismos inspirados en la evolución biológica, como la reproducción, mutación, recombinación y selección. Varetto (1998) aplicó GA para extraer funciones lineales sin restricciones estadísticas y sus correspondientes reglas discriminantes. Sin embargo, el rendimiento de su modelo de predicción de insolvencia no fue tan bueno como el MDA. Shin y Lee (2002) adoptaron los GA para buscar el punto de inflexión de los ratios financieros y luego extrajeron las reglas discriminantes cuantitativas de la predicción de insolvencia.

Rafiei et al. (2011) también encontraron que los GA tienen una menor precisión que las NN. Etemadi et al. (2009) estudiaron la aplicación de Programación Genética (GP) para la predicción de insolvencia en empresas de Irán y demostraron que supera al MDA. Por lo tanto, los métodos basados en EA pueden generar reglas más interpretables que los modelos de NN o SVM, pero su rendimiento está más limitado y parecen ser más adecuados para ser combinados

con otros algoritmos de clasificación en la predicción de insolvencia.

2.1.2.3 Razonamiento Basado en Casos (CBR).

CBR usa el algoritmo de K-vecinos más cercanos, el cual determina o predice los casos objetivos según casos similares. La evidente ventaja del CBR es que es fácil de comprender y su precisión de predicción también es relativamente alta. Comparando CBR, NN y MDA, Jo y Han (1996, 1997) encontraron que no había una diferencia real entre MDA y CBR, y que el CBR funcionaba bien cuando no había datos suficientes.

Por su parte, Park y Han (2002) aplicaron la ponderación del algoritmo de K-vecinos más cercanos a la predicción de insolvencia y mejoraron significativamente la precisión de predicción integrando indicadores tanto cuantitativos como cualitativos. Además, y más recientemente, Borrajo et al. (2011) construyeron un sistema multi-agente para los procesos de control de negocios y predicción de insolvencia incorporando un sistema CBR.

2.1.2.4 Conjunto Aproximado o *Rough Set* (RS).

Dimitras et al. (1999) y McKee (2000), respectivamente, aplicaron la teoría RS para establecer un modelo de predicción de insolvencia en Grecia y en EE.UU. Ellos encontraron que este método tenía muchas ventajas, como por ejemplo, reglas de decisión fácilmente

comprensibles en lenguaje natural, apoyo a las reglas de decisión, combinación de variables cualitativas y cuantitativas, y que no precisa de evaluación estadística de la probabilidad. Sin embargo, diferentes muestras pueden generar diferentes grupos de reglas de decisión. Por ello detectaron que RS tiene las deficiencias de una estructura cambiante y de una pobre universalidad.

2.1.2.5 Árboles de Decisión (DT).

Frydman et al. (1985) y McKee y Greenstein (2000) adoptaron un método de partición recursiva que creó los DT para predicción de insolvencia. Sun y Li (2008) propusieron un método de minería de datos basado en la inducción de atributos, ganancia de información y DT, y lo aplicaron a una serie de compañías chinas. Gepp et al. (2010) y Li et al. (2010) también demostraron que los DT son mejores que el MDA. Chen (2011) comparó empíricamente los DT con el modelo LOGIT para empresas de Taiwán y encontró que los DT tienen una mayor precisión que el LOGIT en el corto plazo (menos de 1 año), mientras que el rendimiento del LOGIT es mejor en el largo plazo (alrededor de 1 año y medio).

2.1.2.6 Otras técnicas.

Además de los métodos principales anteriormente expuestos, otros ejemplos metodológicos han sido empleados por la literatura sobre predicción de insolvencia. Sarkar y Sriram (2001), Gesel et al. (2006), Sun y Shenoy (2007) y Wu (2011), aplicaron clasificadores Bayesianos. Pendharkar

(2002), Cielen et al. (2004) y Premachandra et al. (2011) usaron análisis envolvente de datos (DEA) como herramienta. Kwak et al. (2011) propusieron un método de programación lineal multi-criterio (MCLP) con datos de Corea, e indicaron que dicho modelo funcionaba tan bien como MDA o LOGIT y fue comparable a DT y a SVM. Ryu y Yue (2005) desarrollaron un nuevo modelo de programación matemática llamado Separación Isotónica (IS), el cual superaba a MDA, NN, DT y RS en un experimento de predicción de insolvencia con datos de Norteamérica.

2.1.3 Clasificadores individuales Híbridos.

Muchos investigadores aplicaron métodos híbridos para la predicción de insolvencia empresarial basados en varios algoritmos, siendo la forma más popular la que integra o combina NN, CBR o SVM con otras técnicas.

2.1.3.1 Redes Neuronales Híbridas.

Back et al. (1996) y Anandarajan et al. (2001) combinaron NN con GA. Usaron GA para seleccionar las variables de entrada para la NN y establecieron un modelo GA-NN para mejorar adicionalmente el rendimiento. Ravisankar et al. (2010) y Ravisankar y Ravi (2010) también construyeron varios modelos híbridos (cada híbrido compuesto por dos de las NN multicapas con alimentación hacia adelante, NN probabilísticas, RS y programación genética). Las características fueron primeramente seleccionadas con el estadístico-*t*, estadístico-*f* o con el

método grupal de manejo de datos (GMDH) una NN relativamente poco explorada, y los clasificadores fueron entrenados con GMDH, NN de propagación y mapa teórico de resonancia adaptativa borrosa. Con GMDH y con estadístico-*t*-GMDH obtuvieron los mejores resultados.

2.1.3.2 Máquinas de Soporte Vectorial Híbridas.

Yeh et al. (2010) construyeron un modelo híbrido de dos etapas que integra teoría de RS y SVM, llamado RST-SVM. Los atributos redundantes fueron reducidos mediante RS para después predecir la insolvencia empresarial con SVM. Se demostró que supera al binomio RST-BNP.

Lin et al. (2011) entrenaron un modelo de SVM después de la reducción de características de dimensionalidad mediante el algoritmo de mapeo isométrico (ISO-MAP), una de las técnicas de reducción de la dimensionalidad más desarrolladas. Esto produjo un mejor rendimiento cuando se compara con técnicas híbridas de Análisis de Componentes Principales-Máquinas de Soporte Vectorial (PCA-SVM).

2.1.3.3 Razonamiento Híbrido Basado en Casos.

Ahn y Kim (2009) presentaron un modelo de predicción de insolvencia que combinaba GA y CBR, donde el GA fue usado para optimizar la ponderación de las características y la selección de ejemplos de forma simultánea. Este híbrido obtuvo una precisión de predicción más alta que el CBR

convencional, pero precisa de mucho más tiempo de modelaje y mayores recursos de equipo.

Li et al. (2010) únicamente usaron el GA para seleccionar las características para el CBR y aplicaron el algoritmo híbrido a la predicción de insolvencia. Cho et al. (2010) usaron los DT para dibujar variables explicativas aplicando la distancia de Mahalanobis, una forma de determinar la similitud entre dos variables aleatorias multidimensionales teniendo en cuenta también la correlación entre dichas variables, y superó al método CBR usando la distancia Euclídea, LOGIT y NN.

2.1.4 Los modelos de predicción de insolvencia multiclase.

Hasta la fecha, los modelos de predicción de insolvencia multiclase (que predicen más de dos categorías de la variable dependiente) han resultado ser técnicas muy novedosas y poco investigadas. Sólo determinadas técnicas estadísticas y algunos enfoques de inteligencia artificial han sido aplicados en la literatura para solucionar estos problemas. El caso de las instituciones financieras, y particularmente los bancos, fue examinado desde esta perspectiva en la investigación previa. Entre esos métodos caben destacar, principalmente el MDA (Sinkey, 1975) y el análisis de factores (West, 1985).

Altman (1977) analizó tres clases de cajas de ahorros (sin problemas, con problemas temporales y con serios problemas) usando el MDA. Además, Godlewski (2006) aplicó un modelo LOGIT de dos pasos para estimar el exceso de

riesgo de crédito y la probabilidad de quiebra bancaria en economías con mercados emergentes. Este último usó el ratio de préstamos no realizados para construir tres clases de exceso de riesgo.

Altman et al. (1994) comparó la capacidad de predicción de un modelo MDA con una NN, utilizando para ello una muestra total de 1.000 empresas italianas (que incluía empresas solventes, no solventes, y las que denominaban vulnerables), utilizando datos económicos del periodo 1982-1992. El trabajo, si bien reconocía el potencial en el poder de predicción de las NN, resaltaba los inconvenientes de este modelo estadístico por los problemas ocasionados en lo que se denomina la “caja negra” del modelo de NN, que puede incluir pesos ilógicos de las variables utilizadas y no permite interpretar los resultados obtenidos, lo cual si era posible con otros modelos estadísticos como es el caso del modelo MDA.

Recientemente, Alfaro, Gámez y García (2007) combinan los DT con un sistema de *Boosting* denominado “Adaboost.M1” en el intento de crear un método híbrido para mejorar la precisión de DT en un problema multiclase de predicción de insolvencia. Utilizan un conjunto de empresas europeas y un conjunto de ratios financieros y de variables cualitativas como predictores. Sin embargo, la falta de una adecuada definición de las categorías de la variable dependiente, restringe la posible utilidad de las conclusiones obtenidas.

2.2 LA INVESTIGACION PREVIA EN MATERIA CONCURSAL.

En la literatura internacional sobre los efectos económicos y financieros de los procesos concursales se pueden distinguir, al menos, tres líneas de investigación. Una primera focalizada en la eficiencia del propio sistema concursal (Cornelli y Felli, 1997; Povel, 1999; Hart, 2000; González y González, 2000; Smith y Stromberg, 2003; Davydenko y Franks, 2008; López, García y Torre, 2009). En segundo lugar, otra línea de investigación en la que los autores han estudiado la reestructuración de la deuda (Gilson, John y Lang, 1990; Betker, 1995; Couwenberg, 2001; Díaz, López y Torre, 2005; Gennaioli y Rossi, 2006). Finalmente, también son destacables los estudios que hacen referencia a la protección del acreedor y a la protección del deudor (Djankov, McLiesh y Shleifer, 2005; Qian y Strahan, 2007; Lopez, Garcia y Torre, 2011).

De otra parte, y en el ámbito español, son cinco los aspectos más estudiados en relación con la legislación concursal: los créditos, la normativa concursal, la insolvencia, los aspectos laborales y los convenios (Adiego y González, 2008).

Respecto a la primera línea de investigación internacional, centrada en la eficiencia del sistema concursal, destaca un primer trabajo de Cornelli y Felli (1997) que analiza la eficiencia de las propiedades de los procedimientos de quiebra, distinguiendo entre la eficiencia ex-ante y ex-post. La eficiencia ex-ante consiste en maximizar los ingresos de los acreedores mediante la reorganización de la empresa, proporcionando incentivos a dichos acreedores para

supervisarla. La eficiencia ex-post consiste en maximizar el valor ex-post de la empresa insolvente. Centrándose en las legislaciones de EE.UU. e Inglaterra, llegaron a la conclusión de que la mayor protección de los acreedores procede de la asignación de los derechos de propiedad sobre la empresa insolvente antes de seleccionar el plan de reorganización. Además, la distribución de los ingresos entre los acreedores tiene también efectos de eficiencia ex-ante sobre los incentivos de los acreedores para supervisar el comportamiento de la empresa.

Posteriormente, Povel (1999) describe las leyes óptimas de quiebra en un marco con información asimétrica para el caso de EE.UU., llegando a la conclusión de que cuanto antes se produzca el rescate, menos costoso será. En este sentido entiende que cada ley concursal ya sea "suave" o "fuerte", puede ser óptima dependiendo de los parámetros, pero los procedimientos mixtos que combinan ambas posibilidades pueden resultar redundantes e incluso perjudiciales.

Hart (2000) desarrolló un trabajo teórico donde definió los objetivos de la quiebra y las características del procedimiento de quiebra eficiente, del que dedujo que deudores y acreedores deberían favorecer conjuntamente la mejora de la eficiencia de los procedimientos de quiebra. Sin embargo, entiende que algunos países tienen actualmente una ley de quiebras pro-deudor, y que están pensando en hacerse más pro-creedor. Además, que los deudores resisten a los cambios porque todavía están pagando el coste de los procedimientos pro-deudores a través de unos elevados intereses.

González y González (2000) analizaron el grado de eficiencia del sistema concursal español. Compararon los costes de insolvencia y de las transferencias de riqueza existentes en las empresas que resuelven sus dificultades financieras bajo supervisión judicial, frente a las que consiguen acuerdos privados con los acreedores y accionistas, sirviéndose de la rentabilidad anormal de las acciones de una serie de empresas españolas. Concluyeron que las rentabilidades anormales negativas observadas en el momento del anuncio de declaración de suspensión de pagos y del inicio de conversaciones privadas, son interpretadas como la transmisión negativa de información sobre la verdadera rentabilidad de las empresas que acogen a dichos procesos, y como la anticipación que realiza el mercado sobre los costes de insolvencia que se generarán en cada alternativa de resolución.

Otra investigación destacable es la de Smith y Stromberg (2003), en la cual identifican y exploran las características centrales de un procedimiento de quiebra en un contexto internacional. Concluyeron que los procedimientos de liquidación pueden proporcionar un medio para la reorganización de una empresa bajo la directiva actual, y que los códigos de reorganización permiten las subastas y ventas de activos. Además, que algunas características que podría incluir un sistema de quiebras óptimo son: asegurar el valor del funcionamiento de la explotación (*going-concern*) de la empresa durante el procedimiento y maximizar el potencial de los oferentes para competir por la reorganización de la empresa.

Por su parte, Davydenko y Franks (2008) querían comprobar el impacto del código de quiebras en las organizaciones con dificultades financieras a nivel europeo. Para ello, tomaron una muestra de 2.280 empresas de Alemania, Francia y Reino Unido, y aplicaron un análisis de regresión tomando como variables el tamaño del préstamo, la antigüedad de la empresa y el periodo temporal que queda para la quiebra. De dicho análisis dedujeron que las tasas de recuperación para los bancos en Francia siguen siendo significativamente inferiores a las del Reino Unido y Alemania. También encontraron que las diferencias en las tasas de recuperación total de bancos están limitadas a quiebras formales. Por último, la clasificación de los diferenciales de crédito no refleja estas diferencias ni en las tasas de recuperación ni en las pérdidas esperadas, lo que sugiere la importancia de otros factores, tales como las diferencias en el entorno competitivo.

Una reciente investigación sobre la eficiencia de los sistemas concursales fue llevada a cabo por López, García y Torre (2009). Dichos autores verificaron la influencia de la ley concursal en el valor patrimonial de las empresas europeas con dificultades financieras. Para ello tomaron una muestra de 234 empresas de Alemania, España, Francia y Reino Unido, y aplicaron un análisis multivariante usando como variables explicativas la orientación de la ley concursal, la rentabilidad del mercado, el tipo de sistema financiero, el sector de actividad, el tamaño y el apalancamiento financiero. Sus conclusiones fueron que los mercados valoran las empresas en dificultades financieras de forma diferente dependiendo de la orientación de la legislación concursal aplicable a la declaración legal de insolvencia. En sistemas de

quiebra orientada a los acreedores hay una mayor pérdida de valor de las acciones respecto a los sistemas que favorecen la supervivencia empresarial y la protección del deudor. La pérdida de valor de las acciones de las empresas con problemas de insolvencia es mayor en los sistemas financieros continentales, mientras que las empresas de menor tamaño, con un mayor nivel de deuda y con inferior coeficiente de riesgo sistemático, sufren esta pérdida en menor medida.

Otro tema objeto de investigación en la literatura concursal es, como ya se expuso, el procedimiento de reestructuración de deuda. Cronológicamente, el primer trabajo que abordó este tema es el desarrollado por Gilson, John y Lang (1990), en un intento de determinar los incentivos de las empresas con problemas financieros para reestructurar su deuda privada en lugar de ir a la quiebra formal. Dicho estudio les permitió concluir que las empresas más propensas a reestructurar su deuda privada tienen más activos intangibles. Por su parte, el análisis de rentabilidad de las acciones sugiere que el mercado también es capaz de discriminar, a priori, entre los dos grupos de empresas y que la rentabilidad de los accionistas es sistemáticamente mejor cuando la deuda se reestructuró en privado.

Couwenberg (2001) optó por analizar la importancia de la venta de activos en los procedimientos de quiebra, y el efecto que tiene sobre las tasas de supervivencia a nivel internacional, usando una muestra de países tanto europeos como estadounidenses. Resalta que la venta de activos de una empresa en funcionamiento es, o podría ser, un instrumento importante en la resolución de problemas

financieros en cualquier sistema de la quiebra. Además, que restringir el uso de este instrumento en cualquier procedimiento (o en una parte) afecta negativamente a la eficiencia total del sistema. Igualmente concluyó que un sistema que trata de separar los casos de reestructuración y liquidación puede afectar a las empresas en sus perspectivas de viabilidad en los procedimientos de liquidación. Esto puede disminuir las posibilidades de una empresa de sobrevivir a través de una venta del negocio en funcionamiento en los procedimientos basados en liquidación.

Díaz, López y Torre (2005) contrastaron cómo las variables que reducen los problemas de información asimétrica y de conflicto de intereses, pueden resultar determinantes en la elección del procedimiento de reestructuración. Su estudio les llevó a la conclusión de que una mayor proporción de deuda bancaria y un gran tamaño empresarial ayudan a reducir las asimetrías informativas y facilitan la renegociación privada evitando la entrada en un procedimiento legal más costoso.

Por último, Gennaioli y Rossi (2006) estudiaron teóricamente, y con un enfoque internacional, la posibilidad de resolver eficientemente los problemas financieros por contrato en lugar de depender exclusivamente de la intervención estatal. Esos contratos financieros son óptimos dependiendo de la protección de los inversores contra el fraude. Así, cuando la protección al inversor es fuerte, emitir un instrumento de deuda convertible en gran acreedor asegura que tiene el derecho exclusivo de organizar o liquidar la empresa. La concentración de los derechos de liquidación en dicho acreedor evita costosos conflictos entre acreedores.

Cuando la protección es más débil, la única estructura factible consiste en derechos estándar de ejecución, incluso si influyen sobre la liquidación.

La tercera línea de investigación que aflora en procedimientos concursales gira en torno a la protección del acreedor y del deudor. Djankov, McLiesh y Shleifer (2005) investigaron los determinantes del crédito privado, utilizando nuevos datos sobre derechos legales de los acreedores y los registros de crédito público y privado, todo ello en un marco internacional, tomando una muestra de 129 países. Concluyeron que la protección de los acreedores a través del sistema legal y las instituciones de intercambio de información están asociadas con una mayor proporción de crédito privado y el producto interior bruto, pero el primero es relativamente más importante en los países más ricos. Además, los orígenes legales son un determinante importante de los derechos de los acreedores y las instituciones de intercambio de información.

Qian y Strahan (2007) tenían el objetivo de demostrar que, bajo una fuerte protección al acreedor, los préstamos tienen mayor concentración de la propiedad, mayores plazos y menores ratios de intereses. En su análisis de regresión multidimensional emplearon una muestra de 43 países, excluyendo EE.UU., y las variables que seleccionaron fueron los derechos de los acreedores, el formalismo legal, la información compartida, la forma legal, la calificación de la deuda soberana, y el desarrollo económico y financiero. Entienden que las leyes e instituciones afectan sólo a los contratos financieros para empresas relativamente grandes, y

que las condiciones de los préstamos efectivamente realizadas varían con el entorno legal e institucional.

Un reciente trabajo que analiza esta línea de investigación concursal es el de López, García y Torre (2011), evaluando la protección del acreedor y del deudor en la legislación concursal internacional. La parte empírica se lleva a cabo mediante un análisis por mínimos cuadrados ordinarios centrados en una muestra de países de Alemania, Francia, España y Reino Unido. Las variables que usaron en dicho análisis fueron la riqueza relativa, la eficiencia ex- ante, el rendimiento a largo plazo ajustado, el tamaño de la empresa, el nivel de endeudamiento y el sector de actividad. Los resultados muestran que las legislaciones que establecen fuertes incentivos para un comportamiento eficiente ex-ante provocan una mayor pérdida de valor en las empresas que se encuentran en dificultades financieras, al producirse mayores costes que empeoran la eficiencia intermedia. En el caso de la eficiencia ex-post, los resultados muestran una valoración positiva de este tipo de mecanismos incluidos en el procedimiento para las empresas con mayores probabilidades de éxito, y una influencia negativa en el caso de empresa con peores perspectivas de futuro.

2.3 FORMULACIÓN DE HIPÓTESIS.

Una revisión de literatura previa sobre la predicción de insolvencia nos ha permitido constatar los grandes avances conseguidos por la misma para conocer las posibilidades de viabilidad financiera de las empresas, todo ello con elevado grado de exactitud. También las variables más significativas

para explicar el problema y permitir la toma de decisiones anticipadas.

Los modelos de predicción de insolvencia han abordado con éxito problemas binarios de clasificación, generalmente centrados en sectores concretos de actividad, distinguiendo entre empresas solventes e insolventes (Bellovary et al., 2007; Aranda, 2013). También, y con buenos resultados, se ha modelizado la predicción de tres categorías (Altman, 1977; Sinkey, 1975; West, 1985; y Godlewski, 2006, para predecir insolvencia de entidades financieras, y Altman et al., 1994 y Alfaro, Gámez y García, 2007 para empresas económicas). Pero en estos últimos casos sólo discriminando entre empresas solventes, empresas en dificultades financieras y empresas en quiebra. A tal efecto, en la literatura previa se detecta un amplio catálogo sobre la definición del término insolvencia empresarial, sin una posición clara sobre qué situación de la empresa se debe considerar como tal (Manzaneque, Banegas y García, 2010). Habitualmente, la definición empleada por los investigadores ha dependido de la naturaleza de los datos disponibles (Watson y Everett, 1995), siendo una de las más utilizadas la declaración legal de insolvencia (Lopucki, 1983; Hong, 1983; Campbell, 1996; Abad et al., 2008; Pastena y Ruland, 1986). Sin embargo, la consideración de un concepto legal de fracaso empresarial puede no reflejar toda la realidad económica del fracaso corporativo (Jones y Hensher, 2007). Por este motivo, algunos estudios han utilizado indicadores económicos para la definición del fracaso empresarial, siendo el más común el referente a la existencia de pérdidas durante dos o tres ejercicios consecutivos (Poston y Harmon, 1984; Flagg et al., 1991).

No obstante lo anterior, no existe investigación empírica que haya abordado las posibles categorías de las empresas en situación legal de insolvencia, y por tanto, no se ha modelizado el comportamiento de empresas que, tras entrar en concurso de acreedores, bien superan el procedimiento consiguiendo su viabilidad mediante un acuerdo de convenio con acreedores (lo que en definitiva permite su continuidad), o bien ponen fin a su actividad por no ser viables y optan por su liquidación.

Conforme a lo anterior, enunciaremos la primera de las hipótesis que se desean contrastar:

Hipótesis 1 (H1): Los modelos multiclase consiguen un poder superior al 80% en la clasificación de empresas económicas de cualquier sector, discriminando entre tres categorías: empresas solventes, empresas que obtienen un convenio en concurso de acreedores, y las que finalizan mediante liquidación concursal.

De otra parte, la literatura previa señala que, generalmente, las técnicas computacionales consiguen mejores resultados de clasificación que las técnicas estadísticas en la predicción de insolvencia con carácter binario (Bellovary et al., 2007). Sin embargo, no existen suficientes resultados comparativos respecto a modelos de predicción de insolvencia multiclase (que predicen más de dos categorías de la variable dependiente). Estos modelos son novedosos y aún poco investigados, pues sólo determinadas técnicas estadísticas como MDA (Sinkey, 1975; Altman, 1977), Análisis de Factores (West, 1985) y LOGIT de dos pasos (Godlewski, 2006), y algunos otros enfoques como NN (Altman et al., 1994) y DT (Alfaro, Gámez y García, 2007)

han sido aplicados en la literatura para solucionar estos problemas.

Dada, pues, las escasas evidencias empíricas existentes para evaluar la robustez de las diferentes técnicas de clasificación multiclase aplicadas a la predicción de insolvencia, hipotetizamos lo siguiente:

Hipótesis 2 (H2): Las técnicas de multclasificación computacionales obtienen resultados más robustos que otras técnicas de multclasificación en problemas de predicción de insolvencia empresarial.

Por otro lado, también se ha podido constatar que los estudios previos de predicción de insolvencia han probado la eficacia de las metodologías utilizadas con un horizonte temporal de hasta tres años (Altman, 1968; Coats y Fant, 1993 y Wu et al., 2007). Al respecto, se considera que un modelo de predicción de insolvencia es eficiente cuando alcanza al menos un 80% de acierto en la clasificación. Así mismo, que los resultados de clasificación disminuyen conforme utilizamos información más alejada del momento de la insolvencia (Altman et al., 2006). Por ello, enunciarnos nuestra tercera hipótesis de investigación en los siguientes términos:

Hipótesis 3 (H3): Los resultados de los modelos de clasificación multiclase disminuyen cuando utilizan información más alejada del momento de la declaración de insolvencia.

Finalmente, y que con objeto de mejorar los resultados obtenidos con la aplicación exclusiva de variables financieras cuantitativas, algunos trabajos han incluido variables cualitativas como posibles predictores de insolvencia (Ciampi, 2015; Alfaro, Gámez y García, 2007). De este modo, deseamos contrastar la siguiente hipótesis:

Hipótesis 4 (H4): Las variables cualitativas resultan significativas en los modelos multiclase de predicción de insolvencia.

BIBLIOGRAFÍA CAPÍTULO 2

Abad, C., Arquero, J.L. y Jiménez, S. (2008). *Fracaso empresarial: características y tipos*. Madrid: Asociación Española de Contabilidad y Administración de Empresas.

Abdullah, N.A.H., Halim, A., Ahmad, H. y Rus, R.M. (2008). Predicting Corporate Failure of Malaysia's listed companies: comparing multiple discriminant analysis, logistic regression and the hazard model. *International Research Journal of Finance and Economics*, 15, 201-217.

Adiego, M.J. y Gonzalez, J. (2008). *Análisis bibliográfico de los concursos de acreedores*. AECA.

Ahn H. y Kim, K. (2009). Bankruptcy prediction modeling with hybrid case-based reasoning and genetic algorithms approach. *Application Software Computing*, 9, 599–607.

Alam, P., Booth, D., Lee, K. y Thordarson, T. (2000). The use of fuzzy clustering algorithm and self-organizing neural networks for identifying potentially failing banks: An experimental study. *Expert Systems with Applications* 18: 185-199.

Alfaro, E., Gámez, M. y García, N. (2007). Multiclass Corporate Failure Prediction by Adaboost.M1. *International Advances in Economic Research*, 13(3), 301-312.

Alici, P.Y. (1996). Neural networks in corporate failure prediction. The UK experience. *Neural Networks in Financial Engineering*. Mostafa, A. Moddy, J. y Weigend, A. (eds). Singapore. *World Scientific*, 393-406.

Altman E.I., Marco, G. y F. Varetto (1994). Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (The Italian experience). *Journal of Banking and Finance*, 18, 505-529.

Altman, E., Eom, Y. H. y Kim, D.W. (1995). Failure Prediction: Evidence from Korea. *Journal of International Financial Management and Accounting*, 6, 230-249.

Altman, E.I. (1968). Financial ratios, discriminant analices and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, 23(4), 589-609.

Altman, E.I. (1977). Predicting performance in the savings and loan association industry. *Journal of Monetary Economics*, 3, 443-466.

Altman, E.I. (1993). *Corporate Financial Distress and Bankruptcy*. Second Edition. New York. John Wiley & Sons.

Altman, E.I., Hotchkiss, E. (2006). *Corporate Financial Distress and Bankruptcy. Predict and avoid Bankruptcy, Analyze and Invest in Distressed Debt*. Third Edition. Wiley Finance.

Anandarajan, M., Lee, P. y Anandarajan, A. (2001). Bankruptcy prediction of financially stressed firms: An examination of the predictive accuracy of artificial neural networks. *Intelligent Systems Accounting Finance Management*, 10, 69-81.

Anandarajan, M., Lee, P. y Anandarajan, A. (2004). Bankruptcy predication using neural networks. *Business Intelligence Techniques: A Perspective from Accounting and Finance*.

Apetiti, A. (1984). Identifying unsound firms in Italy. An attempt to use trend variables. *Journal of Banking and Finance*, 8(2), 269-279.

Aranda, E. (2013). *Predicción de insolvencia en el sector restauración*. Tesis doctoral, Universidad de Málaga.

Arkaradejdachachai, C. (1993). *Study of corporate turnaround, Using a probability of bankruptcy*. Tesis doctoral, Universidad de Missouri.

Arquero, J.L., Abad, M.C. y Jiménez, S.M. (2009). Procesos de fracaso empresarial en Pymes. Identificación y contrastación empírica. *Revista Internacional de la Pequeña y Mediana Empresa*, 2(1), 64-77.

Atiya, A.F. (2001). Bankruptcy Prediction for Credit Risk Using Neural Network: A Survey and New Results. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 12(4), 929-935.

Aysun, U. (2014). Bankruptcy resolution and economic fluctuations. *Journal of Macroeconomics*, 40, 387-399.

Back, B., Laitinen, T. y Sere, K. (1996). Neural networks and genetic algorithms for bankruptcy predictions. *Expert Systems with Application*, 11, 407-413.

Baldwin, J. y Glezen, G.W. (1992). Bankruptcy prediction using quarterly financial statement data. *Journal of Accounting, Auditing and Finance*, 7, 269-289.

Beaver, W.H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 5, 71-111.

Bellovary, J., Giacomino, D. y Akers, M. (2007). A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present. *Journal of Financial Education*, 33, 1-42.

Bernstein, L.A. (1984). *Análisis de Estados Financieros*. Ed. Deusto. Bilbao.

Bose, I. y Pal, R. (2006) .Predicting the survival or failure of click-and-mortar corporations: a knowledge discovery approach. *European Journal Operation Research*. 174, 959-982.

Borrajo, M., Baruque, B., Corchado, E., Bajo, J. y Corchado, J. (2011). Hybrid neural intelligent system to predict business failure in small-to-medium-size enterprises. *International Journal Neural Systems*, 21(4), 277-296.

Callejón, A.M., Casado, A.M., Fernández, M.A. y Peláez, J.I. (2013). A System of Insolvency Prediction for industrial companies using a financial alternative model with neural networks. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 4, 1-13.

Campbell, S.V. (1996). Predicting Bankruptcy Reorganization for Closely Held Firms. *Accounting Horizons*, 10(3), 12-26.

Chen, M.-Y. (2011). Predicting corporate financial distress based on integration of decision tree classification and logistic regression. *Expert Systems with Applications*, (38), 11261-1127.

Cheng, C., Chen, C-L y Fu, C.J. (2006). Financial Distress Prediction by a Radial Basis Function Network with LOGIT Analysis Learning. *Computer and Mathematics with Applications*, 51, 579-588.

Ciampi, F. (2015). Corporate governance characteristics and default prediction modelling for small enterprises. An empirical analysis of Italian firms. *Journal of Business Research*, 68, 1012-1025.

Cielen, A., Ludo, P. y Vanhoof, K. (2004). Bankruptcy prediction using a data envelopment analysis. *European Journal Operation Research*, 154, 526-532.

Coats, P. y Fant, L. (1992). A neural network approach to forecasting financial distress. *The Journal of Business Forecasting Methods & Systems* 10(4), 9-12.

Coats, P. y Fant, L. (1993). Recognizing financial distress patterns using a neural network tool. *Financial Management*, 22(3), 142-155.

Cornelli, F. y Felli, L. (1997). Ex-ante efficiency of bankruptcy procedures. *European Economic Review*, 41, 475-485.

Couwenberg, O. (2001). Survival rates in bankruptcy systems: overlooking the evidence. *European Journal of Law and Economics*, 12, 253-273.

Darayseh, M., Waples, E. y Tsoukalas, D. (2003). Corporate failure for manufacturing industries using firms specifics and economic environment whit LOGIT analysis. *Managerial Finance*, 29(8), 23-37.

Davydenko, S. y Franks, J. (2008). Do Bankruptcy Codes Matter? A Study of Defaults in France, Germany and the UK. *Journal of Finance*, 63(2), 565-608.

Diamond, J. H. (1976). *Pattern recognition and the detection of corporate failure*. Ph.D. Dissertation, New York University.

Dimitras, A.I., Slowinski, R. y Susmaga, R. (1999). Business failure prediction using rough sets. *European Journal Operation Research*, 114, 263-280.

Dimitras, A., Zanakis, S. y Zopounidis, C. (1996). A survey of business failures with an emphasis on prediction methods and industrial applications. *European Journal of Operational Research*, 90, 487-513.

Ding, Y., Song, X. y Zeng, Y. (2008). Forecasting financial condition of Chinese listed companies based on support vector machine. *Expert Systems with Applications*, 34, 3081-3089.

Djankov, S., McLiesh, C. y Shleifer, A. (2005). Private credit in 129 countries. *Journal of Financial Economics*, 84, 299-329.

Etemadi, H., Rostamy, A. y Dehkordi, H. (2009). A genetic programming model for bankruptcy prediction: empirical evidence from Iran. *Expert Systems Applications*, 36(2), 3199–3207.

Flagg, J.C., Giroux, G.A. y Wiggins, C.E. (1991). Predicting Corporate Bankruptcy Using Failing Firms. *Review of Financial Economics*, 1(1), 61-78.

Frydman, H., Altman, E.I. y Kao, D. (1985). Introducing recursive partitioning for financial classification: the case of financial distress. *Journal Finance*, 40, 269–291.

Gao, L. (1999). *Study of business failure in the hospitality industry from both micro economic and macroeconomic perspectives*. Ph.D. dissertation, University of Nevada, Las Vegas.

García, V. y Fernández, M.A. (1992). *Solvencia y Rentabilidad de la Empresa Española*. Instituto de Estudios Económicos. Madrid.

Gennaioli, N. y Rossi, S. (2006). *Optimal Resolutions of Financial Distress by Contract*. IIES Stockholm University and Stockholm School of Economics.

Gepp, A., Kumar, K. y Bhattacharya, S. (2010). Business failure prediction using decision trees. *Journal Forecasting*, 29(6), 536–555.

Gesel, T., Baesens, B., Suykens, J., Poel, D., Baestaens, D. y Willekens, M. (2006). Bayesian kernel based classification for financial distress detection. *European Journal Operation Research*, 172, 979–1003.

Gilson, S., John, K. y Lang, H.P. (1990). Troubled debt restructurings: An empirical study of private reorganization of firms in default. *Journal of Financial Economics*, 27, 315-353.

Godlewsky, C.J. (2006). Regulatory and institutional determinants of credit risk taking and bank's default in emerging market economies: A two step approach. *Journal of Emerging Market Finance*, 5, 183-206.

González, V. M., y González, F. (2000). Procedimientos de resolución de insolvencia financiera en España: costes de insolvencia y transferencias de riqueza. *Investigaciones Económicas*, 24(2), 357-384.

Grover, J. (2003). *Validation of a cash flow model. A non Bankruptcy approach*. Ph.D. dissertation, Nova Southeastern University.

Gu, Z. y Gao, L. (2000). A multivariate model for predicting business failures of hospitality firms. *Tourism and Hospitality Research. The Survey Quarterly Review*, 2(1), 37-49.

Guan, Q. (1993). *Development of optimal network structures for back-propagation trained neural networks*. Ph.D. dissertation, University of Nebraska.

Hart, O. (2000). *Different approaches to bankruptcy*. Harvard Institute of Economic Research Discussion Paper, 1903.

Hong, S.C. (1983): *A Bankruptcy Outcome: Model and Empirical Test*. Working Paper. University of California.

Hu, Y.C. y Tseng, F.M. (2005). Applying Backpropagation Neural Network to Bankruptcy Prediction. *International Journal of Electronic Business Management*, 3(2), 79-103.

Hui, X.-F. y Sun, J. (2006). An application of support vector machine to companies financial distress prediction. *Lecture Notes Artificial Intelligent*, 3885, 274–282.

Jo, H. y Han, I. (1996). Integration of case-based forecasting, neural network, and discriminant analysis for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 11, 415–422.

Jo, H. y Han, I. (1997). Bankruptcy prediction using case-based reasoning, neural networks, and discriminant analysis. *Expert Systems with Applications*, 13, 97–108.

Jones, S. y Hensher, D.A. (2007). Forecasting Corporate Bankruptcy: Optimizing the Performance of the Mixed LOGIT Model. *Abacus*, 43, 241–264.

Karels, G. y Prakash, A. (1987). Multivariate normality and forecasting of business bankruptcy. *Journal of Business Finance and Accounting*, 14(4), 573–593.

Kim, H. y Gu, Z. (2006a). A logistic regression analysis for predicting bankruptcy in the Hospitality Industry. *The Journal of Hospitality Financial Management*, 14(1), 17-34.

Kim, H. y Gu, Z. (2006b). Predicting Restaurant Bankruptcy. A LOGIT Model in Comparison with a Discriminant Model. *Journal of Hospitality and Tourism Research*, 30(4), 474-493.

Kwak, W., Shi, Y. y Kou, G. (2011). Bankruptcy prediction for Korean firms after the 1997 financial crisis: using a multiple criteria linear programming data mining approach. *Review Quantitative Finance Account*, 38(4), 441-453.

Lee, K. (2001). *Pattern classification and clustering algorithms with supervised and unsupervised neural networks in financial applications*. Ph.D. dissertation, Kent State University.

Lee, K.C., Han, I. y Kwon, Y. (1996). Hybrid Neural Network models for bankruptcy predictions. *Decision Support System*, 18, 63-72.

Lee, S., Koh, Y. y Hang, K.H. (2011). Moderating effect of capital intensity on the relationship between leverage and financial distress in the US restaurant industry. *International Journal of Hospitality Management*, 30, 429-438.

Li, H., Sun, J. y Wu, J. (2010). Predicting business failure using classification and regression tree: an empirical comparison with popular classical statistical methods and top classification mining methods. *Expert Systems with Applications*, 37(8), 5895–5904.

Li, H., Huang, H., Sun, J. y Lin, C. (2010). On sensitivity of case-based reasoning to optimal feature subsets in business failure prediction. *Expert System with Applications*, 37(7), 4811–4821.

Lin, F., Yeh, C.-C. y Lee, M.-Y. (2011). The use of hybrid manifold learning and support vector machines in the prediction of business failure. *Knowledge-Based Systems*, 24, 95–101.

Lin, T.H. (2009). A cross model study of corporate financial distress prediction in Taiwan: Multiple Discriminant Analysis, LOGIT, probit and neural networks models. *Neurocomputing*, 72, 3507-3516.

Lo, A.W. (1986). LOGIT versus discriminan analysis: a specification test and application to corporate bankruptcies. *Journal of Econometrics*, 31, 151-178.

López, C., Torre, B. y Díaz, B. (2005). Características determinantes y contenido informativo de los mecanismos de reestructuración financiera. *Revista Europea de Dirección y Economía de la Empresa*, 14(2), 111-124.

López, C., Torre, B y García, M. (2011). Valoración económica de la eficiencia de los sistemas concursales: un análisis empírico internacional. *Revista española de financiación y contabilidad*, 10(150), 221-250.

López, C., García, M. y Torre, B. (2009). The influence of bankruptcy law on equity value of financially distressed firms: A European comparative analysis. *International Review of Law and Economics*, 29, 229-243.

Lopucki, L.M. (1983). The Debtor in Full Control Systems Failure under Chapter 11 of the Bankruptcy Code?. *American Bankruptcy Law Journal*, 57, 99-126.

Manzaneque, M., Banegas, R. y García, D. (2010). Diferentes procesos de fracaso empresarial. Un análisis dinámico a través de la aplicación de técnicas estadísticas cluster. *Revista Europea de Dirección y Economía de la Empresa*, 19(3), 67-88.

McKee, T.E. (2000). Developing a bankruptcy prediction model via rough sets theory. *Intelligent Systems Accounting Finance Management*, 9, 159-173.

McKee, T.E. y Greenstein, M. (2000). Predicting bankruptcy using recursive partitioning and a realistically proportioned data set. *Journal Forecasting*, 19, 219-230.

Min, J.H. y Lee, Y.C. (2005). Bankruptcy prediction using support vector machine with optimal choice of kernel function parameters. *Expert Systems with Application*, 28, 128-134.

Mensah, Y.M. (1983). The Differential Bankruptcy Predictive Ability of Specific Price Level Adjustments: Some Empirical Evidence. *The Accounting Review*, 53(2), 228-246.

Meyer, P. y Pifer, H. (1970). Prediction of bank failures. *Journal of Finance*, 25(4), 853-868.

Mulford, C.W. y Comiskey, E.E. (2005). *Creative cash-flow reporting. Uncovering Sustainable Financial Performance*. John Wiley and Sons. New Jersey.

Neophytou, E. y Molinero, C.M. (2004). Predicting corporate failure in the UK: A multidimensional scaling approach. *Journal of Business Finance and Accounting*, 31(5/6), 677-710.

Nour, M. (1994). *Improved clustering and classification algorithms for the Kohonen selforganizing neural network*. Ph.D. dissertation, Kent State University.

Odom, M.D. y Sharda, R. (1990). A neural networks for bankruptcy prediction. *IEEE INNS International Joint Conference on Neural Networks*, 2(17-21), 163-168.

Ohlson J.A. (1980). Financial ratios and the probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131.

Park, C. S. y Han, I. (2002). A case-based reasoning with the feature weights derived by analytic hierarchy process for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 23, 255-264.

Pastena, V. y Ruland, W. (1986). The Merger Bankruptcy Alternative. *The Accounting Review*, 61(2), 288-301.

Patterson, D. (2001). *Bankruptcy prediction: A model for the casino industry*. Ph.D. dissertation, Universidad de Nevada, Las Vegas.

Pendharkar, P.C. (2002). A Potential Use of Data Envelopment Analysis for the Inverse Classification Problem. *Omega*, 30(3), 243-248.

Poston, K. y Harmon, W. (1984). *Measuring manufacturing performance: the concepts of productivity, quality and quality cost*. American Accounting Association Annual Meeting, Toronto, Canada.

Povel, P. (1999). Optimal «Soft» or «Tough» bankruptcy procedures. *Journal of Law, Economics, and Organization* 15(3), 659-684.

Premachandra, I.M., Chen, Y. y Watson, J. (2011). DEA as a tool for predicting corporate failure and success: a case of bankruptcy assessment. *Omega*, 39(6), 620-626.

Qian, J. y Strahan, P. (2007). How law and institutions shape financial contracts: The case of bank loans. *Journal of Finance* 62(6), 2.803-2.834.

Rafiei, F.M., Manzari, S.M. y Bostanian, S. (2011). Financial health prediction models using artificial neural networks, genetic algorithm and multivariate discriminant analysis: iranian evidence. *Expert Systems with Application*, 38, 10210–10217.

Ravisankar, P., Ravi, V. y Bose, I. (2010). Failure prediction of dotcom companies using neural network-genetic programming hybrids. *Informatic Science*, 180, 1257–1267.

Ravisankar, P. y Ravi, V. (2010). Financial distress prediction in banks using Group Method of Data Handling neural network, counter propagation neural network and fuzzy ARTMAP. *Knowledge-Based Systems*, 23, 823–831.

Rose, P. y Kolari, J. (1985). Early warning systems as a monitoring device for bank condition. *Quarterly Journal of Business and Economics*, 24(1), 43-60.

Ryu, Y. y Yue, W. (2005). Firm bankruptcy prediction: experimental comparison of isotonic separation and other classification approaches. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern–Part A: Systems Humans*, 21(4), 265–276.

Salchenberger, L., Cinar, E. y Lash, N. (1992). Neural networks: A new tool for predicting bank failures. *Decision Sciences*, 23, 899-916.

Shah, J. y Murtaza, M. (2000). A neural network based clustering procedure for bankruptcy prediction. *American Business Review*, 18(2), 80-86.

Sarkar, S. y Sriram, R.S. (2001). Bayesian models for early warning of bank failures. *Management Science*, 47(11), 1457–1475.

Serrano-Cinca, C. (1996). Self organizing neural networks for financial diagnosis. *Decision Support Systems*, 17(3), 227-238.

Shin, K. S. y Lee, Y. J. (2002). A genetic algorithm application in bankruptcy prediction modeling. *Expert Systems with Application*, 23, 321–328.

Shin, K. S., Lee, T. S. y Kim, H. J. (2005). An application of support vector machines in bankruptcy prediction model. *Expert Systems with Application*, 28, 127–135.

Sinkey, J. F. (1975). A multivariate statistical analysis of the characteristics of problem banks. *Journal of Finance*, 30, 21-36.

Skogsviki, K. (1980). Current cost accounting ratios as predictors of business failure. The Swedish case. *Journal of Business, Finance and Accounting*, 17(1), 137-160.

Smith, D. C., y Strömberg, P. (2003). Maximizing the value of distressed assets: Bankruptcy law and the efficient reorganization of firms. En Honohan, P., y Laeven, L. Eds. *Systemic financial crisis. Containment and resolution*, Cambridge: Cambridge University Press: 232-275.

Sun, J. y Li, H. (2008). Data mining method for listed companies financial distress prediction. *Knowledge-Based Systems*, 21, 1–5.

Sun, J. y Li, H. (2008). Listed companies financial distress prediction based on weighted majority voting combination of multiple classifiers. *Expert Systems with Application*, 35, 818–827.

Sun, L. y Shenoy, P. (2007). Using Bayesian networks for bankruptcy prediction: Some methodological issues. *European Journal Operation Research*, 180, 738–753.

Sun, T., Chang, N. y Lee, G. (1999). Dynamics of modeling in data mining. Interpretive approach to bankruptcy prediction. *Journal of Management Information Systems*, 16(1), 63-85.

Sun, J., Li, H., Huang, Q. H. y He, K. Y. (2014). Predicting financial distress and corporate failure: A review from the state-of-the-art definitions, modeling, sampling, and featuring approaches. *Knowledge-Based Systems*, 57, 41–56.

Taffler, R. (1984). Empirical models for the monitoring of UK corporations. *Journal of Banking and Finance*, 8(2), 199-227.

Tam, K. (1991). Neural network models and the prediction of bank bankruptcy. *Omega*, 19(5), 429–445.

Tam, K. y Kiang, M. (1992). Managerial applications of neural networks: the case of bank failure prediction. *Management Science*, 38(7), 926–947.

Theodossiou, P. (1991). Alternative models for assessing the financial condition of Business in Greece. *Journal of Business and Accounting*, 18(5), 697-720.

Tsukuda, J. y Baba, S. (1994). Predicting Japanese Corporate Bankruptcy in terms of financial date using Neural Network. *Computers and Industrial Engineering*, 27, 445-448.

Varetto, F. (1998). Genetic algorithms applications in the analysis of insolvency risk. *Journal Banking Finance*, 22, 1421-1439.

Wang, B. (2004). *Strategy changes and internet firm survival*. Ph.D. dissertation, University of Minnesota.

Watson, J. y Everett, J. (1995). Do Small Business Have a High Failure Rate? *Sydney: International Council for Small Business*.

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

Wilson, R. L. y Sharda, R. (1994). Bankruptcy prediction using neural networks. *Decision Support Systems*, 11, 545-557.

Wu, C. H., Tzeng, G. H., Goo, Y. J. y Fang, W. C. (2007). A real-valued genetic algorithm to optimize the parameters of support vector machine for predicting bankruptcy. *Expert System with Applications*, 32, 397-408.

Wu, W. (2011). Improving classification accuracy and causal knowledge for better credit decisions. *International Journal of Neural Systems*, 21(4), 297–309.

Wu, D., Liang, L. y Yang, Z. (2008). Analyzing the financial distress of Chinese public companies using probabilistic neural networks and multivariate discriminate analysis. *Socio-Economic Planning Science*, 42(3), 206–220.

Wang, Y., Wang, S. y Lai, K. K. (2005). A new fuzzy support vector machine to evaluate credit risk. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 13(6), 820–831.

Yang, Z. R., Platt, M. B. y Platt, H. D. (1999). Probabilistic neural networks in bankruptcy prediction. *Journal of Business Research*, 44, 67–74.

Yeh, C. C., Chi, D. J. y Hsu, M. F. (2010). A hybrid approach of DEA, rough set and support vector machines for business failure prediction. *Expert Systems with Application*, 37, 1535–1541.

Zanganeh, T., Rabiee, M. y Zarei, M. (2011). Applying Neuro-Fuzzy Model for Bankruptcy Prediction. *International Journal of Computer Applications*, 20 (3), 15-21.

Zavgren, C. (1985). Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: A logistic analysis. *Journal of Business Finance & Accounting*, 12(1), 19-45.

Zhang, G., Hu, M. Y., Patuwo, B. E. e Indro, D. C. (1999). Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross-validation analysis. *European Journal of Operational Research*, 116(1), 16-33.

CAPÍTULO 3

MÉTODOS

Como ya se ha puesto de manifiesto en el capítulo anterior, existen diversos modelos de predicción de insolvencia empresarial. En general, la investigación previa ha utilizado frecuentemente predictores de insolvencia de tipo financiero, que son obtenidos principalmente de la información contable de las empresas y que posteriormente son introducidos en los modelos para su análisis. Además, el problema de predicción de insolvencia ha resultado ser, generalmente, un problema de clasificación binario, pues los modelos desarrollados han considerado empresas insolventes, por un lado, y empresas solventes, por otro. Para tales modelos binarios se han utilizado técnicas estadísticas como MDA, LOGIT y Probit. También sistemas computacionales como NN.

Sin embargo, las hipótesis de la presente tesis doctoral exigen considerar tres categorías de empresas en torno a la solvencia, por lo que se hace necesaria la construcción de un modelo de predicción para la resolución de un problema de clasificación multiclase. Para estos casos existen técnicas estadísticas y computacionales. Entre las primeras destaca MDA, y entre las segundas los denominados Perceptrón Multicapas (MLP), Árboles de Decisión (DT) y el Clasificador Bayesiano Ingenuo (CBI).

En el presente capítulo abordamos los principales fundamentos metodológicos de los métodos de clasificación multiclase señalados.

3.1 MINERÍA DE DATOS.

Como afirman Pacheco, Díaz y García (2005) “hoy en día existe tal cantidad de datos generados en todas las actividades productivas, almacenados en medios electrónicos, que su análisis manual resulta imposible. Es muy fácil que información relevante quede escondida entre montañas de datos, cuando la velocidad con la que se mueve la sociedad requiere que esta información sea extraída de forma rápida, y sin descuidar su confiabilidad.

Recientemente se han desarrollado diferentes algoritmos con el fin de cubrir esta necesidad de información, los cuales forman parte de la denominada minería de datos. La minería de datos es una etapa del proceso de descubrimiento en bases de datos que utiliza diversas herramientas de análisis para descubrir patrones y relaciones entre los datos que puedan ser usados para realizar predicciones válidas.

El fin de la minería de datos es encontrar, de una forma u otra, patrones útiles y significativos para quien generó los datos originales. Los patrones encontrados pueden ser utilizados para diversos fines, como por ejemplo, comprender mejor una situación, hacer predicciones ante casos nuevos, servir como una herramienta para la toma de decisiones, o simplemente para adquirir conocimiento. No hay que perder de vista que la minería de datos es solamente un instrumento que se aplica a datos ya existentes y que por ello no genera información por sí sola”.

La minería de datos ha encontrado numerosas aplicaciones. En banca, diversas instituciones han usado modelos basados en la minería de datos para evaluar y

aprobar créditos (Chye et al., 2004). En pronósticos del clima, se han analizado registros históricos de fenómenos atmosféricos para pronosticar eventos climáticos (Liong y Sivapragasam, 2002). En medicina, con investigación acerca de las reacciones adversas a medicamentos. En bibliotecas, Papatheodorou et al. (2003) construyendo comunidades de usuarios con intereses similares (DuMochel et al., 1999). Y en seguridad nacional. Así el gobierno de los Estados Unidos maneja un proyecto llamado “conciencia total de la información”, o TIA por sus siglas en inglés (Total Information Awareness) que busca recolectar información de transacciones financieras individuales, registro de viajes, registros médicos y otras actividades con el fin de prevenir el terrorismo (Bagner et al., 2003).

La gran cantidad de aplicaciones que ha encontrado la minería de datos ha requerido el rápido desarrollo de una variedad de técnicas de análisis, entre ellas las siguientes (Pacheco, Díaz y García, 2005):

a) *Agrupamiento*. El propósito de estas técnicas es agrupar un conjunto de elementos relacionando aquéllos que sean semejantes y al mismo tiempo que sean suficientemente diferentes de otros grupos de elementos formados. A este tipo de algoritmo se le conoce como no dirigido, pues no se conoce con antelación el grupo específico al que pertenece una instancia, sino que de acuerdo a los datos, los grupos se van formando, según sus semejanzas y diferencias. Dentro de las aplicaciones del agrupamiento se encuentran: reducción de datos, generación de hipótesis, prueba de hipótesis, y predicción basada en grupos (Halkidi et al., 2001). Como ejemplo de esta técnica, Strehl y Ghosh (2003) aplicaron un algoritmo de agrupamiento para disminuir la

dimensión de una base de datos a matrices de 2 dimensiones, lo cual es de gran ayuda en el momento de visualizar los resultados.

b) *Análisis de series temporales*. El pronóstico de series temporales pronostica valores aún no conocidos, utilizando resultados conocidos para guiar sus predicciones. (Honda et al., 2002).

c) *Asociación*. El objetivo de la asociación es encontrar aquellos sucesos que tienden a aparecer juntos en algún evento dado. El campo donde más se ha desarrollado este tipo de algoritmo es el de los supermercados. Este problema consiste en encontrar aquellos artículos que los consumidores adquieren juntos, con el fin de diseñar mejores estrategias de venta. Por ejemplo, una estrategia de venta puede consistir en ubicar los productos asociados en estantes cercanos para facilitar a los consumidores su adquisición (Barber y Hamilton, 2003).

d) *Predicción*. Existen dos tipos de algoritmos utilizados para realizar predicciones:

d,1) *Regresión*: el objetivo de este tipo de análisis es determinar, de acuerdo a un resultado dado, el valor de los parámetros que produjeron ese resultado. Por ejemplo, se ha reportado el uso de métodos de regresión para asegurar la calidad de los sistemas de cómputo mediante el análisis de los errores de ejecución.

d,2) *Clasificación*. Trata de encontrar las características que identifican a un grupo para ser clasificado dentro de cierta clase. Este conocimiento puede ser utilizado para entender el comportamiento

del sistema que generó los datos, y de esta forma predecir la clase a que pertenecerá una nueva instancia. Entre los algoritmos de clasificación se encuentran:

d,2,1) *Análisis discriminante*. La forma en la que opera este algoritmo es determinando la localización óptima de una línea que actúa como frontera entre los diferentes casos. El algoritmo trata de ubicar la línea de tal manera que el margen de separación entre casos de diferente clase sea máximo. Este método tiene la ventaja de ser muy fácil de visualizar, pero está sujeto a diferentes supuestos restrictivos. Por ejemplo, Kholi et al. (1993) utilizaron un análisis discriminante para presentar evidencia estadística de características que discriminan entre estudios de rentabilidad sobre tecnología de información.

d,2,3) *K-vecinos más cercanos*. Conociendo ciertos individuos similares, el algoritmo forma un grupo de k individuos, de acuerdo a sus características. Cuando aparece un nuevo individuo, éste se puede clasificar en cierto grupo de acuerdo a su semejanza con los k individuos pertenecientes a ese grupo. Por ejemplo, Malinen et al. (2003) utilizaron el método de k -vecinos más cercanos para predecir con éxito la calidad de árboles utilizando una amplia base de datos, que fue obtenida en una extensa investigación llevada a cabo por el Instituto Finlandés de Investigación de Bosques.

d,2,4) *Redes neuronales*. Este tipo de algoritmos intentan emular el funcionamiento de los cerebros de los seres vivos mediante capas de “neuronas”, que son funciones matemáticas con un comportamiento determinado. Poseen una arquitectura que, presenta una capa de entrada seguida de una o varias capas intermedias, para finalizar en una capa de salida.

d,2,5) *Árboles de decisión*. Estos algoritmos “aprenden” reglas a partir de datos, tratando de obtener la descripción más sintética (es decir, de menor tamaño) que represente de forma más cercana los datos originales. Cuando se presenta un nuevo caso, simplemente se siguen las reglas extraídas por el algoritmo.

d,2,6) *Vectores soporte*. Estos algoritmos están relacionados con los del análisis discriminante. Gozan de ventajas acerca de la menor complejidad computacional en relación con otras técnicas de clasificación, pero también quedan restringidos por diversos problemas que afectan a su capacidad para la predicción (Tomar y Agarwal, 2015; Huang et al., 2012).

d,2,7) *Clasificador Bayesiano Ingenuo (Naïve Bayes)*. Es un método basado en la teoría de la probabilidad, que usa frecuencias para calcular probabilidades condicionales con el objetivo de realizar predicciones sobre nuevos casos. Naïve Bayes es una técnica tanto predictiva como descriptiva. A pesar de ser simple, ha sido desarrollada con éxito, produciendo buenos resultados en sus aplicaciones.

3.2 MÉTODOS DE CLASIFICACIÓN MULTICLASE.

La clasificación es un problema frecuente cuando una variable dependiente categórica es analizada y su relación con un conjunto de variables independientes se explora. Es difícil para cualquier variable simple distinguir al máximo sobre varias clases (objetivos) pues, en general, una clase es satisfecha mientras que otras sufren como resultado.

Los problemas de clasificación con múltiples clases introducen una compleja interacción entre variables dependientes e independientes de modo que requieren más esfuerzos en el procesamiento analítico. Muchos problemas de clasificación multiclase están relacionados con nuestra moderna vida cotidiana. Por ejemplo, la clasificación de páginas web (Qi y Davison, 2009) facilita el mantenimiento de los directorios web y la ejecución de rastreo enfocado. La detección de correos "spam" (Becchetti et al., 2008; Castillo et al., 2007; Chandola, Banerjee y Kumar, 2009) puede filtrar mensajes no solicitados y mejorar la calidad de búsqueda. Además, el comportamiento de comercio móvil (Kim, Chan y Gupta, 2007), la detección de fraudes (Bolton y Hand, 2002), la predicción de quiebra o riesgo de crédito (Chen, Ye y Li, 2007; Hao, Deng-sheng y Yang-qun, 2007; Khashman, 2010; Tsai, 2009) y el análisis de la actividad criminal (Estivill-Castro y Lee, 2001) han atraído a una multitud de estudios y llevó a muchas de las nuevas investigaciones.

Los modelos de clasificación han sido discutidos y evaluados desde muchos aspectos (Sun et al., 2014). Por ejemplo, ¿a qué estructura de datos o tipo de datos pueden hacer frente los clasificadores?, ¿son variables invariantes bajo transformaciones?, ¿son los clasificadores robustos con

respecto a los valores atípicos?, ¿son estructuras estables de clasificación bajo diferentes instancias de formación? Con el fin de proporcionar una evaluación objetiva, tres criterios se emplean comúnmente para evaluar clasificadores. Como son la complejidad del modelo, la eficiencia de clasificación, y la precisión de clasificación.

La complejidad de un modelo de clasificación indica qué costes computacionales y qué diseños técnicos están implicados en el proceso de construcción del modelo. Esto está profundamente afectado por las variables involucradas y por el algoritmo de entrenamiento. La eficiencia de un clasificador se mide, generalmente, por su rendimiento de clasificación. En resumen, ¿cuál es el tiempo de respuesta requerido de los datos de entrada dados para concluir sus resultados de clasificación? La evaluación de la tasa de precisión de un clasificador es un método de evaluación muy intuitivo. Una alta precisión suele acompañar a un modelo de alta complejidad y baja eficiencia. Por lo tanto, es un reto diseñar un modelo de clasificación que pueda optimizar los tres criterios anteriores.

Las aplicaciones modernas asignan conjuntos de datos con numerosos atributos, y los valores de los atributos correspondientes son acumulados rápidamente en un tamaño enorme. Los métodos analíticos bien diseñados son muy esperados para aliviar los pesados cálculos en estos grandes conjuntos de datos (Lin, 2012).

Por un lado, la complejidad del modelo de clasificación es generalmente no proporcional a su eficiencia de clasificación. Cuantos más datos se generan, se incurre así en unos mayores esfuerzos analíticos y costes computacionales.

Esta es la razón por la que la clasificación de eficiencias llama mucho la atención de la comunidad de minería de datos. Por otro lado, es una situación de compensación, pues con la pérdida de eficiencia de clasificación se puede, a cambio, ganar algo de precisión en la clasificación y viceversa. Esta situación es el reto que se encuentra con frecuencia en los problemas de minería de datos. No hay duda de que la exploración de un modelo que puede promover al mismo tiempo la eficiencia y la precisión de la clasificación es lo más deseado.

El objetivo de los modelos de clasificación es, por tanto, desarrollar un método eficaz de aprendizaje supervisado, que puede entrenar los datos observados con eficiencia y lograr la tarea de clasificación con gran precisión (Lin, 2012). Para lograr este objetivo, muchos estudios (Carreira-Perpinan, 2001; Fodor, 2002; Jain, Duin y Mao, 2000; Wei y Billings, 2007) adoptaron la estrategia de reducción de dimensionalidad de datos (DDR). La extracción de características y la selección de características son dos formas especiales de DDR. La extracción de características puede transformar los datos de entrada en una representación reducida del conjunto de características (también llamado vectores de características).

En lugar de utilizar la entrada de tamaño completo, la información característica extraída simplifica la tarea de clasificación. La selección de características es la técnica de identificación de la mayoría de los rasgos característicos para facilitar la tarea de clasificación (Kabira, Islamb y Murase, 2010; Maldonado, Weber y Basak, 2011; Tsai y Hsiao, 2010; Wang y Huang, 2009). Sin embargo, como se indica en Jain, Duin y Mao (2000), Peng, Long y Ding (2005) y Webb

(1999), las combinaciones individuales de buenas características no dan lugar necesariamente a una buena clasificación de rendimiento. La selección de características debe eliminar características irrelevantes y redundantes a fin de sostener la posterior clasificación. La extracción y selección de características apuntan, pues, a mejorar el rendimiento y la precisión de la clasificación mediante la mitigación de los efectos de la dimensionalidad.

3.2.1 Problemas de clasificación.

Muchos algoritmos de aprendizaje son inherentemente binarios y pueden discriminar casos entre dos clases. Sin embargo, en los problemas modernos a menudo se encuentran situaciones más complicadas con múltiples clases (Aran y Akarun, 2010; Wong y Rajeswari, 2011; Ducange, Lazzerini y Marcelloni, 2010; Zhao, 2007).

Hay dos enfoques principales para aplicar algoritmos de aprendizaje binarios a problemas multiclase. La clasificación por parejas (Fernández et al., 2010; Fukunaga, 1990) vuelve un problema de aprendizaje simple de k -clases en $k(k-1) / 2$ problemas de dos clases. La clase de binarización uno-contrados (El-Yaniv, Pechyony y Yom-Tov, 2008; Galar et al., 2011) transforma un problema de k -clases en k problemas de dos clases, que se construyen mediante el uso de las instancias de la clase i como los casos positivos y las instancias de clases j ($j = 1 \dots k, j \neq i$) como los casos negativos.

En un caso en el que se consideran las clases ordenadas, la descomposición de un solo problema multiclase en varios subproblemas de dos clases, es problemático.

Cuando se aplica la clasificación por parejas, los clasificadores contruidos usan dos niveles continuos, que tiene la discriminación más baja que los que utilizan niveles discontinuos. Por otra parte, cuando se aplica una binarización de clase uno-contra-todos, una separación de datos inadecuada puede causar que clases distintas sean recogidas en el mismo grupo, lo que perturbará la discriminación de clasificadores.

Por otra parte, los datos desequilibrados y los valores atípicos sobredimensionados podrían afectar profundamente a la calidad de los clasificadores. También la dificultad surge porque las clases contrarias no deben integrarse en el mismo subgrupo, además del enorme esfuerzo derivado de las múltiples tareas de entrenamiento. La clasificación por parejas tiende, por consiguiente, a tener inconsistentes efectos de discriminación debido a las combinaciones impropias de pares de las clases (Lin, 2012).

En vista de las distintas características de clasificación de problemas multiclase, se propone nuevos enfoques para resolverlos, aunque estos problemas de clasificación multiclase sobre conjuntos de datos de alta dimensión plantean muchos desafíos.

En primer lugar, la participación de un gran número de variables siempre complica la tarea de clasificación. Los métodos basados en reglas imponen tantos nodos de decisión o condiciones que las habilidades de explicación de los clasificadores son escasas (Ducange, Lazzerini y Marcelloni, 2010). En segundo lugar, las altas dependencias entre las variables pueden afectar al rendimiento y a la precisión de clasificación. En conjuntos de datos de alta dimensión, el uso

de variables altamente correlacionadas podría confundir el proceso de aprendizaje e incrementar los costes computacionales. En este sentido, el algoritmo de Árboles de Clasificación y Regresión (CART) hace un esfuerzo enorme y, sin embargo, gana una mejora insignificante de precisión. En tercer lugar, las múltiples clases aumentan los patrones de datos y solicitan clasificadores equipados con la más alta capacidad de discriminación. Las SVM investigan por separado todas las posibilidades de dos categorías a pesar de que algunas clases pueden carecer de información suficiente o incluir datos atípicos. Por lo tanto, la inconveniente de SVM es que algunos clasificadores bien entrenados podrían ser gravados con los clasificadores mal entrenados (Bellotti y Crook, 2009; Yu et al., 2010).

El Análisis de Componentes Principales (PCA) se utiliza a menudo como la técnica lineal para la reducción de dimensionalidad. Realiza una reducción de los datos a un espacio dimensional menor, de tal manera que la varianza de los datos en la representación de menor dimensión se maximiza. La exhaustividad de tarea de clasificación generalmente depende de un subconjunto de características relevantes. Sin embargo, el poder de la respectiva clase discriminatoria deriva de diferentes características que pueden tener grandes coincidencias y contribuir a una clasificación similar de efectos. Tal redundancia en un conjunto de características de gran relevancia todavía impide la mejora de la calidad de la clasificación. Un subconjunto ideal de características deben ser aprobadas con cargo a una situación en la que cada característica seleccionada puede soportar diferentes efectos de clase discriminatoria y pueden cooperar para completar toda la tarea de clasificación.

3.2.2 Análisis Discriminante Múltiple (MDA).

El Análisis Discriminante es una técnica estadística que permite tanto analizar si existen diferencias entre los grupos respecto a las variables consideradas como en qué sentido se dan dichas diferencias, permitiendo también elaborar un modelo de clasificación sistemática de individuos desconocidos en alguno de los grupos analizados.

En este sentido, además de la capacidad predictiva o de clasificación del modelo estadístico, también contaría con una utilidad explicativa o descriptiva, en tanto que este método permitirá determinar qué variables independientes contribuyen en mayor medida a la clasificación en uno u otro grupo, pudiendo diferenciarse el Análisis Discriminante predictivo del Análisis Discriminante explicativo.

El Análisis Discriminante requiere del cumplimiento de una serie de supuestos para su correcta aplicación. Sanchis (2000) establecía como principales requisitos los siguientes:

- a) Las variables que describen a cada uno de los miembros de las observaciones de cada grupo han de estar distribuidas como una normal.
- b) Las matrices de covarianza de los grupos deben ser iguales en todos ellos.
- c) Los grupos han de ser discretos, mutuamente excluyentes e identificables.

d) Las muestras son aleatorias dentro de cada grupo y por lo tanto representativas de la población de la que provienen.

Así mismo puede resaltarse la importancia de otros supuestos, como el caso de la ausencia de la multicolinealidad para la obtención de un modelo correcto (Sánchez, 1984).

Dependiendo del número de categorías que pueda adoptar la variable dependiente podremos diferenciar dos tipos de Análisis Discriminante: Análisis Discriminante Simple, en cuyo caso la variable dependiente podrá adoptar tan solo dos valores, o el Análisis Discriminante Múltiple (MDA), en el caso de que la variable dependiente pueda adoptar un número de categorías superior a dos. El número de funciones discriminantes vendrá determinado por el número de categorías menos 1, que tengamos en el fenómeno analizado.

El Análisis Discriminante surgió del trabajo de Fisher (1936). Supone la combinación lineal de dos o más variables independientes que discriminan mejor entre los grupos definidos a priori. La ponderación de cada variable se realizará de tal forma que maximice la varianza entre-grupos frente a la varianza intra-grupos. La ecuación de la función discriminante vendrá determinada por la siguiente expresión:

$$Z_{jk} = a + W_1 X_{1k} + W_2 X_{2k} + \dots + W_n X_{nk} \quad (4.1)$$

donde:

Z_{jk} = puntuación Z discriminante de la función discriminante j para el objeto k .

a = constante.

W_i = ponderación discriminante para la variable independiente i .

X_{ik} = variable independiente i para el objeto k .

El procedimiento utilizado para estimar los distintos pesos (W_i) sería el de Mínimos Cuadrados Ordinarios, siendo su objetivo estimar los valores de los parámetros que permita realizar unas predicciones más certeras, minimizando el término de error.

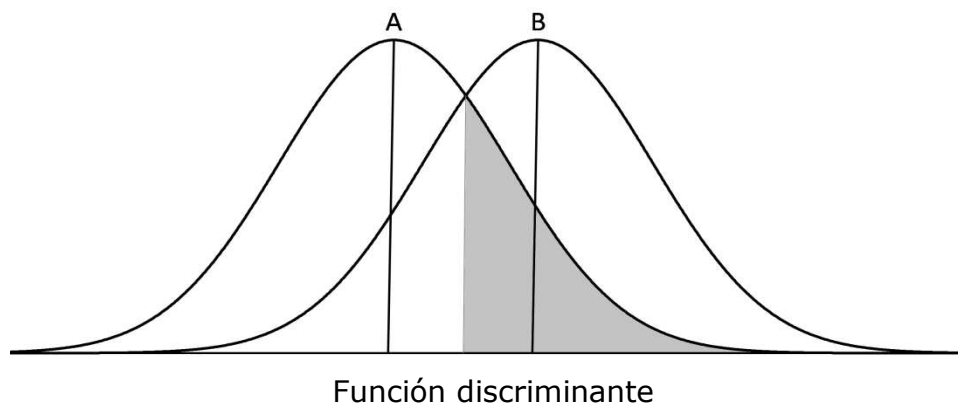
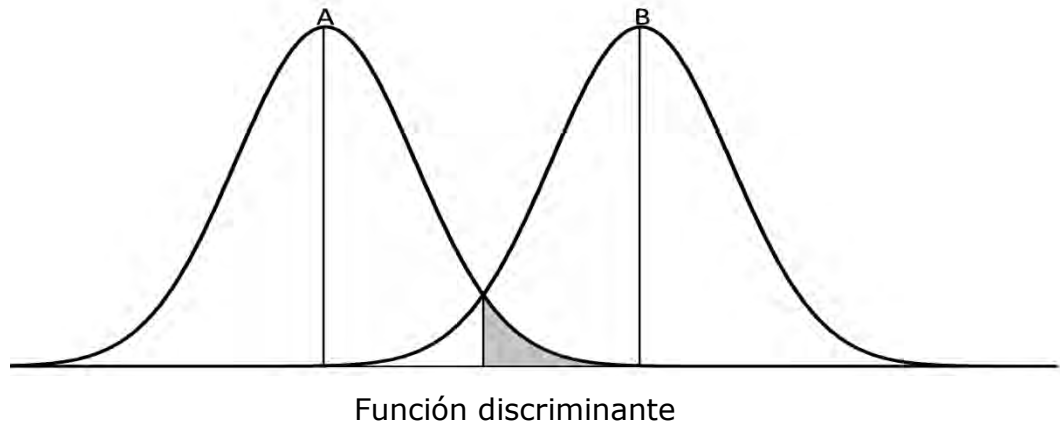
Hair et al. (1999) establecen que el Análisis Discriminante es la técnica estadística apropiada para contrastar la hipótesis de que las medias de los grupos de un conjunto de variables independientes, para dos o más grupos, son iguales. Para realizarlo, el Análisis Discriminante multiplica cada variable independiente por su correspondiente ponderación y suma estos productos. El resultado es una única puntuación Z discriminante compuesta para cada individuo en el análisis. Promediando las puntuaciones discriminantes para todos los individuos dentro de un grupo particular, obtenemos la media del grupo. Esta media del grupo es conocida como centroide. Cuando el análisis engloba dos grupos, existen dos centroides; con tres grupos, hay tres centroides, y así sucesivamente. Los centroides indican la situación más común de cualquier individuo de un determinado grupo, y una comparación de los centroides de

los grupos muestra los apartados en que se encuentran los grupos a lo largo de la dimensión que se está contrastando.

El contraste para la significación estadística de la función discriminante es una medida generalizada de la distancia entre los centroides de los grupos. Se calcula comparando las distribuciones de las puntuaciones discriminantes para dichos grupos. Si el solapamiento en la distribución es pequeño, la función discriminante separa bien los grupos. Si el solapamiento es grande, la función es un mal discriminador entre los grupos (Hair et al., 1999).

En el gráfico 3.1 se representan dos distribuciones discriminantes para dos funciones distintas. El área sombreada se correspondería con aquellos casos en los que se clasifica erróneamente objetos del grupo A en el B. En el primero de los diagramas el área sombreada es menor y representa la distribución de puntuaciones discriminantes para una función que separa bien los grupos, mientras que en el diagrama de abajo se muestra la distribución de puntuaciones discriminantes de una función que corresponde a un discriminador relativamente malo entre los grupos A y B.

Gráfico 3.1: Ejemplos de funciones discriminantes.



Fuente: Hair et al. (1999)

Una vez estimada la función discriminante, el siguiente paso a realizar se correspondería con la comprobación del nivel de ajuste global del modelo estimado. En este sentido cabe resaltar que el modelo no establece propiamente una clasificación de los individuos en las categorías establecidas,

debiendo construirse las denominadas matrices de clasificación. Para ello previamente se calcula la puntuación discriminante para cada observación, para posteriormente evaluar diferencias de grupo sobre estas puntuaciones discriminantes. Una vez obtenida esta matriz de clasificación es posible valorar la precisión en la predicción. Es decir, el cálculo de la puntuación discriminante se realiza para cada grupo en la propia observación, clasificándose posteriormente en aquel grupo en el que haya obtenido una mayor puntuación, lo cual se conseguirá determinando un punto de corte que establecerá donde clasificar cada objeto. Después se podrá construir la matriz de clasificación, la cual mostrará las observaciones correctamente clasificadas, y en consecuencia, la capacidad predictiva del modelo.

Obtenida la función discriminante y valorada la capacidad predictiva, es posible analizar la relevancia de cada una de las variables incluidas en el modelo. Este objetivo es lo que anteriormente se ha descrito como Análisis Discriminante explicativo.

3.2.3 Perceptrón Multicapas (MLP).

El MLP es un modelo de NN supervisada, siendo el más utilizado en la práctica, lo cual motiva una especial mención. Es una red de alimentación hacia delante que estaría compuesta por una capa de unidades de entrada (sensores), otra capa de salida, y un número determinado de capas intermedias, denominadas capas ocultas en tanto que no tienen conexiones con el exterior. Cada sensor de entrada estaría conectado con las unidades de la segunda capa, y éstas a su vez con las de la tercera capa, y así sucesivamente

(gráfico 3.2). La red tendrá como objetivo establecer una correspondencia entre un conjunto de entrada y un conjunto de salidas deseadas.

Este modelo surgió en los años 80 a partir de la limitación principal del Perceptrón Simple, el cual requería de la necesidad de aprender de funciones linealmente separables (Minsky y Papert, 1969), suponiendo como limitación no contar con un algoritmo que permitiera obtener y actualizar los pesos intermedios del sistema.

La solución a este problema vino determinada por la inclusión de capas ocultas de neuronas, entre la capa de entrada y la capa de salida. La arquitectura de un Perceptrón Simple y de un MLP viene a coincidir, con la única excepción de que el MLP cuenta con una o varias capas ocultas.

Mediante la aplicación del "Teorema de Kolmogorov" (Kolmogorov, 1957), Hetch-Nielsen (1987, 1990) demostró que una arquitectura de características similares al MLP y con una única capa oculta resultaba ser un aproximador universal de funciones, no siendo necesarias arquitecturas de redes más complejas.

Nuñez de Castro y Von Zuben (1998) confirmaron que el aprendizaje en MLP constituía un caso especial de aproximación funcional, donde no existe ninguna asunción acerca del modelo subyacente a los datos analizados. El proceso de aprendizaje supone encontrar una función que represente correctamente los patrones de aprendizaje, además de llevar a cabo un proceso de generalización que permita tratar de forma eficiente a individuos no analizados

durante el aprendizaje (Flórez y Fernández, 2008). Para ello se procede al ajuste de pesos W a partir de la información procedente del conjunto muestral, considerando que tanto la arquitectura como las conexiones de la red son conocidas, siendo el objetivo obtener aquellos pesos que minimicen el error de aprendizaje.

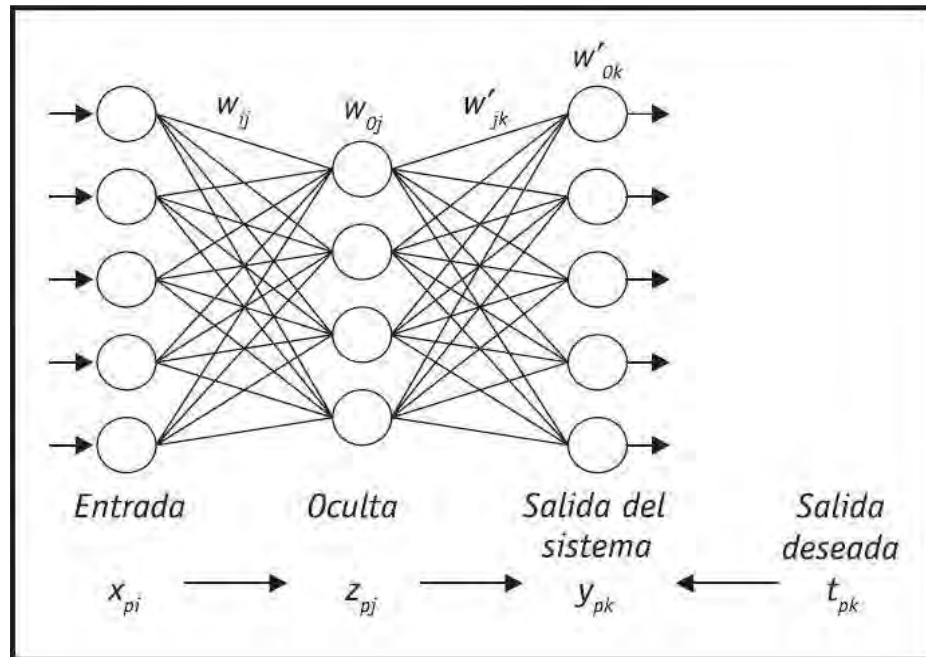
Dado, pues, un conjunto de pares de patrones de aprendizaje $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2) \dots (x_p, y_p)\}$ y una función de error $\varepsilon(W, X, Y)$, el proceso de entrenamiento implica la búsqueda del conjunto de pesos que minimiza el error de aprendizaje $E(W)$ (Shang y Benjamin, 1996):

$$\min_w E(W) = \min_w \sum_{i=1}^p E(W) \quad (4.2)$$

La mayor parte de los modelos analíticos utilizados para minimizar la función de error emplean métodos que requieren la evaluación del gradiente local de la función $E(W)$, pudiendo considerarse también técnicas basadas en derivadas de segundo orden (Flórez y Fernández, 2008).

Si bien se trata de un área en constante desarrollo, los algoritmos de aprendizaje más habituales para redes tipo MLP son el algoritmo de retropropagación de errores ("backpropagation") y sus distintas variantes, los algoritmos basados en el gradiente conjugado y los modelos quasi-Newton.

Gráfico 3.2: Arquitectura de una red MLP con una capa oculta.



Fuente: Flórez y Fernández (2008) y Martín del Brio y Sanz (2001).

3.2.4 Árboles de Decisión (DT).

Un DT es una forma gráfica y analítica para poder llevar a cabo la clasificación de los datos utilizados mediante diferentes caminos posibles. Cada uno de los nodos del árbol representa los diferentes atributos de los datos, las ramificaciones del árbol representan los caminos posibles a seguir para predecir la clase de un nuevo ejemplo, y los nodos terminales u hojas establecen la clase a la que pertenece el ejemplo de prueba si se sigue por la ramificación en cuestión.

El lenguaje de descripción de los DT corresponde a las fórmulas en FND (Forma Normal Disyuntiva). Así, y en el caso de disponer de 3 atributos (A , B y C), cada uno de ellos con dos valores, x_i y $\neg x_i$, donde $i = 1, 2, 3$; se pueden construir

2^n combinaciones en FNC (Forma Normal Conjuntiva). Cada una de las combinaciones en FNC describe una parte del árbol, por lo que tendríamos para el árbol disyuntivas de la siguiente forma:

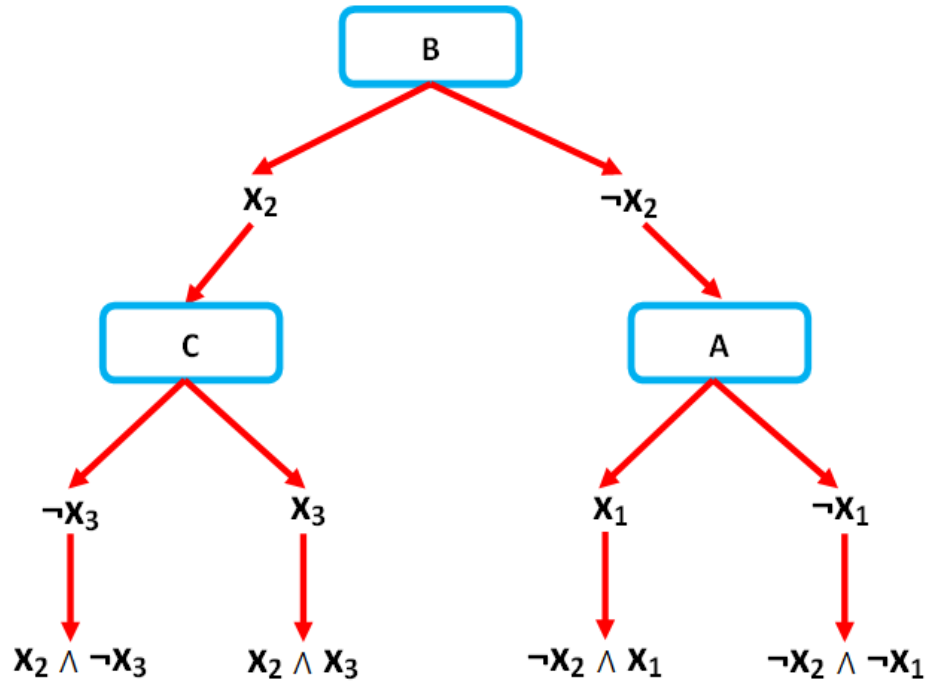
$$(x_2 \wedge \neg x_3) \vee (x_2 \wedge x_3) \vee (\neg x_2 \wedge x_1) \vee (\neg x_2 \wedge \neg x_1) \quad (3.3)$$

Estas disyuntivas son descriptores del árbol de inducción construido, por lo que se podrían formar 2^{2^n} descripciones posibles en FND. El árbol correspondiente a los descriptores anteriores se muestra en la figura 3.3.

Dado que el orden de DT es muy grande, no es posible explorar todos los descriptores para ver cuál es el más adecuado, por lo que se utilizan técnicas de búsqueda heurística para encontrar una forma más fácil y rápida de hacerlo. La mayoría de los algoritmos de construcción de DT se basa en la estrategia de *Ascenso a la Colina (Hill Climbing)*. Ésta es una técnica utilizada en Inteligencia Artificial para encontrar los máximos o mínimos de una función mediante una búsqueda local.

Estos algoritmos empiezan con un árbol vacío, después se va segmentando en conjuntos de ejemplos, eligiendo en cada caso aquel atributo que mejor discrimina entre las clases, hasta que se completa el árbol. Para saber qué atributo es el mejor se utiliza una función heurística, y la elección es irrevocable, por lo que se debe asegurar que ésta sea la más cercana a la óptima. La principal ventaja de usar este tipo de estrategias es que el coste computacional es bastante reducido.

Figura 3.3: Aspecto visual de un DT.



3.2.4.1 Algoritmo ID3 (Interactive Dichotomiser 3).

Existen diferentes algoritmos para la construcción de DT. Entre ellos, el que se considera seminal, es el denominado ID3, desarrollado por Quinlan (1986). Este algoritmo se basa en la teoría de la información, desarrollada en 1948 por Claude Elwood Shannon. En particular se utiliza la noción de entropía para comprobar en qué grado de aleatoriedad se encuentra la distribución de un conjunto de ejemplos sobre las clases a las que pertenecen. Dentro de esta teoría de la información se estudia también cuáles son los mecanismos de codificación de los mensajes y el coste asociado a su transmisión.

Sea $M = \{m_1, m_2, \dots, m_n\}$ un conjunto de mensajes, en donde para cada uno de ellos se tiene una probabilidad $P(m_i)$, entonces podemos definir la cantidad de información I contenida en un mensaje de M como:

$$I(M) = \sum_{i=1}^n -P(m_i) \log_2(P(m_i)) \quad (3.4)$$

La expresión 3.4 indica qué cantidad de bits de información son necesarios para codificar los diferentes mensajes de M . Así pues, y dado un conjunto de mensajes, es posible obtener la mejor forma de codificarlos para que el coste de su transmisión sea mínimo. Además permite ir seleccionando al mejor atributo cuyo conocimiento aporte mayor información desde la perspectiva de clasificación, en cada uno de los niveles del árbol que se vaya construyendo. De este modo, el objetivo es construir el árbol de tamaño mínimo que permita distinguir los ejemplos de cada clase. Cada atributo se deberá evaluar para decidir si se incluye en el árbol. Un atributo será mejor cuanto más permita discriminar entre las diferentes clases, tal y como se había señalado anteriormente.

3.2.4.2 Algoritmo C4.5.

Otro de los algoritmos más utilizados para la construcción de DT es el denominado C4.5 desarrollado por Quinlan en 1993, y que supone una mejora del ID3. Algunas de estas mejoras son las siguientes:

- Maneja atributos continuos.
- Mejora la eficiencia computacional.

- Lleva un control del tamaño del DT construido.
- Se evita el sobreajuste (*overfitting*) de datos, es decir, aprende a clasificar bien los datos de prueba, y entonces, en el momento de mostrar ejemplos desconocidos, éste no los clasifica de la misma forma que clasificó los ejemplos de prueba.
- Manejo de atributos con diferentes valores.
- Manejo de datos de entrenamiento con valores desconocidos.

El algoritmo C4.5 construye un DT realizando particiones en el conjunto de datos y dicha construcción se lleva a cabo mediante la estrategia de primero en profundidad (*depth-first*). Se realizan todas las pruebas posibles para dividir al conjunto de datos disponible y se selecciona aquélla que presenta mayor ganancia de información. Para cada atributo discreto (un atributo discreto tiene un número finito de valores) se considera una prueba con n resultados posibles (n es el número de valores posibles que puede tener el atributo), en cambio si se tienen atributos continuos (un atributo continuo tiene un número infinito de valores posibles), se realiza sólo una prueba binaria para cada uno de los valores que puede tomar el atributo en los datos. Cada vez que se genere un nodo, el algoritmo debe decidir cuál prueba escoger para ir dividiendo los datos. Las tres principales pruebas propuestas por el C4.5 son:

- a) Una prueba llamada estándar, que se utiliza para los atributos discretos, y da como resultado una rama por cada valor posible del atributo.

b) Una prueba más compleja, basada en un atributo discreto, en donde los valores posibles son asignados a un número variable de grupos con un resultado posible para cada grupo, en lugar de para cada valor.

c) Si un atributo A tiene valores numéricos continuos, se realiza una prueba con resultados $A \leq Z$ y $A > Z$, por lo cual debemos de determinar el valor límite Z .

Dependiendo del tipo de atributo, estas pruebas se van realizando, escogiendo en cada caso a la de mayor ganancia de información.

3.2.4.3 Ventajas e inconvenientes de los DT.

Una de las principales ventajas de los DT es su sencilla implementación, por lo que es uno de los métodos más utilizados dentro del aprendizaje inductivo supervisado. Sin embargo, uno de sus inconvenientes es que siempre se favorece indirectamente a aquellos atributos con muchos valores, los cuales no tienen que ser los más útiles, aunque al aplicar la heurística Porción de Ganancia de Información (*Information Gain Ratio*), se trata de compensar esta desventaja.

Por su parte, el algoritmo ID3 utiliza todos los ejemplos del conjunto de entrenamiento en cada paso de su búsqueda guiada, ya que utiliza la noción de la mayor ganancia de información, y esto presenta una ventaja, pues al usar propiedades estadísticas de todos los ejemplos, la búsqueda es menos sensible al ruido que puedan estar presentes en los

datos. No obstante, este algoritmo no realiza la vuelta atrás (*backtracking*) en su búsqueda, porque una vez que se selecciona a un atributo, nunca se reconsidera esta selección. Esto puede provocar que ID3 presente los mismos problemas que los algoritmos que utilizan la estrategia de ascenso a la colina, en concreto, que se caiga en mínimos o máximos locales.

En los DT también se presenta el error del sobreajuste (*overfitting*). Para evitar este problema se puede implementar alguna técnica de poda, la cual es una de las aportaciones de C4.5 con respecto a ID3. Consiste en que, en vez de construir un árbol completo, se procede a podar el árbol de manera recursiva con objeto de mejorar el rendimiento y así obtener un árbol más corto y de fácil interpretación (Olson, Denle y Meng, 2012).

Otras ventajas que presenta C4.5 respecto a ID3 es que puede manejar atributos continuos, también de datos de entrenamiento con valores faltantes, y el manejo de atributos con diferentes valores.

3.2.5 Clasificador Bayesiano Ingenuo (CBI).

El denominado CBI (Naive Bayes) es otro método de clasificación multiclase, y hace uso del Teorema de Bayes. Parte de la hipótesis de que todos los atributos son independientes entre los de una clase dada, permitiendo calcular la probabilidad condicional de los mismos (Larrañaga et al., 2007). Una de las principales ventajas de este tipo clasificador es su relativa sencillez de implementación.

También que suele dar buenos resultados a partir de datos parciales de manera muy rápida.

Sea $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_d\}$ un vector de prueba al que queremos clasificar cada una de sus componentes y sean dos clases W_1 y W_2 . Por el Teorema de Bayes, bajo el supuesto de que los atributos son independientes entre sí dada la clase, podemos expresar la probabilidad condicional $P(X|W_1)$ de la siguiente forma:

$$P(X|W_1) = P(x_1|W_1) \times P(x_2|W_1) \dots P(x_d|W_1) \times P(W_1) \quad (3.5)$$

O lo que es lo mismo:

$$P(X|W_1) = P(W_1) \prod_{i=1}^d P(x_i|W_1) \quad (3.6)$$

De forma similar obtenemos la probabilidad condicional $P(X|W_2)$:

$$P(X|W_2) = P(x_1|W_2) \times P(x_2|W_2) \dots P(x_d|W_2) \times P(W_2) \quad (3.7)$$

Es decir, que:

$$P(X|W_2) = P(W_2) \prod_{i=1}^d P(x_i|W_2) \quad (3.8)$$

Con estas dos probabilidades condicionales el CBI llevará a cabo su ejecución, que consta de dos etapas:

- a) En la primera se entrena el clasificador con un conjunto de datos, representado en la mayoría de los casos como una matriz A de $N \times M$, donde N es el número de casos del conjunto de entrenamiento y M

son los atributos que pueden tener cada uno de ellos. Este entrenamiento consiste en calcular primero la probabilidad a priori de cada una de las clases que estén presentes en el problema. Para ello se calcula el número de elementos de cada clase i y se divide entre el total, que en este caso es N , y así para todas las clases que haya en el problema. Posteriormente se calculan todas las probabilidades condicionales de cada atributo. Por ejemplo, si suponemos que existen 2 atributos (a_1 y a_2), los cuales tienen 2 valores ($v1_{a1}$ y $v2_{a1}$) y 3 valores ($v1_{a2}$, $v2_{a2}$ y $v3_{a2}$) respectivamente, y que además existen 2 clases (W_1 y W_2), el cálculo del número de probabilidades condicionales sería un producto de los valores que describen a un atributo por el número de clases. En este caso para el atributo $a_1 = 2 \times 2 = 4$ y para el atributo $a_2 = 3 \times 2 = 6$, en total habría que calcular 10 probabilidades condicionales.

Realizado lo anterior, se podrá proceder a la clasificación de un nuevo ejemplo. Retomando el caso específico descrito anteriormente, si el ejemplo nuevo (X) tiene los valores $v2_{a1}$ y $v3_{a2}$, para cada atributo procede ahora calcular las probabilidades condicionales $P(X|W_1) = P(v2_{a1} | W_1) \times P(v3_{a2} | W_1) \times P(W_1)$ y $P(X|W_2) = P(v2_{a1} | W_2) \times P(v3_{a2} | W_2) \times P(W_2)$. Finalmente se elige el argumento máximo de estas dos probabilidades condicionales y se asigna la clase correspondiente al nuevo ejemplo.

b) La segunda fase consiste en ir probando la bondad del clasificador, tomando cada uno de los ejemplos del conjunto de prueba. Para ello hay que tener presente que este método de clasificación maneja probabilidades

dentro del intervalo $[0,1]$, y que al multiplicar las probabilidades condicionales, éstas se van haciendo muy pequeñas. Entonces, al implementar el método en una computadora, los pequeños valores obtenidos pueden ser interpretados como cero. De ahí que para evitar que las probabilidades se hagan muy pequeñas, y que puedan interpretarse como cero, en vez de multiplicar todas las probabilidades, se obtiene el logaritmo de cada una de ellas y se cambia la operación de multiplicación por la de suma.

Una vez que se dispone de las clases a las que pertenece cada ejemplo del conjunto de prueba, se puede hacer una estimación del error promedio, comparando cada uno de los ejemplos clasificados con la clase real. Así, cada vez que se encuentra un error se acumulará, y después de que se termine la comparación se obtendrá el error promedio.

BIBLIOGRAFÍA CAPÍTULO 3

Aran, O. y Akarun, L. (2010). A multi-class classification strategy for Fisher scores: Application to signer independent sign language recognition. *Pattern Recognition*, 43(5), 1776–1788.

Bagner, J., Evansburg, A., Watson, V. y Welch, J. (2003). Senators seek on DoD mining of personal data. *Intellectual Property & Technology Law Journal*, 15(5), 19-20.

Barber, B. y Hamilton, H. (2003). Parametric Algorithms for Mining Share Frequent Itemsets. *Journal of Intelligent Information Systems*, 16(3), 277-293.

Becchetti, L., Castillo, C., Donato, D., Baeza-Yates, R. y Leonardi, S. (2008). Link analysis for Web spam detection. *ACM Transactions on the Web (TWEB)*, 2(1).

Bellotti, T. y Crook, J. (2009). Credit scoring with macroeconomic variables using survival analysis. *Journal of the Operations Research Society*, 60(12), 1699–1707.

Bolton, R. y Hand, D. (2002). Statistical fraud detection: a review. *Statistical Science*, 17(3), 235-255.

Carreira-Perpinan, M.A. (2001). *Continuous latent variable models for dimensionality reduction and sequential data reconstruction*. PhD dissertation, Dept. of Computer Science, Univ. of Sheffield, U.K.

Castillo, C., Donato, D., Gionis, A., Murdock, V. y Silvestri, F. (2007). *Know your neighbors: web spam detection using the web topology*, Proc. 30th Annual International ACM Conference on Research and Development in Information Retrieval, Amsterdam, SIGIR '07, New York, USA, 423–430.

Chandola, V., Banerjee, A. y Kumar, V. (2009). Anomaly detection: a survey. *ACM Computing Surveys*, 41(3), art. 15.

Chen, L., Ye, Q. y Li, Y. (2007). Research on GA-based bank customer's credit evaluation. *Computer Engineering*, 32(3), 70–72.

Chye, K., Chin, T. y Peng, G. (2004). Credit scoring using data mining techniques. *Singapore Management Review*, 26(2), 25-47.

Ducange, P., Lazzerini, B. y Marcelloni, F. (2010). Multi-objective genetic fuzzy classifiers for imbalanced and cost-sensitive datasets. *Soft Computing*, 14(7), 713–728.

DuMochel, W., O'Neill, R., Szarfman, A. y T. Louis. (1999). Bayesian data mining in large frequency tables, with an application to the FDA spontaneous reporting system. *The American Statistician*, 53(3), 177-202.

Elwood Shannon, C. (1948). A mathematical theory of communication. *Bell System Technology Journal*, 27, 379–423, 623–656.

El-Yaniv, R., Pechyony, D. y Yom-Tov, E. (2008). Better Multiclass Classification via a Margin-Optimized Single Binary Problem. *Pattern Recognition Letters*, 29(14), 1954-1959.

Estivill-Castro, V. y Lee, I. (2001). *Data mining techniques for autonomous exploration of large volumes of geo-referenced crime data*, Proc. 6th Int. Conf. on Geocomputation, Brisbane, Australia.

Fernández, A., Calderón, M., Barrenechea, E., Bustince, H., Herrera, F. (2010). Solving multiclass problems with linguistic fuzzy rule-based classification systems based on pairwise learning and preference relations. *Fuzzy Sets and Systems*, 161, 3064–3080.

Fisher, R.A. (1936). The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annals of Eugenics*, 7(2), 179-188.

Flórez, R. y Fernández, J.M. (2008). *Las Redes Neuronales Artificiales. Fundamentos teóricos y aplicaciones prácticas*. Ed. Netbiblo. Coruña.

Fodor, I.K. (2002). *A Survey of Dimension Reduction Techniques*, Technical Report UCRLID-148494, Lawrence Livermore National Laboratory, Center for Applied Scientific Computing.

Fukunaga, K. (1990). *Introduction to Statistical Pattern Recognition*, Second Edition. Academic Press, San Diego, CA, USA.

Galar, M., Fernández, A., Barrenechea, E., Bustince, H. y Herrera, F. (2011). An overview of ensemble methods for binary classifiers in multi-class problems: Experimental study on one-vs-one and one-vs-all schemes. *Pattern Recognition*, 44(8), 1761-1776.

Hair, J.F, Anderson, R.E, Tatham, R.L y Black, W.C. (1999). *Análisis multivariante*, 5ª edición. Editorial Prentice Hall. Madrid.

Haldiki, M., Batistakis, Y. y Vazirgiannis, M. (2001). On Clustering Validation Techniques. *Journal of Intelligent Information System*, 17(2-3), 107-145.

Hecht-Nielsen, R. (1987). *Neurocomputing: Pricking the Human Brain*. IEEE Spectrum, 25, 36-41.

Hecht-Nielsen, R. (1990). *Neurocomputing: Addison Wesley*. Nueva York.

Huang, G. B., Zhou, H., Ding, X. y Zhang, R. (2012). Extreme Learning Machine for Regression and Multiclass Classification. *IEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics*, 42(2), 513-529.

Kabira, M.M., Islamb, M.M. y Murase, K. (2010). A new wrapper feature selection approach using neural network. *Neurocomputing*, 73, 3273–3283.

Khashman, A. (2010). Neural networks for credit risk evaluation: Investigation of different neural models and learning schemes. *Expert Systems with Applications*, 37(9), 6233–6239.

Kohli, A., Jaworski, B. y Kumar, A. (1993), MARKOR: a measure of market orientation. *Journal of Marketing Research*, 10, 467-477.

Kolmogorov, A.N. (1957). *On the representations of continuous functions of many variables by superpositions of continuous functions of one variable and addition*. Doklady Akademii Nauk USSR, 114(5), 953-956.

Hao, X., Deng-sheng, W. y Yang-qun, X. (2007). Study on enterprise credit evaluation based on PCA/FCM. *Technology Economics*, 3.

Honda, R., Wang, S., Kikuchi, T. y Konishi, O. (2002). Mining of Moving Objects from Time Series Images and its Application to Satellite Weather Imagery. *Journal of Intelligent Information System*, 19(1), 79-93.

Hung-Yi, L. (2012). Efficient classifiers for multi-class classification problems. *Decision Support Systems*, 53, 473-481.

Jain, A.K., Duin, R.P.W. y Mao, J. (2000). Statistical Pattern Recognition: A Review. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(1), 4-37.

Kim, H.-W., Chan, H.C. y Gupta, S. (2007). Value-based adoption of mobile Internet: An empirical investigation. *Decision Support Systems*, 43(1), 111-126.

Larrañaga, P., Inza, I., Moujahid, A. (2007). *Clasificadores Bayesianos*. Universidad del País Vasco, Euskal Herriko, Unibertsitatea.

Lin, H.-Y. (2012). Efficient classifiers for multi-class classification problems. *Decision Support Systems*, 53, 473-481.

Liong, S. y Sivapragasam, Ch. (2002). Flood stage forecasting with support vector machines. *Journal of the American Water Resources Association*, 38(1), 173-186.

Núñez de Castro, L. y von Zuben, F.J. (1998). *Optimised Training Techniques for Feedforward Neural Networks*. Technical Report DCA-RT 03/98. Department of Computer Engineering and Industrial Automation. FEE/UNICAMP, Brasil.

Maldonado, S., Weber, R. y Basak, J. (2011). Simultaneous feature selection and classification using kernel-penalized support vector machines. *Information Sciences*, 18, 115–128.

Malinen, J., Maltamo, M. y Verkasalo, E. (2003). Predicting the internal quality and value of Norway spruce trees by using two non-parametric nearest neighbor methods. *Forecast Products Journal*, 53(4), 85-94.

Martín, B. y Sanz, A. (2001). *Redes neuronales y sistemas borrosos*. Ed. Ra-Ma. Madrid.

Minsky, M.L. y Papert, S.A. (1969). *Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry*. Mit Press. Cambridge.

Olson, D. L., Delen, D. y Meng, Y. (2012). Comparative analysis of data mining methods for bankruptcy prediction. *Decision Support Systems*, 52, 464- 473.

Orsenigo, C. y Vercellis, C. (2003). Multivariate classification trees based on minimum features discrete support vector machines. *IMA Journal of Management Mathematics*, 14(3), 221–234.

Pacheco, S.D., Díaz, L.G. y García, R. (2005). El clasificador Naïve Bayes en la extracción de conocimiento de bases de datos. *Ingenierías*, 27(8), 24-33.

Papathodorou, C., Kapidakis, S., Sfakakis, M. y Vassiliou, A. (2003). Mining use communities in digital libraries. *Information Technology and Libraries*, 22(24), 152-157.

Peng, H., Long, F. y Ding, C. (2005). Feature selection based on mutual information: Criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 27(8), 1226–1238.

Qi, X. y Davison, B.D. (2009). Web page classification: Features and algorithms. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 41(2), 1–31.

Quinlan, J. (1993). C4.5: Programs for Machine Learning (Morgan Kaufmann Series in Machine Learning). *Morgan Kaufmann*.

Quinlan, J. (1986). Induction of decision trees. *Machine Learning*, 1, 81–106.

Sánchez, J.J. (1984). *Introducción a las técnicas de análisis multivariante aplicadas a las Ciencias Sociales*. Centro de Investigaciones Sociológicas, Madrid.

Sanchis, A. (2000). *Una aplicación del análisis discriminante a la previsión de la insolvencia en las empresas españolas de seguros no-vida*. Tesis doctoral. Universidad Complutense de Madrid. Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales.

Shang, Y. y Benjamin, W.W. (1996). Global Optimization for Neural Network Training. *IEEE Computer*, 29(3), 45-54.

Strehl, A. y Gosh, J. (2003). Relationship Based Clustering and Visualization for High Dimensional Data Mining. *INFORMS Journal of Computing*, 15(2), 208-230.

Tomar, D. y Agarwal, S. (2015). A comparison on multi-class classification methods based on least squares twin support vector machine. *Knowledge-Based Systems*, 81, 131-147.

Tsai, C.-F. (2009). Feature selection in bankruptcy prediction. *Knowledge-Based Systems*, (22), 120–127.

Tsai, C.-F. y Hsiao, Y.-C. (2010). Combining multiple feature selection methods for stock prediction: Union, intersection, and multi-intersection approaches. *Decision Support Systems*, 50, 258–269.

Wang, C.-M. y Huang Y.-F. (2009). Evolutionary-based feature selection approaches with new criteria for data mining: A case study of credit approval data. *Expert Systems with Applications*, 36, 5900–5908.

Webb, A. (1999). *Statistical Pattern Recognition*, Arnold.

Wei, H. y Billings, S. (2007). Feature subset selection and ranking for data dimensionality reduction. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1, 162–166.

Wong, C. y Rajeswari, S. (2011). Accumulation of reserves and keeping up with the Joneses: The case of LATAM economies. *International Review of Economics & Finance*, Elsevier, 20(1), 19-31.

Yu, L., Yue, W., Wang, S. y Lai, K.K. (2010). Support vectormachine-based multiagent ensemble learning for credit risk evaluation. *Expert Systems with Applications*, 37(2), 1351–1360.

Zhao, H. (2007). A multi-class genetic programming approach to developing Pareto optimal decision trees. *Decision Support Systems*, 43(3), 809–826.

PARTE II

INVESTIGACIÓN EMPÍRICA

CAPÍTULO 4

VARIABLES, DATOS Y RESULTADOS

En el presente capítulo se analizarán las variables que en los trabajos de investigación previos han sido consideradas como posibles predictoras de la insolvencia empresarial. Además se desarrollará los aspectos empíricos de la investigación utilizando dichas variables, siendo objeto de estudio una muestra de empresas que han desempeñado su actividad en territorio español.

Con este objetivo, en primer lugar se expondrán las variables utilizadas, su descripción y su forma de cálculo a partir de la información contable y corporativa facilitada por las empresas.

En segundo lugar se expondrá las características de la base de datos utilizada. Dicha base ha sido construida a partir de datos contables y corporativos de empresas españolas, y se han construido un total de tres muestras, con objeto de analizar la predicción de insolvencia 1, 2 y 3 años antes de su declaración.

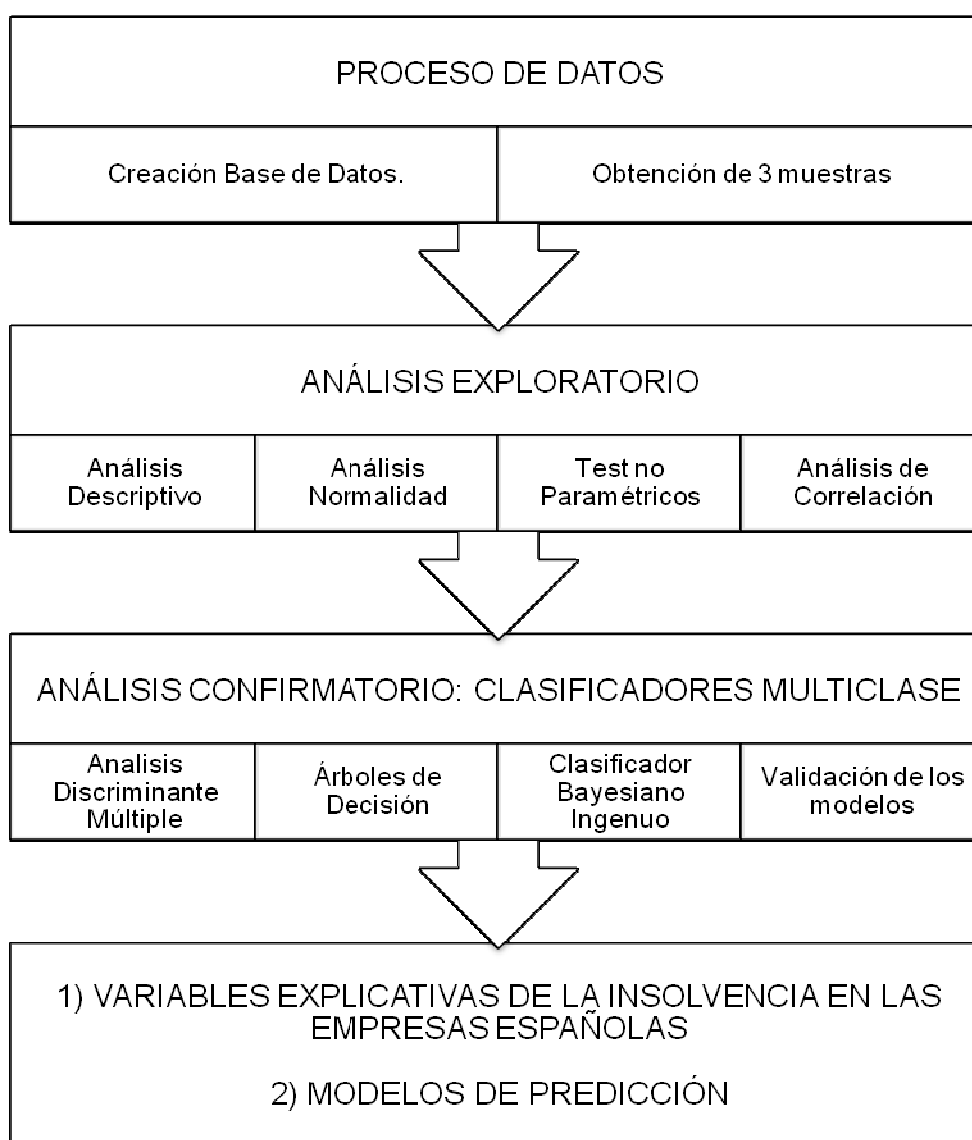
En tercer lugar se expondrán los resultados obtenidos, realizándose en primer lugar un análisis exploratorio de los datos que componen las tres muestras consideradas, incluyendo un análisis descriptivo de las variables, diversos tests univariantes y un análisis de correlación.

Finalmente se realizará un análisis confirmatorio multivariante, donde además de estimar los modelos considerados (MDA, DT y CBI), y de validar los mismos utilizando para ellos distintas muestras de testeo, se

contrastarán los resultados con el análisis exploratorio previo realizado.

El gráfico 4.1 ofrece un esquema de la metodología aplicada.

Gráfico 4.1: Metodología aplicada



Fuente: elaboración propia

4.1 VARIABLES.

En el presente trabajo se ha considerado un total de 17 variables explicativas. Concretamente, 12 de ellas son variables de carácter financiero, y han sido seleccionadas entre las utilizadas en 20 ó más estudios previos de predicción de insolvencia (Bellovary et al., 2007). Por tanto, la mayoría de las variables que se han considerado son de tipo cuantitativo, correspondiéndose con distintos ratios económico-financieros obtenidos a partir de la información contable de las empresas utilizadas en las distintas muestras. Además, se ha incorporado otras 5 variables explicativas. Una de ellas de tipo binario para recoger la forma jurídica de la empresa (sociedad anónima o sociedad limitada). Una segunda para el sector de actividad (código CNAE). Otras dos para informar del tipo de órgano de gobierno (administrador único/solidario o administrador mancomunado/consejo de administración) y del número de integrantes del órgano de gobierno, pues la literatura previa señala que existe asociación entre los mecanismos de gobierno corporativo y la probabilidad de quiebra (Ciampi, 2015). Finalmente otra variable para controlar según la dimensión de las empresas por el tamaño de sus activos. En la tabla 4.1 se detallan y definen las variables independientes incluidas en el análisis y en la tabla 4.2 se realiza una agrupación de las mismas en función de su naturaleza.

Además de las variables explicativas, se ha utilizado una variable multiclase, que será la variable dependiente, para identificar a las empresas de la muestra en tres categorías (1, empresas solventes; 2, empresas que

consiguen convenio tras un proceso concursal; y 3, empresas que son liquidadas tras un proceso concursal).

Tabla 4.1: Descripción de las variables independientes

Código	Descripción
V1	Beneficio neto / Total Activo
V2	Activo Corriente / Pasivo Corriente
V3	(Activo Corriente-Pasivo Corriente) / Total Activo
V4	(Beneficio Neto + Gastos Financieros + Impuestos) / Total Activo
V5	Ventas / Total Activo
V6	(Tesorería + Deudores) / Pasivo Corriente
V7	Pasivo no Corriente / Total Activo
V8	Activo Corriente / Total Activo
V9	Beneficio Neto / Patrimonio Neto
V10	Total Deudas / Total Activo
V11	Tesorería / Total Activo
V12	(Beneficio Neto + Dotación Amortizaciones - Deudores año actual - Existencias año actual + Deudores año anterior + Existencias año anterior) / Total Deudas
V13	Logaritmo natural de Total Activo
V14	Forma Jurídica
V15	Código CNAE (Clasificación Nacional de Actividades Económicas 2009)
V16	Tipo de Órgano de Gobierno (0, Administrador Único/Solidario; 1, Administrador Mancomunado/ Consejo de Administración)
V17	Número de Miembros del Órgano de Gobierno

Fuente: elaboración propia

Tabla 4.2: Clasificación de las variables independientes

Naturaleza	Código	Descripción
Rentabilidad	V1	Beneficio Neto / Total Activo
	V4	(Beneficio Neto + Gastos Financieros + Impuestos) / Total Activo
	V9	Beneficio Neto / Patrimonio Neto
Liquidez	V2	Activo Corriente / Pasivo Corriente
	V3	(Activo Corriente-Pasivo Corriente) / Total Activo
	V6	(Tesorería + Deudores) / Pasivo Corriente
	V8	Activo corriente / Total Activo
	V11	Tesorería / Total Activo
Eficiencia	V5	Ventas / Total Activo
Endeudamiento	V7	Pasivo no Corriente / Total Activo
	V10	Total Deudas / Total activo
Recursos Generados	V12	(Beneficio Neto + Dotación Amortizaciones - Deudores año actual - Existencias año actual + Deudores año anterior + Existencias año anterior) / Total Deudas
Dimensión	V13	Logaritmo natural de Total Activo
Cualitativas	V14	Forma Jurídica
	V15	Código CNAE
Gobierno Corporativo	V16	Tipo de Órgano de Gobierno
	V17	Número de Miembros del Órgano de Gobierno

Fuente: elaboración propia

4.2 DATOS.

4.2.1 Obtención de la base de datos.

Para disponer de la información empírica necesaria en el presente trabajo se ha procedido a la construcción de una base de datos inédita, pues no existe información publicada en torno a empresas que han superado un procedimiento concursal, o que han resultado liquidadas tras dicho procedimiento. Además, ha sido necesaria la utilización de diferentes fuentes de información.

La identificación de las empresas de la muestra se ha realizado gracias a la colaboración del Juzgado de lo Mercantil número 1 de los de Málaga, que ha facilitado una selección aleatoria de empresas españolas tanto liquidadas como en convenio tras sus correspondientes procedimientos concursales. Dicha información corresponde al período comprendido entre el año 2006 y el año 2013, contemplando, por tanto, un total de 8 años. La información conseguida es especialmente relevante pues no suele estar publicada, o en su caso, la información es extemporánea, y deja de ser útil.

El número de empresas seleccionadas aleatoriamente entre las que han incurrido en procedimientos concursales en España, y los sectores económicos de las mismas, han sido determinados para asegurar una muestra suficientemente significativa. Para ello se ha realizado una selección de tipo estratificada con afijación proporcional y se ha calculado el

número de empresas de la muestra que garantice un error no superior al 1%⁷.

Por su parte, el número de empresas que integran la población de compañías concursadas en España se ha obtenido de la estadística concursal del Instituto Nacional de Estadística (INE), organismo que controla e informa de las situaciones concursales desde el año 2004. Los datos facilitados, considerando exclusivamente años completos⁸, corresponderían al periodo 2006-2013, siendo el total de empresas concursadas de 30.445.

Una vez obtenido el número de empresas concursadas tanto con liquidación como con convenio que integran la muestra, se ha procedido al emparejamiento con otras tantas empresas solventes, y que han sido seleccionadas aleatoriamente entre las empresas económicas españolas activas en 2013.

La información financiera y corporativa de todas las empresas seleccionadas con los criterios expuestos ha sido facilitada por la base de datos SABI (Sistema de Análisis de Balances Ibéricos), de Bureau Van Dijk, que incluye más de 850.000 empresas españolas⁹. De dicha base de datos se ha

$$n = \frac{N \cdot Z_{\alpha}^2 \cdot p \cdot q}{\epsilon^2 \cdot (N-1) + Z_{\alpha}^2 \cdot p \cdot q}$$

⁷ A partir de la siguiente expresión:

donde n = tamaño muestral, N = Total de la población, Z_{α}^2 = coeficiente relativo al nivel de confianza o seguridad considerado (para una confianza del 95% el valor de Z_{α} será de 1,96), p = proporción esperada (en caso de no conocerse, como norma general se utiliza una proporción del 50%), q = 1 - p, y ϵ = término de error.

⁶ Se facilitan datos a partir de Septiembre del 2004, no habiéndose considerado el año 2004 por no contar con información de los meses anteriores.

⁹ Los datos disponibles en la base de datos SABI se actualizan periódicamente y se obtienen de fuentes oficiales, tal es el caso del Registro Mercantil o del Boletín Oficial del Registro Mercantil (BORME).

utilizado los códigos de actividades, la forma jurídica, el consejo de administración, los balances, y las cuentas de pérdidas y ganancias.

Para los modelos construidos con información de 1 año antes de la declaración del concurso de acreedores, se han considerado un total de 123 empresas en situación concursal, emparejándolas con un número igual de empresas solventes, lo que ha proporcionado finalmente un total de 246 empresas. La muestra a utilizar en la predicción de dicha situación concursal con información de 2 años antes también está integrada por un total de 246 empresas e idénticos criterios de emparejamiento. Sin embargo, la construida con información de 3 años antes ha estado condicionada por la información disponible de las empresas seleccionadas, que no ofrecen información en todos los casos, y en consecuencia, da lugar a una muestra ligeramente más reducida (192 empresas).

Con objeto de validar los modelos a estimar y comprobar su capacidad predictiva, se utilizan así mismo muestras de validación y de testeo, diferentes y ajenas a las utilizadas en la estimación de los modelos. En consecuencia se ha procedido a dividir las muestras en tres submuestras diferenciadas: Un 80% de los datos se utilizan para entrenamiento, un 10% se utiliza como muestra de validación del entrenamiento, y el otro 10% restante para el testeo.

En último lugar se procede a calcular las diferentes variables explicativas a partir de la información financiera y corporativa de las distintas empresas que compondrán las muestras (obtenidas de la literatura previa analizada).

4.2.2 Características de las muestras.

Este estudio ha considerado tres muestras distintas con objeto de construir modelos de predicción de insolvencia utilizando información correspondiente a 1, 2 y 3 años antes de la declaración del concurso de acreedores.

En las tres muestras obtenidas se ha considerado el mismo número de empresas solventes que de empresas en situación concursal (liquidación y convenio), norma general aplicada en gran parte de los estudios de predicción de insolvencia. Cabe destacar que existen estudios que han utilizado en sus muestras un criterio de emparejamiento en función del tamaño, estableciéndose parejas entre empresas solventes e insolventes en función de su volumen de activos. Zmijewski (1984) examinó la influencia de una muestra no aleatoria en la determinación de los resultados empíricos, y concluyeron, que en general, la utilización de muestras emparejadas por algún criterio no afecta a la capacidad predictiva obtenida en el modelo y en la resultante de testar el mismo en la muestra externa.

Una vez expuestas las características generales de las muestras, se detalla la composición de cada una de ellas. La muestra denominada M1, utilizada para el análisis de la predicción con información de 1 año antes de la insolvencia está compuesta por un total de 246 empresas, de las cuales 123 empresas son solventes, 58 están en convenio y 65 en liquidación concursal.

Así mismo, la muestra utilizada para estimar un modelo de predicción de insolvencia 2 años antes (M2) está formada

también por un total de 246 empresas (123 empresas solventes, 58 en convenio y 65 en liquidación).

En último lugar, la muestra M3, utilizada para predecir utilizando información de 3 años antes de la declaración de concurso, está formada por un total de 192 empresas, siendo 35 las empresas en convenio, 61 las empresas en liquidación y 96 las empresas solventes.

El gráfico 4.2 detalla la ficha técnica de muestreo, considerando las tres muestras mencionadas.

Gráfico 4.2: Ficha técnica del muestreo

<p style="text-align: center;">PREDICCIÓN DE VIABILIDAD EMPRESARIAL</p> <p>TESIS DOCTORAL. UNIVERSIDAD DE MALAGA. JUNIO 2015</p> <p>Ámbito: España</p> <p>Universo: Empresas españolas solventes, en liquidación concursal y en convenio concursal pertenecientes al periodo 2006-2013.</p> <p>Tamaño de la muestra: Tres muestras:</p> <ul style="list-style-type: none">- Muestra M1: 123 empresas solventes, 58 empresas en convenio y 65 empresas en liquidación. Siendo los datos financieros y corporativos de las empresas insolventes correspondientes a 1 año antes de la declaración del concurso de acreedores.- Muestra M2: 123 empresas solventes, 58 empresas en convenio y 65 empresas en liquidación. Siendo los datos financieros y corporativos de las empresas insolventes correspondientes a 2 años antes de la declaración del concurso de acreedores.- Muestra M3: 96 empresas solventes, 35 empresas en convenio y 61 empresas en liquidación. Siendo los datos financieros y corporativos de las empresas insolventes correspondientes a 3 años antes de la declaración del concurso de acreedores. <p>Procedimiento de Muestreo: Muestreo aleatorio estratificado con afijación proporcional.</p> <p>Error muestral: Para el conjunto de la muestra, y a un nivel de confianza del 95%, el error es inferior al 1%.</p> <p>Fecha de realización: Octubre de 2014</p>

Fuente: elaboración propia

En las tablas 4.3, 4.4, 4.5, 4.6, 4.7 y 4.8 se presenta una distribución del número de empresas de las muestras tanto por sector de actividad según su código CNAE como por la forma jurídica de las mismas. Respecto a los sectores de actividad (tablas 4.3, 4.4 y 4.5) el sector que representa un mayor peso dentro de la muestra es el sector industrial, alcanzando casi un 40%. A continuación, los sectores construcción y servicios, que representan un 25% cada uno, por lo que ambos constituyen la mitad de las empresas elegidas para la muestra. Por último, los sectores comercial e inmobiliario, que representan los pesos más bajos de toda la muestra, con un 10% y un 2%, respectivamente.

Analizando las muestras por la forma jurídica (tablas 4.6, 4.7 y 4.8), se observa que dicha distribución se mantiene prácticamente constante, es decir, un 40% de las empresas son sociedades anónimas y un 60% son sociedades limitadas. No obstante, para la muestra M3 y debido a la dificultad de encontrar información económico-financiera de las empresas 3 años antes de la declaración del concurso de acreedores, el número de empresas que forman esta muestra se reduce y la distribución varía levemente, con un 45% de sociedades anónimas y un 55% de sociedades limitadas.

Tabla 4.3: Distribución de empresas por sector para M1

Sector	NºEmpresas	%
Industrial	88	35,77
Construcción	64	26,02
Comercial	29	11,79
Inmobiliario	7	2,84
Servicios	58	23,58
TOTAL	246	100,00

Fuente: elaboración propia

Tabla 4.4: Distribución de empresas por sector para M2

Sector	NºEmpresas	%
Industrial	88	35,77
Construcción	64	26,02
Comercial	29	11,79
Inmobiliario	7	2,84
Servicios	58	23,58
TOTAL	246	100,00

Fuente: elaboración propia

Tabla 4.5: Distribución de empresas por sector para M3

Sector	NºEmpresas	%
Industrial	75	39,06
Construcción	47	24,48
Comercial	19	9,90
Inmobiliario	4	2,08
Servicios	47	24,48
TOTAL	192	100,00

Fuente: elaboración propia

Tabla 4.6: Distribución de empresas por forma jurídica para M1

Forma jurídica	Nº empresas	%
Sociedad Anónima	102	41,46
Sociedad Limitada	144	58,54
TOTAL	246	100,00

Fuente: elaboración propia

Tabla 4.7: Distribución de empresas por forma jurídica para M2

Forma jurídica	Nº empresas	%
Sociedad Anónima	102	41,46
Sociedad Limitada	144	58,54
TOTAL	246	100,00

Fuente: elaboración propia

Tabla 4.8: Distribución de empresas por forma jurídica para M3

Forma jurídica	empresas	%
Sociedad Anónima	86	44,79
Sociedad Limitada	106	55,21
TOTAL	192	100,00

Fuente: elaboración propia

4.3 RESULTADOS.

Una vez detallados los datos y las variables a utilizar, procede desarrollar el trabajo empírico según la metodología establecida. Para ello, y en primer lugar, se realiza un análisis exploratorio y, en segundo lugar, un análisis confirmatorio a partir del cual se identificarán las variables predictoras de la insolvencia en los modelos multiclase construidos. Finalmente se obtendrán las conclusiones y el posterior análisis de resultados.

4.3.1 Análisis exploratorio.

En el análisis exploratorio se efectúa un análisis descriptivo con objeto de conocer los principales parámetros estadísticos de las variables utilizadas (media, mediana, desviación típica, mínimo y máximo). Posteriormente se analiza la normalidad de las variables, lo que permitirá determinar si procede la aplicación de tests paramétricos o no-paramétricos. A continuación, una prueba de Krauskal-Wallis, y en último lugar, un análisis de correlación entre las distintas variables.

A través del análisis exploratorio se podrá deducir qué variables pueden resultar relevantes en los modelos de predicción. Posteriormente se contrastarán esos resultados mediante un análisis confirmatorio.

Dado que en este trabajo se utilizan tres muestras, con objeto de analizar la predicción de insolvencia utilizando información de 1 (M1), 2 (M2) y 3 años (M3) antes de la declaración de situación concursal de las empresas, el análisis

exploratorio y el confirmatorio se efectúa, igualmente, para cada una de las tres muestras.

4.3.1.1 Análisis descriptivo de las variables.

Este análisis descriptivo se presenta de forma diferenciada para las empresas solventes, en liquidación concursal o en convenio concursal de cada una de las tres muestras, con objeto de comparar los parámetros obtenidos en cada variable explicativa.

En las tablas 4.9, 4.10 y 4.11 se detalla el análisis descriptivo realizado para las muestras M1, M2 y M3, respectivamente¹⁰. Dado los resultados obtenidos es interesante no solo analizar individualmente cada una de las muestras, sino realizar una comparativa del análisis descriptivo entre las muestras seleccionadas y determinar si las pautas seguidas por los parámetros de las distintas variables se comportan igual cuando nos alejamos del momento de la insolvencia. De dicho análisis quedan excluidas las variables V14, V15 y V16 debido a su carácter dicotómico o nominal.

Observando las medias obtenidas para cada una de las variables, y diferenciando los tres tipos de empresas que son objeto de nuestro estudio, se deduce que tanto en la muestra M1, como en M2 y en M3, el 25% de las variables seleccionadas para este análisis descriptivo tienen una media con signo distinto, según se trate de las empresas solventes,

¹⁰ El Anexo 1 ofrece un histograma de cada una de las variables cuantitativas utilizadas.

por un lado, o de las empresas en convenio y en liquidación por otro. Este hecho no sigue un patrón específico en lo que al tipo de variable se refiere, ya que este signo diferente afecta a variables de rentabilidad, de liquidez y de solvencia. No obstante es necesario resaltar que, como norma general, hay variables que no presentarán relación negativa con la variable dependiente, tal es el caso de las variables V2 y V5 representativas de la liquidez, V6, V7 y V10 de solvencia, y por las variables V8 y V11.

También es importante resaltar que, para la mayor parte de las variables, los valores son superiores en el caso de las empresas solventes que en el caso de las empresas concursadas. Concretamente, los valores medios de las variables son superiores en las empresas solventes en un 57% en M1, en un 50% en la M2 y en un 64% en el caso de M3.

La variable V1, que define la rentabilidad mediante el ratio ROA, siempre presenta valores superiores en las solventes. Pero además de ser negativo para las empresas en convenio y en liquidación, en los 3 años muestrales cabe destacar una tasa del -10% para las liquidadas en M3, ya que en las otras muestras se mantiene entre -1 y -2,5%. Para el caso de V2, que mide el fondo de maniobra comparando activo corriente y pasivo corriente, las empresas en convenio siempre presentan valores superiores, pero no puede observarse un patrón de tendencia a medida que nos alejamos del año de la declaración de concurso de acreedores.

Para las variables V3, V4 y V5, que miden liquidez y eficiencia, las solventes siempre presentan valores medios mayores y positivos, destacando también los valores medios negativos que presenta las empresas liquidadas en V3, que registran un -6% en M1 y en M2, y un -13% en M3.

Para V7 y V8 las liquidadas siempre presentan valores superiores a las empresas en convenio, y éstas a su vez, también presentan valores superiores a las solventes.

Por su parte, la variable V9, aparentemente, no sigue ningún patrón determinado ya que en cada muestra hay una categoría de empresa que presenta valores mayores. Por el contrario, la variable V10 se comporta de manera exactamente igual en todos los años, siendo las liquidadas las que presentan un mayor valor medio respecto a las solventes y a las que están en convenio.

En su comportamiento, las variables V12 y V13 son muy parecidas, pues en las tres muestras presentan, aproximadamente, los mismos valores, aunque siempre superiores en las solventes.

Por último, analizando la variable V17, y debido a los mayores valores medios en las solventes, nos indica que dichas empresas tienen un mayor número medio de miembros en los órganos de gobierno, siendo las empresas liquidadas las que menos tienen.

Además, de la observación de las desviaciones típicas, así como de los mínimos y máximos, se puede constatar la gran dispersión que existe en la mayor parte de los casos.

Dispersión que por otro lado era previsible por las características propias de la información financiera, lo cual ha sido constatado por diversos autores (Fernández et al., 2009). Si bien y como se ha indicado, en general todas las variables presentan una gran dispersión, ésta es algo más acentuada en el caso de las variables de rentabilidad.

Aunque en este análisis descriptivo se han podido apreciar indicios de qué variables podrán resultar relevantes en el estudio de la insolvencia, no es posible llegar aún a concluir si estas variables son realmente significativas, en tanto este primer análisis resultaría insuficiente para valorar si las diferencias presentadas son precisamente por su significación o por la variabilidad propia que presentan las variables económicas. Esto lleva a requerir la realización de distintos tests que permitan valorar la significación de tales variables en el análisis de la insolvencia.

Tabla 4.9: Estadísticos descriptivos. M1

Var.	Media			Desviación Típica			Mínimo			Máximo		
	Solventes	Convenio	Liquidación	Solventes	Convenio	Liquidación	Solventes	Convenio	Liquidación	Solventes	Convenio	Liquidación
V1	0,0314	-0,0552	-0,2665	0,0353	0,1512	0,5882	-0,0671	-0,6213	-3,3274	0,1609	0,2440	0,1883
V2	1,6568	4,8104	1,5819	1,0388	23,2885	4,0541	0,0801	0,0005	0,0026	5,2429	177,0063	31,3748
V3	0,1633	-0,0053	-6,1948	0,2160	0,5599	48,3492	-0,2788	-1,6780	-386,9155	0,7092	0,9011	0,9480
V4	0,0602	-0,0066	-0,0738	0,0474	0,1418	0,1621	-0,0180	-0,5028	-0,4327	0,2557	0,3263	0,3177
V5	1,0578	0,4105	0,8496	0,7282	0,4195	1,0708	0,0151	0,0009	0,0013	3,7564	2,0877	6,2461
V6	1,2054	4,5729	0,6501	0,7023	27,7891	0,5869	0,1099	0,0033	0,0008	3,8804	197,0961	3,7539
V7	0,2015	0,4831	1,0589	0,1977	0,3983	4,6569	0,0005	0,0146	0,0003	0,8550	1,9683	33,8716
V8	0,5093	0,5953	0,6781	0,2757	0,3390	0,3182	0,0061	0,0005	0,0172	0,9838	1,0000	1,0000
V9	0,0802	0,2798	1,4537	0,0807	1,5277	8,4330	-0,0518	-2,2018	-11,0950	0,3687	9,8710	53,7269
V10	0,5549	0,9796	9,2151	0,2388	0,4357	58,3374	0,0502	0,0790	0,5979	1,5252	2,3797	421,7871
V11	0,1574	0,0951	0,1753	0,1590	0,1205	0,2715	0,0001	0,0003	0,0010	0,7373	0,4582	1,4667
V12	0,1477	0,0004	-0,1187	0,1418	0,2192	0,2405	-0,0780	-0,4147	-0,9363	0,5806	1,0782	0,2131
V13	4,5979	4,0198	3,6331	0,6793	0,7359	1,0338	3,0452	1,7991	0,1631	6,4195	6,4871	5,7618
V17	3,7400	2,6500	1,9000	3,2050	2,7870	1,6040	1,0000	1,0000	1,0000	15,0000	15, 0000	9, 0000

Fuente: elaboración propia

Tabla 4.10: Estadísticos descriptivos. M2

Var.	Media			Desviación Típica			Mínimo			Máximo		
	Solventes	Convenio	Liquidación	Solventes	Convenio	Liquidación	Solventes	Convenio	Liquidación	Solventes	Convenio	Liquidación
V1	0,0314	-0,0196	-0,1156	0,0353	0,2538	0,2723	-0,0671	-0,4675	-1,1556	0,1609	1,6268	0,0821
V2	1,6568	2,7208	3,8337	1,0388	7,0328	12,5418	0,0801	0,0004	0,0025	5,2429	50,8962	80,7154
V3	0,1633	0,0473	-6,0413	0,2160	0,0326	49,1007	-0,2788	-1,3541	-395,7974	0,7092	0,9781	0,9704
V4	0,0602	-0,0157	-0,0225	0,0474	0,1192	0,1760	-0,0180	-0,4357	-0,8378	0,2557	0,2546	0,1359
V5	1,0578	0,5085	0,9092	0,7282	0,4994	0,7619	0,0151	0,0035	0,0155	3,7564	2,1904	3,0967
V6	1,2054	0,6999	3,5249	0,7023	0,6530	20,6486	0,1099	0,0572	0,0007	3,8804	3,6546	158,0033
V7	0,2015	0,4067	1,0131	0,1977	0,2679	4,7672	0,0005	0,0003	0,0001	0,8550	0,9488	34,6732
V8	0,5093	0,6268	0,7036	0,2757	0,3274	0,3082	0,0061	0,0004	0,0394	0,9838	1,0000	1,0000
V9	0,0802	0,9064	0,0844	0,0807	5,5449	1,0117	-0,0518	-2,6154	-3,5323	0,3687	38,5678	3,6145
V10	0,5549	0,8769	9,2064	0,2388	0,2417	59,7062	0,0502	0,2706	0,4156	1,5252	1,4509	431,4706
V11	0,1574	0,1250	0,1851	0,1590	0,2271	0,2954	0,0001	0,0008	0,0044	0,7373	1,4552	1,4957
V12	0,1399	-0,0414	-0,0186	0,1315	0,2042	0,1728	-0,0780	-1,2705	-0,8972	0,5806	0,2283	0,1663
V13	4,5979	4,0506	3,6024	0,6793	0,7246	1,0727	3,0452	1,8603	0,1530	6,4195	6,5602	5,5379
V17	3,7400	2,6500	1,8900	3,2000	2,7900	1,5900	1, 0000	1, 0000	1, 0000	15, 0000	15, 0000	9, 0000

Fuente: elaboración propia

Tabla 4.11: Estadísticos descriptivos. M3

Var.	Media			Desviación Típica			Mínimo			Máximo		
	Solventes	Convenio	Liquidación	Solventes	Convenio	Liquidación	Solventes	Convenio	Liquidación	Solventes	Convenio	Liquidación
V1	0,0314	-0,0226	-10,1279	0,0353	0,1646	72,8031	-0,0671	-0,5679	-525,0216	0,1609	0,4978	0,1672
V2	1,6568	11,8196	1,8629	1,0388	55,3617	4,6656	0,0801	0,0938	0,0012	5,2429	328,6327	35,6119
V3	0,1633	-0,0147	-13,4841	0,2160	0,8203	106,0631	-0,2788	-3,8546	-828,2782	0,7092	0,9657	0,9505
V4	0,0602	0,0164	0,0186	0,0474	0,2374	0,1137	-0,0180	-0,5028	-0,5784	0,2557	0,7303	0,1740
V5	1,0578	0,7247	1,0485	0,7282	0,8168	0,8481	0,0151	0,0000	0,0044	3,7564	3,6951	2,7958
V6	1,2392	14,0894	0,8545	0,7811	74,6671	0,7448	0,1099	0,0027	0,0024	4,7959	423,2390	4,2215
V7	0,2015	0,4512	1,7907	0,1977	0,4225	10,4442	0,0005	0,0251	0,0010	0,8550	1,7431	72,6192
V8	0,5093	0,6869	0,7106	0,2757	0,2931	0,3028	0,0061	0,0972	0,0637	0,9838	1,0000	1,0000
V9	0,0802	-0,0843	-0,6205	0,0807	1,2678	5,0612	-0,0518	-5,1558	-37,0534	0,3687	3,7711	3,5159
V10	0,5549	0,9689	19,6193	0,2388	0,5173	130,0555	0,0502	0,2444	0,2890	1,5252	3,3652	901,8974
V11	0,1574	0,2083	0,1919	0,1590	0,2695	0,3275	0,0001	0,0008	0,0024	0,7373	1,0993	1,9999
V12	0,1477	-0,0064	0,0324	0,1418	0,1337	0,0837	-0,0780	-0,3542	-0,1400	0,5806	0,3194	0,3408
V13	4,5979	3,9961	3,5647	0,6793	0,9025	1,0370	3,0452	1,6999	-0,1681	6,4195	6,5602	5,6076
V17	3,7400	2,5600	1,9300	3,2050	2,2990	1,6350	1, 0000	1, 0000	1, 0000	15, 0000	9, 0000	9, 0000

Fuente: elaboración propia

4.3.1.2 Análisis de Normalidad.

A continuación procede analizar la normalidad de las distintas variables. Este análisis es necesario para poder determinar cuáles serán los tests aplicables para el análisis de la significación de cada una de estas variables, de forma individual, en la predicción de la viabilidad empresarial. En el caso de resultar variables con distribución normal, los tests serán paramétricos, y sin embargo, en caso de no resultar normales los test que se aplicarán serán los no paramétricos.

Para el análisis de la normalidad también se diferenciará en cada una de las muestras los elementos correspondientes a empresas solventes, en convenio y en liquidación, debiendo cumplirse la normalidad en la distribución en cada uno de los grupos para poder considerarla como una variable con distribución normal.

El test a utilizar es el de Kolmogorov-Smirnov, cuya hipótesis nula es que los datos son normales. El cumplimiento del supuesto de normalidad implica que cada variable, en cada una de las muestras, y para todas las categorías, sean normales, es decir, que se acepte la hipótesis nula, y por tanto que el nivel de significación sea como mínimo, superior al 0,1, 0,05 y 0,01.

En las tablas 4.12, 4.13 y 4.14 se muestran los resultados del test de Kolmogorov-Smirnov, así como el nivel de significación en cada caso. Como se puede comprobar, la mayoría de variables analizadas no cumplen la normalidad.

Observando las 3 muestras, la única variable que cumple la normalidad tanto respecto al tipo de empresa como al tipo de muestra es la variable V13 (log Total Activo), independientemente del nivel de significación al que sea sometida. Por otra parte, hay unas pocas variables que cumplen la normalidad para 2 tipos de empresas, como por ejemplo V3 en M1 y M2. En consecuencia, y a excepción de la V13, no podemos afirmar que haya variables que cumplan la hipótesis de normalidad.

El incumplimiento de la normalidad tiene incidencia en el estudio empírico realizado porque para proseguir con el análisis descriptivo deberán aplicarse tests no paramétricos (utilizados para variables no normales), no correspondiendo aplicar los tests paramétricos, pues requieren de la normalidad.

Tabla 4.12: Test Kolmogorov-Smirnov (K-S). M1

Variables	Solventes		Convenio		Liquidación	
	K-S	Sig	K-S	Sig	K-S	Sig
V1	0,114	0,001	0,201	0,000	0,305	0,000
V2	0,115	0,001	0,442	0,000	0,376	0,000
V3	0,083	0,056	0,095	0,200	0,516	0,000
V4	0,133	0,000	0,154	0,088	0,187	0,005
V5	0,090	0,028	0,218	0,000	0,214	0,000
V6	0,137	0,000	0,502	0,000	0,164	0,001
V7	0,155	0,000	0,134	0,019	0,443	0,000
V8	0,090	0,028	0,138	0,008	0,220	0,000
V9	0,117	0,001	0,247	0,000	0,396	0,000
V10	0,063	0,200	0,186	0,000	0,520	0,000
V11	0,161	0,000	0,241	0,000	0,267	0,000
V12	0,181	0,000	0,231	0,000	0,162	0,006
V13	0,081	0,071	0,067	0,200	0,091	0,200
V17	0,197	0,000	0,302	0,000	0,286	0,000

Fuente: elaboración propia

Tabla 4.13: Test Kolmogorov-Smirnov (K-S). M2

Variables	Solventes		Convenio		Liquidación	
	K-S	Sig	K-S	Sig	K-S	Sig
V1	0,114	0,001	0,350	0,000	0,299	0,000
V2	0,115	0,001	0,349	0,000	0,443	0,000
V3	0,083	0,056	0,068	0,200	0,522	0,000
V4	0,133	0,000	0,212	0,001	0,304	0,000
V5	0,090	0,028	0,195	0,000	0,120	0,039
V6	0,137	0,000	0,206	0,000	0,490	0,000
V7	0,155	0,000	0,107	0,200	0,485	0,000
V8	0,090	0,028	0,127	0,021	0,188	0,000
V9	0,117	0,001	0,444	0,000	0,229	0,000
V10	0,063	0,200	0,105	0,200	0,530	0,000
V11	0,161	0,000	0,292	0,000	0,270	0,000
V12	0,174	0,000	0,223	0,000	0,254	0,000
V13	0,081	0,071	0,071	0,200	0,102	0,090
V17	0,197	0,000	0,302	0,000	0,290	0,000

Fuente: elaboración propia

Tabla 4.14: Test Kolmogorov-Smirnov (K-S). M3

Variables	Solventes		Convenio		Liquidación	
	K-S	Sig	K-S	Sig	K-S	Sig
V1	0,114	0,001	0,288	0,000	0,533	0,000
V2	0,115	0,001	0,476	0,000	0,353	0,000
V3	0,083	0,056	0,216	0,000	0,531	0,000
V4	0,133	0,000	0,280	0,000	0,241	0,000
V5	0,090	0,028	0,187	0,009	0,109	0,094
V6	0,152	0,000	0,516	0,000	0,189	0,000
V7	0,155	0,000	0,185	0,012	0,511	0,000
V8	0,090	0,028	0,158	0,027	0,193	0,000
V9	0,117	0,001	0,274	0,000	0,400	0,000
V10	0,063	0,200	0,295	0,000	0,536	0,000
V11	0,161	0,000	0,226	0,000	0,281	0,000
V12	0,181	0,000	0,161	0,071	0,178	0,002
V13	0,081	0,071	0,093	0,200	0,114	0,046
V17	0,197	0,000	0,339	0,000	0,284	0,000

Fuente: elaboración propia

4.3.1.3 Test No Paramétricos.

A continuación se aplicará a cada una de las variables un test no paramétrico con objeto de constatar si estas variables son significativamente distintas entre las tres categorías objeto de análisis. Los tests no paramétricos son menos robustos que los tests paramétricos, pero cuentan con la principal ventaja de no requerir la normalidad en los datos.

En nuestro caso usaremos la prueba H de Kruskal-Wallis (a veces también llamada el "ANOVA de una vía sobre los rangos"). Es una prueba no paramétrica basada en el rango que se puede utilizar para determinar si existen diferencias estadísticamente significativas entre los dos o más grupos de una variable independiente y una variable dependiente continua u ordinal. Se considera la alternativa no paramétrica a la ANOVA de una vía, y una extensión de la prueba de Mann-Whitney para permitir la comparación de más de dos grupos independientes.

Para el desarrollo de esta prueba tomamos la hipótesis nula de que no existen diferencias estadísticas significativas entre los grupos observados. Además, las variables V14, V15 y V16 quedan excluidas de este análisis debido a su carácter dicotómico o nominal. Los resultados de dicha prueba se muestran a continuación (tabla 4.15)

Tabla 4.15: Test Kruskal-Wallis

Variables	M1		M2		M3	
	Chi-cuadrado	Sig.	Chi-cuadrado	Sig.	Chi-cuadrado	Sig.
V1	81,399	0,000	75,410	0,000	48,210	0,000
V2	20,232	0,000	8,182	0,017	7,210	0,027
V3	18,114	0,000	5,041	0,080	2,867	0,238
V4	34,883	0,000	23,403	0,000	17,477	0,000
V5	35,476	0,000	24,117	0,000	8,247	0,016
V6	45,753	0,000	32,787	0,000	17,869	0,000
V7	31,241	0,000	26,766	0,000	12,862	0,002
V8	15,741	0,000	22,193	0,000	26,109	0,000
V9	3,812	0,149	3,099	0,212	2,435	0,296
V10	107,905	0,000	86,701	0,000	72,198	0,000
V11	9,258	0,010	6,217	0,045	0,035	0,983
V12	84,098	0,000	76,726	0,000	51,381	0,000
V13	48,942	0,000	50,298	0,000	51,801	0,000
V17	21,820	0,000	22,409	0,000	19,732	0,000

Fuente: elaboración propia

Aunque en la tabla 4.15 aparezca el estadístico Chi-cuadrado, el estadístico utilizado es H de Kruskal-Wallis. Chi-cuadrado es una transformación porque H no tiene distribución de probabilidad conocida y, por ese motivo, se transforma en *chi* para poder asignar esos valores de probabilidad. Como se puede observar, hay muy pocas variables que cumplan la hipótesis nula que se ha especificado anteriormente. A pesar de que a medida que nos

vamos alejando del año de la situación de concurso se cumple en más variables, la única en la que se acepta dicha hipótesis, a un nivel de significación del 0,05, en los 3 años es la variable V9, es decir, es la única de las que puede afirmarse que tienen diferencias estadísticas significativas para todas las muestras.

En la muestra M1 la variable V9 acepta la hipótesis nula con un nivel de significación del 0,05. En la muestra M2 son dos las variables que aceptan la hipótesis nula, V3 y V9. Por último, en la muestra M3 asciende a tres el número de variables que aceptan dicha hipótesis nula (V3, V9 y V11).

4.3.1.4 Análisis de Correlación.

Para finalizar el análisis exploratorio se procederá al cálculo de las correlaciones que se producen entre las variables, considerando cada pareja de variables posible, incluida, propiamente, la variable insolvencia (que en nuestro caso es la variable dependiente).

En las tablas 4.16, 4.17 y 4.18 se muestra el análisis de correlación bilateral para las muestras M1, M2 y M3, respectivamente.

Para analizar las correlaciones se ha utilizado el coeficiente de correlación de Pearson. Los valores de los distintos coeficientes estarán comprendidos entre -1 (una relación negativa perfecta) y $+1$ (una relación positiva perfecta). Un valor 0 indica que no existe una relación lineal entre las variables seleccionadas.

Este análisis permite, no solo conocer a priori el signo de la relación entre variables, sino el grado de relación existente entre las mismas. Se deberá, por tanto, tener especial cuidado en el análisis confirmatorio con aquellas variables que presenten alta correlación, con objeto de no contar con variables redundantes en los modelos, y que puedan distorsionar los resultados obtenidos.

En el análisis de los coeficientes de correlación en cada una de las muestras se constata que aquellas parejas de variables que presentan una alta correlación, mantienen este elevado coeficiente en las tres muestras seleccionadas.

Respecto a la variable dependiente (solvencia) observamos que, a medida que nos alejamos del año de la declaración de concurso de acreedores y como era de esperar, el número de variables independientes correlacionadas con dicha variable dependiente va disminuyendo. Para M1 suman un total de 11 las variables explicativas correlacionadas con la explicada. Con valores positivos, y de menor a mayor importancia tenemos V7 (14,8%), V8 (22,9%), V14 (32%) y V15 (34,7%), mientras que con correlaciones negativas aparecen V5 (-15,6%), V16 (-27,2%), V17 (-27,5%), V1 (-35,9%), V13 (-45,8%), V4 (-47,9%) y V12 (-50,6%).

Por otro lado, para M2 son 10 las variables independientes que tienen una correlación significativa con la variable de solvencia. Con valores positivos son las mismas variables que para M1 pero con unas pequeñas variaciones: V7 (13,5%), V8 (27%), V14 (31%) y V15 (34,5%). En contraposición, y con valores negativos: V17 (-27,8%), V16

(-28,8%), V1 (-30,5%), V4 (-33,7%), V12 (-40,6%) y V13 (-46,2%). Por último, 3 años antes de la declaración de concurso de acreedores (M3), tan solo son 8 las variables correlacionadas. Entre las positivas aparecen V14 (29,3%), V8 (30,6%) y V15 (37,4%). Y entre las negativas V4 (-17,5%), V16 (-27,6%), V17 (-28,9%), V12 (-38,4%) y V13 (-48,2%).

No obstante lo anterior, hay una serie de parejas de variables independientes que también tienen una elevada correlación entre ellas, algo que era previsible ante la similitud en el cálculo de muchas de las variables utilizadas en la literatura previa.

Como resumen del análisis exploratorio realizado, es posible concluir que de las 17 variables consideradas, muchas de ellas muestran signos de ser variables relevantes en el análisis, siendo las variables menos correlacionadas con la variable dependiente la V6 y la V11 para todas las muestras, la variable V2 en el caso de las muestras M1 y M3, la V3 y V9 en la M2 y, por último, la variable V5 en el caso de la M3.

Tabla 4.16: Correlación de Pearson. M1

	Depend	V1	V2	V3	V4	V5	V6	V7	V8	V9	V10	V11	V12	V13	V14	V15	V16	V17
Depend	1	-0,359**	0,014	-0,099	-0,479**	-0,156*	0,000	0,148*	0,229**	0,124	0,114	0,014	-0,506**	-0,458**	0,320**	0,347**	-0,272**	-0,275**
V1	-0,359**	1	0,034	0,047	0,967**	-0,402**	0,024	-0,092	-0,054	-0,281**	-0,058	-0,210**	0,709**	0,332**	-0,051	-0,089	0,130	0,131
V2	0,014	0,034	1	0,016	0,055	-0,079	0,982**	-0,016	-0,043	-0,017	-0,017	-0,044	0,226**	-0,002	0,069	0,079	-0,048	-0,045
V3	-0,099	0,047	0,016	1	0,292**	-0,098	0,01	-0,989**	-0,082	0,006	-1,000**	-0,036	0,436**	0,298**	-0,054	-0,045	-0,077	0,000
V4	-0,479**	0,967**	0,055	0,292**	1	0,205**	0,329**	-0,286**	0,052	0,212**	-0,432**	0,179*	0,758**	0,148	-0,065	-0,145	0,055	-0,033
V5	-0,156*	-0,402**	-0,079	-0,098	0,205**	1	-0,072	-0,261**	0,321**	0,178*	0,100	0,087	-0,043	-0,311**	-0,125	-0,291**	-0,120	-0,155*
V6	0,000	0,024	0,982**	0,010	0,329**	-0,072	1	-0,018	-0,104	-0,010	-0,012	-0,032	0,454**	-0,016	0,052	0,085	-0,056	-0,043
V7	0,148*	-0,092	-0,016	-0,989**	-0,286**	-0,261**	-0,018	1	0,08	0,000	0,992**	0,022	-0,377**	-0,350**	0,08	0,086	0,069	-0,004
V8	0,229**	-0,054	-0,043	-0,082	0,052	0,321**	-0,104	0,080	1	0,098	0,099	0,187**	-0,032	-0,254**	0,097	-0,216**	-0,184**	-0,229**
V9	0,124	-0,281**	-0,017	0,006	0,212**	0,178*	-0,010	0,000	0,098	1	0	0,041	0,051	-0,240**	0,088	0,137*	-0,072	-0,068
V10	0,114	-0,058	-0,017	-1,000**	-0,432**	0,100	-0,012	0,992**	0,099	0	1	0,052	-0,677**	-0,358**	0,062	0,051	0,075	-0,005
V11	0,014	-0,210**	-0,044	-0,036	0,179*	0,087	-0,032	0,022	0,187**	0,041	0,052	1	0,011	-0,204**	-0,020	-0,065	-0,084	-0,073
V12	-0,506**	0,709**	0,226**	0,436**	0,758**	-0,043	0,454**	-0,377**	-0,032	0,051	-0,677**	0,011	1	0,291**	-0,086	-0,228**	0,162*	0,105
V13	-0,458**	0,332**	-0,002	0,298**	0,148	-0,311**	-0,016	-0,350**	-0,254**	-0,240**	-0,358**	-0,204**	0,291**	1	-0,321**	-0,120	0,448**	0,463**
V14	0,320**	-0,051	0,069	-0,054	-0,065	-0,125	0,052	0,08	0,097	0,088	0,062	-0,02	-0,086	-0,321**	1	0,112	-0,315**	-0,334**
V15	0,347**	-0,089	0,079	-0,045	-0,145	-0,291**	0,085	0,086	-0,216**	0,137*	0,051	-0,065	-0,228**	-0,12	0,112	1	-0,024	0,001
V16	-0,272**	0,130	-0,048	-0,077	0,055	-0,120	-0,056	0,069	-0,184**	-0,072	0,075	-0,084	0,162*	0,448**	-0,315**	-0,024	1	0,711**
V17	-0,275**	0,131	-0,045	0,000	-0,033	-0,155*	-0,043	-0,004	-0,229**	-0,068	-0,005	-0,073	0,105	0,463**	-0,334**	0,001	0,711**	1

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

* . La correlación es significativa al nivel 0,05

Fuente: elaboración propia

Tabla 4.17 Correlación de Pearson. M2

	Depend	V1	V2	V3	V4	V5	V6	V7	V8	V9	V10	V11	V12	V13	V14	V15	V16	V17
Depend	1	-0,305**	0,123	-0,095	-0,337**	-0,13	0,081	0,135*	0,270**	0,018	0,111	0,040	-0,406**	-0,462**	0,310**	0,345**	-0,288**	-0,278**
V1	-0,305**	1	0,030	0,103	0,978**	0,018	0,139*	-0,192**	-0,102	-0,103	-0,181**	0,086	0,779**	0,178**	-0,022	-0,089	0,038	0,044
V2	0,123	0,030	1	0,028	0,065	-0,082	0,707**	0,009	0,200**	0,192**	-0,028	0,258**	0,01	-0,174**	0,057	-0,007	-0,007	-0,038
V3	-0,095	0,103	0,028	1	0,282**	0,042	0,013	-0,994**	-0,079	0,009	-1,000**	-0,033	0,200**	0,291**	-0,055	-0,045	-0,079	-0,001
V4	-0,337**	0,978**	0,065	0,282**	1	0,095	0,202**	-0,275**	0,050	0,217**	-0,495**	0,281**	0,606**	0,307**	-0,125	-0,129	0,162*	0,073
V5	-0,130	0,018	-0,082	0,042	0,095	1	0,161*	-0,450**	0,367**	-0,057	-0,115	0,017	0,239**	-0,325**	-0,088	-0,267**	-,136*	-0,185**
V6	0,081	0,139*	0,707**	0,013	0,202**	0,161*	1	-0,117	0,047	-0,112	-0,105	0,494**	0,370**	-0,276**	0,049	0,013	-0,053	-0,042
V7	0,135*	-0,192**	0,009	-0,994**	-0,275**	-0,450**	-0,117	1	0,083	0,013	0,995**	0,022	-0,274**	-0,353**	0,076	0,075	0,075	-0,004
V8	0,270**	-0,102	0,200**	-0,079	0,05	0,367**	0,047	0,083	1	0,144*	0,095	0,175**	0,03	-0,238**	0,100	-0,215**	-,200**	-0,255**
V9	0,018	-0,103	0,192**	0,009	0,217**	-0,057	-0,112	0,013	0,144*	1	-0,006	-0,059	-0,037	-0,029	0,031	-0,037	-0,026	0,011
V10	0,111	-0,181**	-0,028	-1,000**	-0,495**	-0,115	-0,105	0,995**	0,095	-0,006	1	0,047	-0,485**	-0,363**	0,061	0,049	0,077	-0,003
V11	0,04	0,086	0,258**	-0,033	0,281**	0,017	0,494**	0,022	0,175**	-0,059	0,047	1	0,190**	-0,244**	-0,004	0,036	-0,084	-0,086
V12	-0,406**	0,779**	0,010	0,200**	0,606**	0,239**	0,370**	-0,274**	0,03	-0,037	-0,485**	0,190**	1	0,163*	-0,102	-0,277**	0,206**	0,074
V13	-0,462**	0,178**	-0,174**	0,291**	0,307**	-0,325**	-0,276**	-0,353**	-0,238**	-0,029	-0,363**	-0,244**	0,163*	1	-0,298**	-0,128*	0,442**	0,458**
V14	0,310**	-0,022	0,057	-0,055	-0,125	-0,088	0,049	0,076	0,100	0,031	0,061	-0,004	-0,102	-0,298**	1	0,111	-0,317**	-0,332**
V15	0,345**	-0,089	-0,007	-0,045	-0,129	-0,267**	0,013	0,075	-0,215**	-0,037	0,049	0,036	-0,277**	-0,128*	0,111	1	-0,024	0,001
V16	-0,288**	0,038	-0,007	-0,079	0,162*	-0,136*	-0,053	0,075	-0,200**	-0,026	0,077	-0,084	0,206**	0,442**	-0,317**	-0,024	1	0,716**
V17	-0,278**	0,044	-0,038	-0,001	0,073	-0,185**	-0,042	-0,004	-0,255**	0,011	-0,003	-0,086	0,074	0,458**	-0,332**	0,001	0,716**	1

** La correlación es significativa al nivel 0,01

* La correlación es significativa al nivel 0,05

Fuente: elaboración propia

Tabla 4.18: Correlación de Pearson. M3

	Depend	V1	V2	V3	V4	V5	V6	V7	V8	V9	V10	V11	V12	V13	V14	V15	V16	V17
Depend	1	-0,108	0,027	-0,099	-0,175*	-0,025	0,015	0,123	0,306**	-0,108	0,117	0,071	-0,384**	-0,482**	0,293**	0,374**	-0,276**	-0,289**
V1	-0,108	1	0,011	1,000**	0,975**	0,101	0,008	-0,999**	-0,095	-0,019	-1,000**	-0,558**	0,669**	0,327**	-0,065	-0,049	-0,08	0,002
V2	0,027	0,011	1	0,011	0,016	-0,108	0,992**	-0,009	-0,075	-0,01	-0,012	-0,03	-0,099	-0,016	0,078	0,098	-0,062	-0,051
V3	-0,099	1,000**	0,011	1	0,268**	0,055	0,008	-0,999**	-0,09	-0,019	-1,000**	-0,542**	0,164*	0,321**	-0,063	-0,049	-0,079	0
V4	-0,175*	0,975**	0,016	0,268**	1	0,235**	0,191*	-0,188*	0,107	0,480**	-0,229**	0,253**	0,626**	0,016	0,114	-0,254**	-0,063	-0,135
V5	-0,025	0,101	-0,108	0,055	0,235**	1	-0,093	-0,412**	0,367**	-0,011	-0,031	0,072	0,201**	-0,453**	0,003	-0,149*	-0,211**	-0,239**
V6	0,015	0,008	0,992**	0,008	0,191*	-0,093	1	-0,009	-0,107	0,003	-0,009	-0,023	-0,092	-0,022	0,066	0,102	-0,064	-0,051
V7	0,123	-0,999**	-0,009	-0,999**	-0,188*	-0,412**	-0,009	1	0,093	0,021	0,999**	0,656**	-0,286**	-0,388**	0,072	0,072	0,079	-0,002
V8	0,306**	-0,095	-0,075	-0,09	0,107	0,367**	-0,107	0,093	1	-0,084	0,104	0,239**	-0,174*	-0,318**	0,115	-0,162*	-0,198**	-0,272**
V9	-0,108	-0,019	-0,01	-0,019	0,480**	-0,011	0,003	0,021	-0,084	1	0,02	0,034	0,119	0,047	-0,066	-0,021	0,063	0,042
V10	0,117	-1,000**	-0,012	-1,000**	-0,229**	-0,031	-0,009	0,999**	0,104	0,02	1	0,665**	-0,513**	-0,412**	0,069	0,058	0,078	-0,004
V11	0,071	-0,558**	-0,03	-0,542**	0,253**	0,072	-0,023	0,656**	0,239**	0,034	0,665**	1	0,187*	-0,384**	0,024	0,063	-0,037	-0,067
V12	-0,384**	0,669**	-0,099	0,164*	0,626**	0,201**	-0,092	-0,286**	-0,174*	0,119	-0,513**	0,187*	1	0,043	-0,08	-0,236**	0,153*	0,021
V13	-0,482**	0,327**	-0,016	0,321**	0,016	-0,453**	-0,022	-0,388**	-0,318**	0,047	-0,412**	-0,384**	0,043	1	-0,270**	-0,154*	0,430**	0,484**
V14	0,293**	-0,065	0,078	-0,063	0,114	0,003	0,066	0,072	0,115	-0,066	0,069	0,024	-0,08	-0,270**	1	0,134	-0,302**	-0,354**
V15	0,374**	-0,049	0,098	-0,049	-0,254**	-0,149*	0,102	0,072	-0,162*	-0,021	0,058	0,063	-0,236**	-0,154*	0,134	1	-0,032	-0,027
V16	-0,276**	-0,08	-0,062	-0,079	-0,063	-0,211**	-0,064	0,079	-0,198**	0,063	0,078	-0,037	0,153*	0,430**	-0,302**	-0,032	1	0,707**
V17	-0,289**	0,002	-0,051	0	-0,135	-0,239**	-0,051	-0,002	-0,272**	0,042	-0,004	-0,067	0,021	0,484**	-0,354**	-0,027	0,707**	1

** . La correlación es significativa al nivel 0,01

* . La correlación es significativa al nivel 0,05

Fuente: elaboración propia

4.3.2 ANÁLISIS CONFIRMATORIO.

En el presente apartado del capítulo 4 se llevará a cabo una evaluación de los resultados obtenidos tras la aplicación de las metodologías seleccionadas. En primer lugar, dicha evaluación se hará conforme a los diferentes horizontes temporales que corresponden a 1, 2 y 3 años antes del momento del procedimiento concursal (M1, M2 y M3, respectivamente). Asimismo, y dentro de cada periodo muestral, se diferencia el poder de clasificación de cada uno de los modelos empleados para el análisis y la significación que tienen las variables en dichos modelos. Por último, se realizará un análisis comparativo de los resultados obtenidos por el mejor de los clasificadores.

Como paso previo a lo anterior, se dejará constancia, a continuación, de la arquitectura de las técnicas de clasificación multiclase desarrolladas especialmente para la presente investigación.

4.3.2.1 Técnicas de clasificación multiclase y algoritmos seleccionados.

En la presente investigación se utilizan tres técnicas de clasificación para analizar los conjuntos de datos que componen las tres muestras seleccionadas: Análisis Discriminante Múltiple (MDA), Clasificador Bayesiano Ingenuo (CBI), y Árboles de Decisión (DT). Por tanto se utilizarán técnicas tanto estadísticas como computacionales con objeto de conseguir una mayor robustez en los resultados.

No obstante lo anterior, y dado que la literatura previa sobre predicción de insolvencia ha constatado recientemente

las excelentes posibilidades de los métodos híbridos de clasificación (Anandarajan et al., 2001; Ravisankar et al., 2010; Ravisankar y Ravi, 2010; Lin, Yeh y Lee, 2011; Chen, 2013; Peng et al., 2011), se ha decidido combinar las técnicas de clasificación multiclase con una modificación del algoritmo denominado C4.5 desarrollado por Quinlan (1993). Como consecuencia, los métodos propuestos para el presente trabajo son, en realidad, híbridos. Así, para cada uno de los tres métodos seleccionados, se ha construido el algoritmo que se presenta a continuación.

Concretamente, el algoritmo aplicado consiste en probar, para cada técnica de análisis, con distintos conjuntos de variables independientes, con el objetivo de averiguar cuál de ellos da un mejor rendimiento de clasificación. Posteriormente se comprueba el resultado que da el mejor conjunto de variables independientes seleccionadas en el proceso anterior.

El proceso de análisis computacional comienza con la inicialización de las variables donde se van a almacenar los resultados de los diferentes intentos de clasificación. Como disponemos de 17 variables independientes, probar todos los posibles conjuntos no vacíos de variables supondría hacer 2^{17} pruebas, lo que resultaría un número muy elevado. Por ello se seleccionan al azar 1000 conjuntos de variables, que dan lugar a unas pruebas que acaban en un tiempo razonable. Se ejecuta, entonces, un bucle que en cada iteración examina uno de esos 1000 conjuntos de variables, y lo usa para clasificar el conjunto de datos. Para ello se hacen 10 repeticiones por cada conjunto de variables, de tal manera que en cada repetición se divide al azar el conjunto de muestras disponible en un 80% para muestras de

entrenamiento, un 10% para muestras de validación y un 10% para muestras de testeo. Se usan las muestras de entrenamiento para entrenar el modelo, y se mide el rendimiento del clasificador obtenido sobre el conjunto de muestras de validación y sobre el conjunto de muestras de testeo. Una vez realizado el examen de los 1000 conjuntos de variables, es preciso elegir el conjunto que ofrece el mejor rendimiento. Para ello se toma el conjunto de variables que arroje el máximo de aciertos de clasificación sobre el conjunto de validación (promediado sobre las 10 repeticiones que se han hecho para cada conjunto). No obstante, y para informar sobre el rendimiento del conjunto de variables obtenido, no se usa esa media de aciertos sobre el conjunto de validación, ya que podría ser excesivamente optimista. Por el contrario, se informa del número de aciertos medio sobre el conjunto de testeo (de nuevo promediado sobre las 10 repeticiones que se han hecho para cada conjunto).

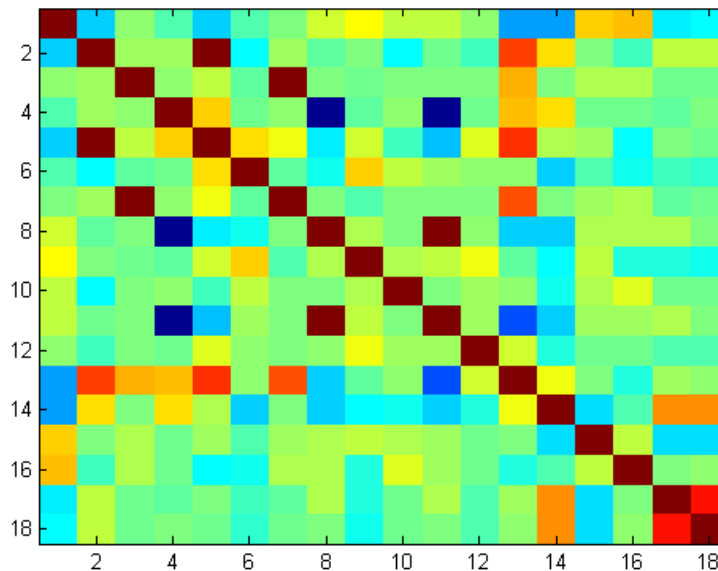
En una segunda fase, el referido algoritmo computacional parte del conjunto de variables independientes que ha dado mejores resultados en la fase anterior. Con dichas variables se realizan 100 repeticiones, tomando al azar, para cada repetición, un 80% de los datos para entrenar y un 20% para el testeo. En este caso no se necesita conjunto de validación porque ya hemos seleccionado un conjunto de variables (el conjunto de validación se usa cuando tenemos que elegir entre distintas maneras de clasificar). Una vez realizadas las 100 repeticiones, se obtienen los porcentajes definitivos de clasificación utilizando para ello la media de los aciertos sobre

el conjunto de datos de testeo (promediada sobre las 100 repeticiones)¹¹.

4.3.2.2 Resultados para M1.

Los resultados de clasificación obtenidos con los datos de la muestra M1 se presentan en la tabla 4.19. El mejor porcentaje de acierto se obtiene por aplicación del modelo CBI, obteniéndose un porcentaje máximo de clasificación en validación del 91,02%. También el CBI, para la muestra M1, se posiciona de nuevo como el modelo más acertado respecto al porcentaje medio de clasificación en testeo, con un valor del 81,93%. Se ofrece una representación gráfica de las correlaciones de las variables obtenidas por este clasificador en el gráfico 4.3 (el color más oscuro indica una mayor correlación) y una representación gráfica del DT en el gráfico 4.4.

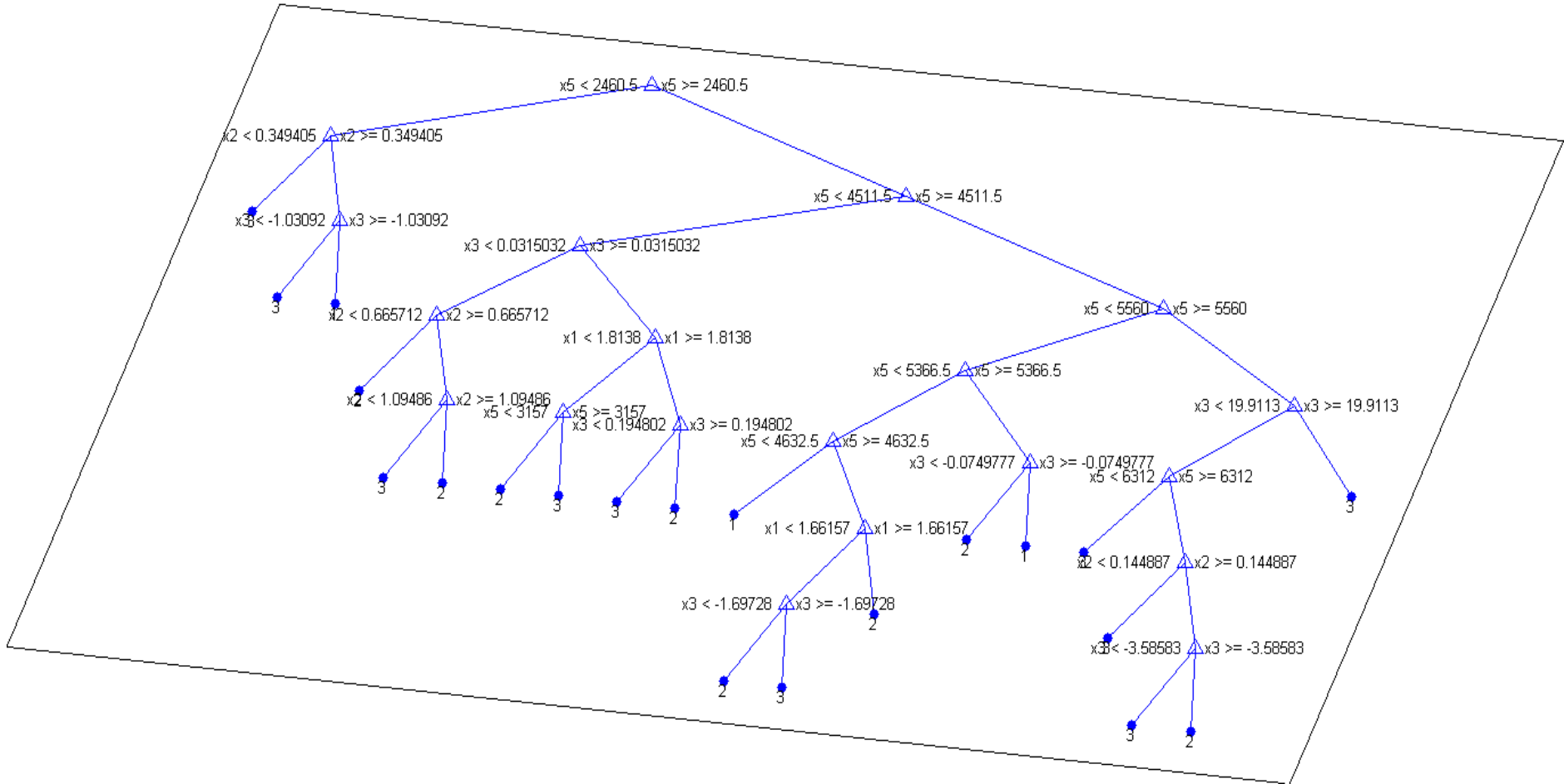
Gráfico 4.3: CBI (correlaciones). M1



Fuente: elaboración propia

¹¹ Los *scripts* correspondientes a los algoritmos aplicados a cada clasificador, asistidos por MATLAB v. R2013, aparecen en el Anexo 2.

Gráfico 4.4: Estructura DT. M1



Fuente: elaboración propia

No obstante lo anterior, y una vez identificado el CBI como el mejor clasificador, cabe destacar el resultado obtenido con MDA, ya que a pesar de no alcanzar el poder de clasificación del CBI, se queda a escasas décimas (90,61%), por lo que también se considera un buen resultado. Por su parte, el DT queda con menores niveles de clasificación respecto a los otros dos modelos, con un 74,47% de acierto máximo en validación.

Tabla 4.19: Resultados de clasificación (%). M1

Resultados	MDA	CBI	DT
% máximo de clasificación en validación	90,61	91,02	74,47
% medio de clasificación en testeo	80,32	81,93	64,61

Fuente: elaboración propia

En la tabla 4.20 aparecen el conjunto de variables significativas en cada uno de los modelos construidos. En el clasificador CBI, sobre el que hemos obtenido mejores resultados, podemos considerar que las variables que mejor explican el problema analizado son V4, V5, V7, V8, V9, V11, V12, V13, V16 y V17. Para la muestra M1, ha sido también el modelo que más variables ha seleccionado como significativas.

El segundo clasificador que mejores resultados arroja es el MDA, y las variables que mejor explican el modelo en este caso son V1, V3, V4, V5, V7, V10 y V15. Respecto al DT, desechamos el resultado obtenido pues sus niveles de acierto en todos los casos se mantienen por debajo del 80%. Además las variables que toma como explicativas para su modelo no coinciden con los otros dos clasificadores, que son los que más poder de clasificación han demostrado, a excepción de V15, que también la toma DT como variable significativa.

Cabe señalar que para la muestra M1, hay una serie de variables que coinciden en los dos mejores clasificadores (CBI y MDA) y son V4, V5 y V7, por lo que podemos considerarlas como las mejores variables para construir un modelo de predicción de insolvencia utilizando información de 1 año previo al proceso concursal.

Tabla 4.20: Conjunto de variables más sensibles. M1

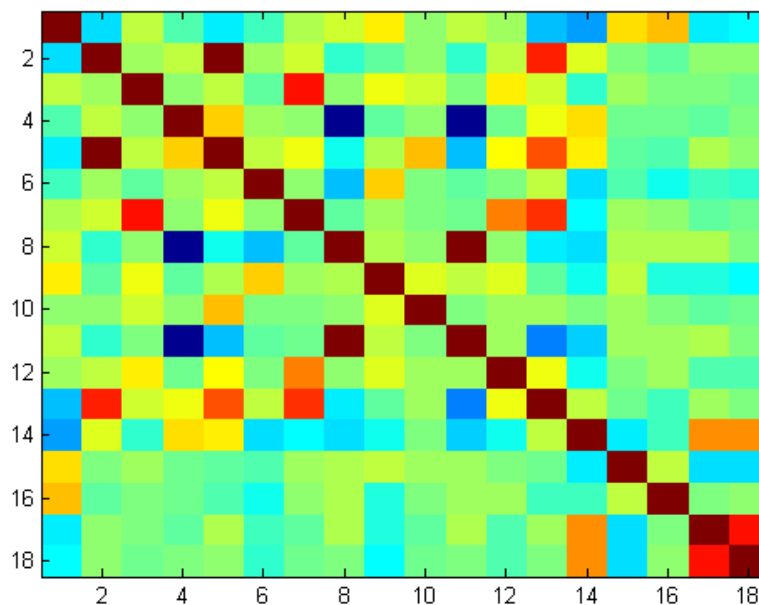
Clasificadores	Variables
MDA	V1, V3, V4, V5, V7, V10, V15
CBI	V4, V5, V7, V8, V9, V11, V12, V13, V16, V17
DT	V2, V6, V9, V14, V15

Fuente: elaboración propia

4.3.2.3 Resultados para M2.

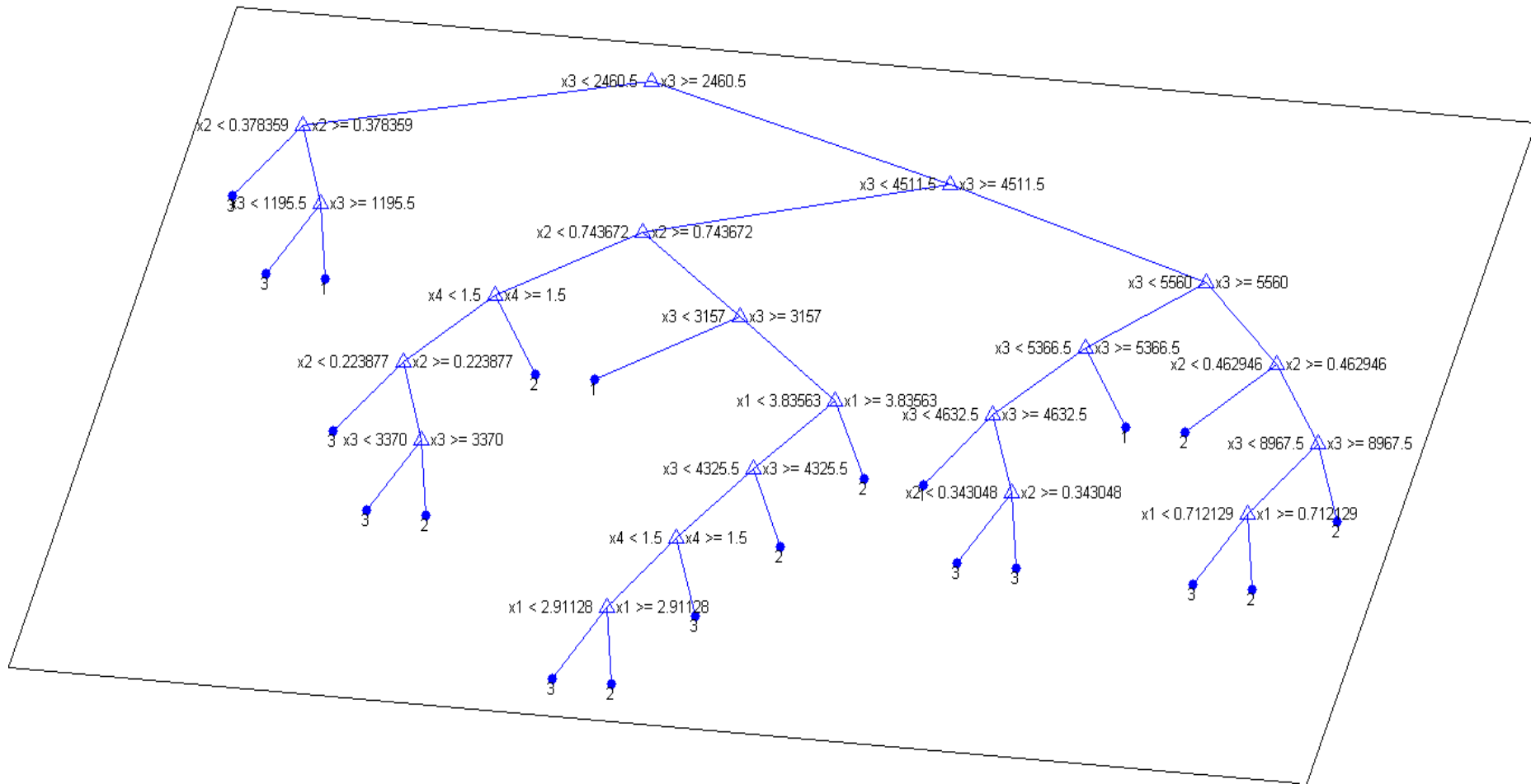
Para la muestra M2 el mayor porcentaje de acierto se obtiene, al igual que en M1, por aplicación del modelo CBI, obteniéndose un valor máximo de clasificación en validación del 83,01%. Paralelamente, y observando el valor medio de clasificación en testeo, el CBI vuelve a ser el mejor clasificador alcanzando un 76,76% (tabla 4.21). Una representación grafica de las correlaciones de las variables obtenidas con CBI aparece en el gráfico 4.5. Y una representación gráfica del árbol obtenido con DT en el gráfico 4.6.

Gráfico 4.5: CBI (correlaciones). M2



Fuente: elaboración propia

Gráfico 4.6: Estructura DT. M2



Fuente: elaboración propia

Tabla 4.21: Resultados de clasificación (%). M2

Resultados	MDA	CBI	DT
% máximo de clasificación en Validación	80,27	83,01	72,83
% medio de clasificación en Testeo	62,83	76,76	64,73

Fuente: elaboración propia

Además, como ocurrió con datos de la muestra M1, el clasificador MDA tiene un poder de clasificación muy cercano al CBI, pero resulta inferior (80,27% frente a 83,01%). Y de nuevo, el clasificador DT se mantiene con el poder clasificatorio más bajo (72,83% en validación).

Tabla 4.22: Conjunto de variables más sensibles. M2

Clasificadores	Variables
MDA	V1, V2, V3, V5, V6, V7, V8, V9, V11, V12, V14, V15
CBI	V4, V5, V7, V8, V9, V12, V13, V16, V17
DT	V2, V6, V15, V17

Fuente: elaboración propia

Utilizando la muestra M2, el clasificador MDA emplea prácticamente todas las variables usadas en nuestro estudio para su modelo, pues únicamente excluye 5 de las 17. Por su

parte, el CBI construye un modelo más reducido en lo que al número de variables se refiere. Ambos coinciden en el empleo de variables como V5, V7, V8, V9 y V12, las cuales pueden considerarse las más apropiadas para desarrollar el modelo de predicción con información de 2 años antes de la situación concursal.

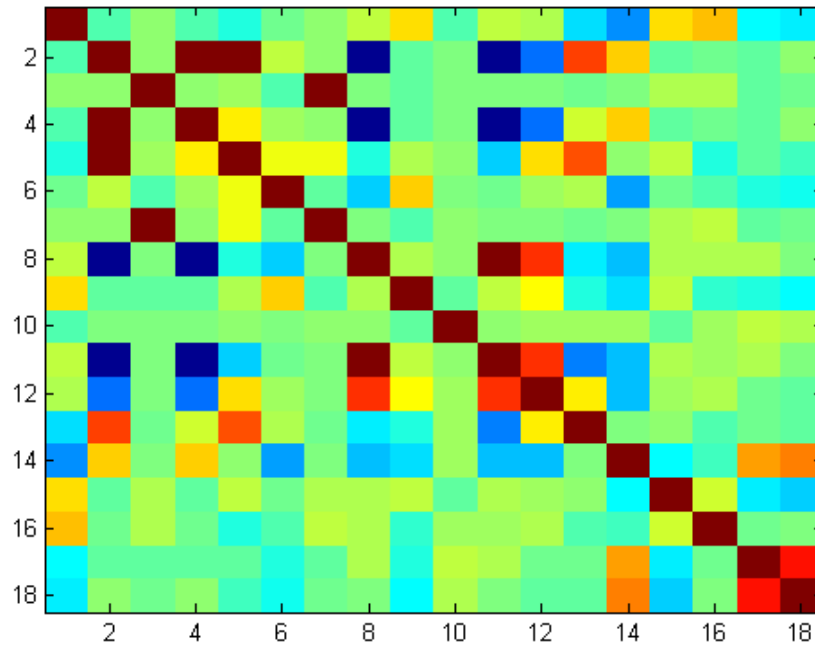
El clasificador DT es de los tres, el que peor porcentaje de clasificación obtiene. Sin embargo, al contrario de lo que ocurre en M1, que únicamente coincide en una variable con otro modelo, en este caso (M2), todas las variables que el clasificador DT toma como explicativas, son tomadas también como tal por alguno de los otros clasificadores empleados.

4.3.2.4 Resultados para M3.

Con datos de la muestra M3 (datos de tres años antes de la declaración de concurso de acreedores), el mejor porcentaje de acierto se obtiene, igualmente que para M1 y M2, con el modelo CBI, cuyo valor máximo de clasificación en validación es del 86,35%. Así, y como se observa también en las dos muestras anteriores, el clasificador MDA obtiene un porcentaje de clasificación muy aceptable (85,10%) aunque nuevamente inferior al CBI. Por su parte el modelo construido con DT vuelve a mostrar los resultados de clasificación más discretos (77,72% en validación y 71,03% en testeo) (tabla 4.23). (Véanse también gráficos 4.7 y 4.8).

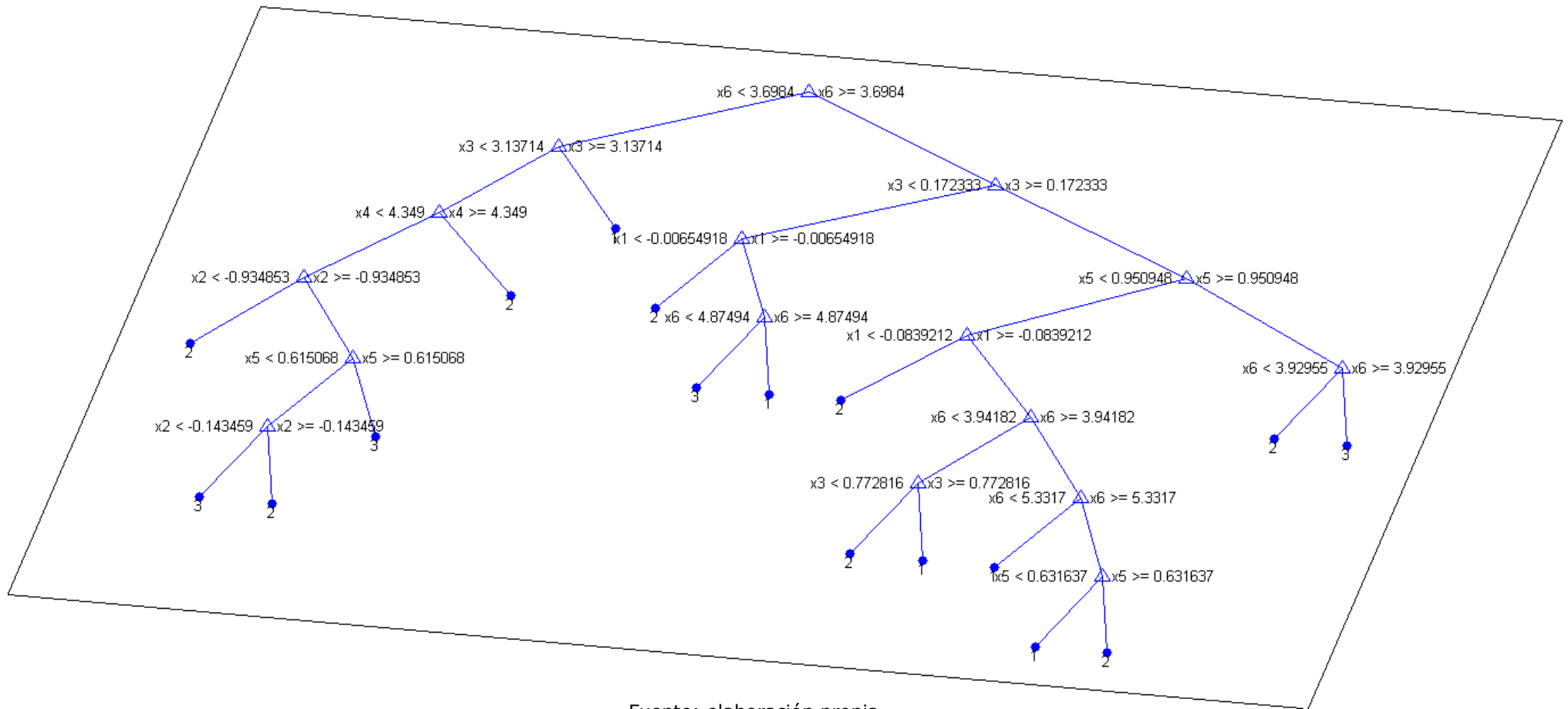
Igualmente es destacable que el CBI, para la muestra M3, obtiene un porcentaje medio de clasificación en testeo del 75,51%, que consideramos muy adecuado debido a la distancia respecto al momento de la declaración del concurso, y próximo al mejor obtenido por el MDA (78,11%).

Gráfico 4.7: CBI (correlaciones). M3



Fuente: elaboración propia

Gráfico 4.8: Estructura DT. M3



Fuente: elaboración propia

Tabla 4.23: Resultados de clasificación (%). M3

Resultados	MDA	CBI	DT
% máximo de clasificación en Validación	85,10	86,35	77,72
% medio de clasificación en Testeo	78,11	75,51	71,03

Fuente: elaboración propia

Para este último marco temporal (M3), se observa que todos los clasificadores han tomado, aproximadamente, el mismo número de variables explicativas para la construcción del modelo de predicción (tabla 4.24). Las variables V5, V13 y V15, son consideradas significativas por los tres modelos.

Por su parte, las variables V3, V6, V11 y V12 aparecen como significativas en dos de los tres modelos, de manera que también pueden considerarse que tienen una influencia significativa para la clasificación.

Tabla 4.24: Conjunto de variables más sensibles. M3

Clasificadores	Variables
MDA	V2, V3, V5, V7, V10, V11, V12, V13, V15
CBI	V4, V5, V6, V9, V11, V12, V13, V15
DT	V1, V3, V5, V6, V8, V13, V14, V15

Fuente: elaboración propia

4.3.3 Análisis comparativo de los resultados.

Una comparación de los resultados obtenidos con las distintas técnicas de multclasificación utilizadas nos permite confirmar que los mejores resultados de clasificación se consiguen con el Clasificador Bayesiano Ingenuo (CBI), ya que ha alcanzado el porcentaje máximo de acierto en validación (entre el 83,01% y el 91,02%) para todas las muestras. En segundo lugar, el Análisis Discriminante Múltiple (MDA) ha obtenido también excelentes resultados. En último lugar en cuanto a poder de clasificación, los Árboles de Decisión (DT), que en todas las ocasiones ha mostrado valores inferiores a los otros dos clasificadores. No obstante, y al observar sus resultados de manera individual, podemos entender que, para la resolución del problema planteado, sus niveles de clasificación son muy aceptables (tabla 4.25).

Tabla 4.25: Comparación del poder de clasificación de los modelos (%)

Muestras	MDA		CBI		DT	
	Validación	Testeo	Validación	Testeo	Validación	Testeo
M1	90,61	80,32	91,02	81,93	74,47	64,61
M2	80,27	62,83	83,01	76,76	72,83	64,73
M3	85,10	78,11	86,35	75,51	77,72	71,03

Fuente: elaboración propia

Conforme a los resultados de clasificación obtenidos, podemos dar por verificada la hipótesis H1, pues se han podido construir modelos multiclase que consiguen un poder superior al 80% en la clasificación de empresas económicas

de cualquier sector, discriminando entre empresas solventes, empresas que obtienen un convenio en concurso de acreedores, y empresas que finalizan mediante liquidación concursal.

Además, los mejores resultados de clasificación obtenidos por las técnicas multiclase computacionales (CBI) respecto a otras técnicas, como MDA o DT, permiten también dar por verificada la hipótesis H2, confirmando que las técnicas computacionales consiguen resultados más robustos en problemas de predicción de insolvencia empresarial. La literatura previa ya señalaba que, generalmente, las técnicas computacionales consiguen mejores resultados de clasificación que las técnicas estadísticas en problemas de clasificación de carácter binario (Bellovary et al., 2007). Pero no existían suficientes resultados empíricos respecto a modelos de predicción de insolvencia multiclase (Altman et al., 1994; Alfaro, Gámez y García, 2007). Finalmente, pues, ha sido posible presentar evidencias que confirman el mayor poder de clasificación de las técnicas computacionales.

En referencia a la hipótesis H3, por la que se pretende contrastar que los resultados de clasificación de los modelos multiclase disminuyen conforme utilizan información más alejada del momento de la declaración de insolvencia, los resultados obtenidos sólo permiten aceptarla parcialmente. Para todos los modelos desarrollados con información de 1 año antes de la insolvencia (M1), los resultados, efectivamente, son mejores. Sin embargo, los resultados de clasificación utilizando información de 3 años antes (M3) son, por lo general, más altos que los obtenidos para M2 con todos los clasificadores (tabla 4.25). Estos resultados difieren de los

obtenidos por la investigación previa con modelos de clasificación binarios, para los que siempre, una mayor distancia respecto del momento de la insolvencia hace descender el poder de predicción (Altman, 1968; Coats y Fant, 1993 y Wu et al., 2007).

Finalmente, una comparación de las variables más significativas en las tres muestras utilizadas, seleccionadas por el clasificador de mayor ajuste (CBI), aparece en la tabla 4.26. Las variables que con todas las muestras han resultado siempre significativas son V4, V5, V9, V12 y V13. Estas representan ratios de rentabilidad, de eficiencia y de recursos generados. Además, hay una serie de variables, que aunque no son tomadas en consideración en las tres muestras, sí que lo son en dos de ellas. Estas variables son V7, V8 y V11, que corresponden a ratios de liquidez, de endeudamiento, y a las variables cualitativas V16 y V17 que ofrecen información del gobierno corporativo de las empresas. En consecuencia, también podemos dar por verificada la hipótesis H4, pues dichas variables cualitativas que hacen referencia al gobierno corporativo de las empresas de la muestra han resultado significativas en los modelos construidos con M1 y M2. Estos resultados están en la misma línea de los obtenidos por la investigación previa sobre predicción de insolvencia con modelos binarios, y que confirmaban que una combinación de variables financieras cuantitativas con variables de carácter cualitativo mejoran los resultados de clasificación (Ciampi, 2015; Alfaro, Gámez y García, 2007).

Tabla 4.26: Comparación de variables significativas (en CBI)

Muestra	Variables
M1	V4, V5, V7, V8, V9, V11, V12, V13, V16, V17
M2	V4, V5, V7, V8, V9, V12, V13, V16, V17
M3	V4, V5, V6, V9, V11, V12, V13, V15

Fuente: elaboración propia

BIBLIOGRAFÍA CAPÍTULO 4

Alfaro, E., Gámez, M. y García, N. (2007). Multiclass Corporate Failure Prediction by Adaboost.M1. *International Advances in Economic Research*, 13(3), 301-312.

Altman, E.I. (1968). Financial ratios, discriminant analices and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, 23(4), 589-609.

Altman E.I., Marco, G. y F. Varetto (1994). Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (The Italian experience). *Journal of Banking and Finance*, 18, 505-529.

Anandarajan, M., Lee, P. y Anandarajan, A. (2001). Bankruptcy prediction of financially stressed firms: An examination of the predictive accuracy of artificial neural networks. *Intelligent Systems Accounting Finance Management*, 10, 69-81.

Bellovary, J., Giacomino, D. y Akers, M. (2007). A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present. *Journal of Financial Education*, 33.

Chen, M. Y. (2013). A hybrid ANFIS model for business failure prediction utilizing particle swarm optimization and subtractive clustering. *Information Sciences*, 220, 180-195.

Coats, P. y Fant, L. (1993). Recognizing financial distress patterns using a neural network tool. *Financial Management*, 22(3), 142-155.

Fernández, M.A., Gil, A.M. y López, P. (2009). *Estructura y Equilibrio financiero de las PYMES Españolas ante las Nuevas Exigencias de Información Financiera*. Fundación de las Cajas de Ahorros. Madrid.

Lin, F., Yeh, C. C. y Lee, M. Y. (2011). The use of hybrid manifold learning and support vector machines in the prediction of business failure. *Knowledge-Based Systems*, 24, 95-101.

Peng, Y., Kou, G., Wang, G. y Shi, Y. (2011). FAMCDM : A fusion approach of MCDM methods to rank multiclass classification algorithms. *Omega*, 39, 677-689.

Quinlan, J. R., (1993). *C4.5: Programs for Machine Learning*, Morgan Kaufmann, Los Altos.

Ravisankar, P., Ravi, V. y Bose, I. (2010). Failure prediction of dotcom companies using neural network-genetic programming hybrids. *Informatic Science*, 180, 1257-1267.

Ravisankar, P. y Ravi, V. (2010). Financial distress prediction in banks using Group Method of Data Handling neural network, counter propagation neural network and fuzzy ARTMAP. *Knowledge-Based Systems*, 23, 823-831.

Wu, C.H., Tzeng, G.H., Goo, Y.J. y Fang, W.C. (2007). A real-valued genetic algorithm to optimize the parameters of support vector machine for predicting bankruptcy. *Expert System with Applications*, 32, 397-408.

Zmijewski, M.E. (1984). Methodological Issues Related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59-81.

DISCUSIÓN DE RESULTADOS

A continuación se analizarán de forma pormenorizada los resultados obtenidos para predecir la insolvencia con modelos multiclase utilizando información correspondiente a 1, 2 y 3 años antes de la declaración de concurso de acreedores.

El presente modelo ha identificado con éxito las empresas en alguna de las tres categorías objeto de estudio, con resultados del 91,02%, 83,01% y 86,35%, para 1, 2 y 3 años previos a la declaración de concurso, respectivamente. Los mejores ajustes de los modelos se han obtenido con CBI, que ha superado a otros métodos (MDA y DT). En general, los tres clasificadores utilizados han dado altos niveles de ajustes, pero el nivel más elevado para CBI podría ser consecuencia de su capacidad de clasificación cuando se utilizan bases de datos de tamaño reducido, como las de la presente investigación. Además, porque CBI considera que cada variable contribuye de manera independiente a la probabilidad para explicar el problema de objeto de clasificación.

No obstante lo anterior, los resultados obtenidos en la presente investigación no han podido ser comparados en su totalidad con los de la literatura previa, ya que la misma utiliza terminología clásica de procedimientos de suspensión de pagos y quiebra, mientras que aquélla ha considerado la de la actual Ley Concursal, que se refiere a convenio y a liquidación.

Cabe destacar que el objetivo de obtener unas conclusiones comparables con los trabajos realizados por el resto de autores sobre predicción de insolvencia nos ha llevado también a utilizar un gran número de variables, que

se corresponderían con todas las que inicialmente fueron consideradas en los diferentes trabajos de investigación, inclusive aquéllas que finalmente no resultaron explicativas en los mismos. En este sentido, y conforme a los resultados obtenidos por los modelos multiclase desarrollados en este trabajo, el conjunto de variables más utilizadas en la literatura previa también ha sido válido para la presente investigación, si bien con unas características específicas en cuanto a composición de las mismas. Por ejemplo, nuestras variables más significativas han resultado ser V4, V5, V9, V12 y V13, mientras que en estudios previos la selección de variables difiere (Bellovary et al., 2007).

De otra parte, hay un conjunto de variables que en nuestros modelos no han resultado significativas, mientras que si lo han sido en la literatura previa. Por ejemplo, la comparación *Total Deudas/Total Activo* (V10) como medida del endeudamiento total, y *Forma Jurídica* (V14), que fueron significativas en los estudios de Gu y Gao (2000), Gu (2002), Kim y Gu (2006b) y Park y Hancer (2012) entre otros.

Así mismo, las variables de gobierno corporativo que hacen referencia al órgano de gobierno y al número de miembros que lo componen, sólo han tenido el impacto esperado en los modelos construido utilizando información correspondiente a 1 y 2 años antes del proceso concursal, posiblemente porque la toma de decisiones financieras y de gestión empresarial a largo plazo son tomadas por la alta dirección y no por los administradores de las compañías que las refrendan, en los casos de grandes compañías. En el caso de las pequeñas y medianas empresas, pudieran ser debido a la confusión en las mismas personas del órgano de dirección y de administración.

En otro orden de ideas, las medidas clásicas de liquidez no han sido seleccionadas de forma significativa en los modelos construidos. Tan sólo han sido importantes las que afectan al tamaño del fondo de maniobra o *working capital* como V2 y V3. Sin embargo, otras medidas de liquidez tales como V6 (*Tesorería+Deudores/Pasivo Corriente*) y V11 (*Tesorería/Activo Total*) en ningún caso han resultado relevantes. Por tanto, la liquidez inmediata de las compañías no parece tener relación con el problema de multclasificación objeto de estudio. Dicho lo anterior, no debería confundirse la escasa incidencia de la liquidez inmediata para predecir la insolvencia, con la imperiosa necesidad de una liquidez mínima para la supervivencia en el proceso concursal, y que permita facilitar la obtención de un convenio.

De otra parte, y al realizar los tests no paramétricos se comprobó que un gran número de las variables consideradas se mostraban como variables estadísticamente relevantes para discriminar entre las tres categorías de la variable dependiente, siendo pocas las que no han mostrado ningún signo de relevancia. Tal es el caso de la muestra M1, para la que una gran mayoría de variables se podrían considerar a priori que van a ayudar a la tarea de predicción del modelo (únicamente para V9 se acepta la hipótesis nula de tener valores similares en las tres categorías). Para la muestra M2 sólo tres variables (V3, V9 y V11) han aceptado la hipótesis nula en los tests no paramétricos. Y en la muestra M3, las variables seleccionadas que aceptan la hipótesis nula del test no paramétrico de Kruskal-Wallis son las mismas que en M2 (V3, V9 y V11). Sin embargo, haciendo comparación entre los resultados del test no paramétrico y el conjunto de variables seleccionadas por el mejor clasificador (CBI) para cada

muestra, es posible concluir que, para M1, ambos análisis (exploratorio y confirmatorio) coincidieron en seleccionar las variables V4, V5, V7, V8, V11, V12, V13 y V17 como predictores. También hay que tener en cuenta que V9, en primera instancia, no fue seleccionada como óptima para la discriminación del modelo y que, sin embargo, posteriormente si fue incluida por el CBI en el conjunto de mejores variables. Por el contrario, V16 fue seleccionada por el CBI, pero no se incluyó en el test no paramétrico debido a su carácter dicotómico.

En el caso de M2, la coincidencia de ambos procedimientos de análisis ha dado lugar a la selección de las variables V4, V5, V7, V8, V12, V13 y V17. Sin embargo, el test no paramétrico, en principio, también seleccionó V3 y V11, variables que posteriormente no aparecieron en los resultados del CBI. Por el contrario, V9 no se consideraba relevante para explicar en los modelos, pero finalmente fue confirmada por el CBI.

Por último, respecto a M3, el test no paramétrico arroja los mismos resultados que para las muestras anteriores. Toma como variables con escaso poder de discriminación a V3, V9 y V11. No obstante, CBI toma como variables más significativas, además, V4, V5, V6, V12, V13 y V15.

En la presente discusión de resultados confirmamos también sobre si son extensibles los modelos construidos en este trabajo a empresas de otros países con legislación latina, germánica y anglosajona en materia de derecho concursal. Pensamos al respecto que los modelos construidos pueden ser generalizados a otros países. En primer lugar, porque la propia definición de insolvencia recogida por la normativa de

la Unión Europea es común en líneas generales para todos los países miembros, pues el legislador ha intentado conciliar los principios de universalidad y de territorialidad de la quiebra (González, Sánchez y Perea, 2003). No obstante existen matices respecto al momento en que se produce la obligación formal de presentar judicialmente una declaración de insolvencia (insolvencia inminente, momento en que la compañía considera que en breve tiempo no podrá atender sus obligaciones de pago futuras, y la insolvencia, cuando los activos tengan un valor inferior al pasivo en un momento concreto). En segundo lugar, porque las Normas Internacionales de Contabilidad, generalmente adaptadas de los sistemas anglosajones (EE.UU. y Reino Unido), han sido recogidas por diferentes directivas de la Comunidad Económica Europea. Y, por otro lado, las Normas Internacionales de Auditoría aplicables al caso español, reguladas y aprobadas por el Instituto de Contabilidad y Auditoría de Cuentas, están basadas en las normas técnicas de auditoría que se utilizan en EE.UU.

Finalmente, porque gran parte de los países tienen similares conceptos del convenio de acreedores y de liquidación, incluyendo la venta global de la empresa o de unidades productivas, clasificación de pasivo prededucible y pasivos concursales. Quizás podríamos destacar la diferencias propias de la legislación alemana, que por su agilidad, alta profesionalización del órgano de administración concursal, la figura del Comité de Acreedores y la no excesiva proliferación de institutos preconcursales, mantiene un interesante sistema “*craw down*” que impide el bloqueo de acuerdos por parte de los acreedores privilegiados, cuando los acuerdos de la mayoría no les perjudiquen económicamente. En este orden

de cosas, esto podría justificar que mientras para el resto de los países europeos, los convenios de acreedores oscilan alrededor de un 5% de los concursos presentados, en Alemania se obtienen convenios en aproximadamente el 25% de los casos.

CONCLUSIONES

El objetivo de la presente tesis doctoral es cubrir el *gap* de expectativas generado por la falta de trabajos de investigación que modelizan el comportamiento de empresas solventes, de empresas insolventes que resulten viables a través de un convenio con sus acreedores, y de las insolventes que finalmente terminan en liquidación. Se ha tratado, pues, de aportar conocimiento, no sólo para clasificar empresas potencialmente solventes o insolventes, si no para identificar aquéllas que, si incurrieran en un proceso concursal, podrían superarlo mediante un convenio con sus acreedores, garantizando su viabilidad.

Para resolver esta cuestión hemos construido una base de datos inédita, respecto a las empresas en concurso de acreedores en España. Dicha base de datos, completada con la información financiera y corporativa obtenida a través de SABI (Sistema de Análisis de Balances Ibéricos) de Bureau van Dijk, ha proporcionado una muestra total de 246 empresas correspondientes al periodo 2006-2013.

Posteriormente, se aplicaron métodos computacionales de clasificación multiclase de carácter híbrido (basados en los clasificadores CBI, DT y MDA), utilizando 15 variables financieras generalmente aceptadas en la literatura previa, y 2 variables incluidas como novedad en la presente investigación relacionadas con el gobierno corporativo. Con tales métodos se ha obtenido un poder de clasificación que oscila entre el 91,02% y el 80,27%. En este sentido, los mejores resultados fueron conseguidos utilizando información de 1 y 3 años antes de la declaración de insolvencia (M1 y M3) con el clasificador CBI.

De los propios resultados de la investigación hemos confirmado la hipótesis H1, pues se han podido construir modelos multiclase que consiguen un poder superior al 80% en la clasificación de empresas económicas de cualquier sector, discriminando entre empresas solventes, empresas que obtienen un convenio en concurso de acreedores, y empresas que finalizan mediante liquidación concursal.

Además, los mejores resultados de clasificación obtenidos por las técnicas multiclase computacionales (CBI) respecto a otras técnicas, como MDA o DT, permiten también dar por verificada la hipótesis H2, confirmando que las técnicas computacionales consiguen resultados más robustos en problemas de predicción de insolvencia empresarial multiclase.

Igualmente, y para todos los modelos desarrollados con información de 1 año antes de la insolvencia (M1), los resultados de clasificación han sido los más robustos. Sin embargo, los resultados utilizando información de 3 años antes (M3) son, por lo general, más altos que los obtenidos para M2 con todos los clasificadores. En consecuencia, la hipótesis H3, por la que se pretende contrastar que los resultados de clasificación de los modelos multiclase disminuyen conforme utilizan información más alejada del momento de la declaración de insolvencia, ha sido aceptada solo parcialmente.

También ha sido posible constatar que las variables que en todas las muestras han resultado siempre significativas por el clasificador de mayor ajuste (CBI) son V4, V5, V9, V12 y V13. Estas representan ratios de rentabilidad, de eficiencia

y de recursos generados. Así mismo, otras variables, aunque no son tomadas en consideración en las tres muestras, sí que lo son en dos de ellas. Estas variables son V7, V8 y V11, y corresponden a ratios de liquidez, de endeudamiento, y a las variables cualitativas V16 y V17 que ofrecen información del gobierno corporativo de las empresas. En consecuencia, también podemos dar por verificada la hipótesis H4, pues dichas variables cualitativas que hacen referencia al gobierno corporativo de las empresas de la muestra han resultado significativas en los modelos construidos con M1 y M2.

Como consecuencia de las conclusiones anteriores y de los procesos teóricos y empíricos desarrollados, creemos que el presente trabajo de investigación contribuye al conocimiento financiero empresarial en diferentes aspectos. En primer lugar, proporcionando una comparación actualizada de la legislación de insolvencia española con la de otros países de nuestro entorno económico, tales como Alemania, Estados Unidos, Francia, Italia y Reino Unido. Este análisis trasciende del tratamiento del convenio o liquidación, e incluye referencias comparativas a figuras tales como la insolvencia de la persona física, el concurso del grupo de sociedades, el órgano de control, la masa activa, la masa pasiva, la calificación del concurso, la conclusión del concurso, la segunda oportunidad, y los institutos preconcursales.

En segundo lugar, construyendo una base de datos de empresas en concurso de acreedores, diferenciando las que han obtenido sentencia de aprobación de convenio y las que mediante auto judicial han sido liquidadas, todo ello para un amplio período temporal que abarca desde 2006 a 2013. La exposición de motivos de la Ley Concursal 22/2003, de 9 de

julio, hacía una apuesta clara por el mantenimiento de las empresas y el empleo en las crisis empresariales. No obstante, y pese a las diferentes reformas sobre abaratamiento de costes del proceso, institutos preconcursales, acuerdos de refinanciación y modificación de quórum para obtener convenios, el resultado de los procedimientos concursales es el de la liquidación de las empresas en gran parte de los casos. Parecen necesarios, pues, un mayor número de estudios empíricos que colaboren en la resolución de este problema. En este sentido, la base de datos inédita creada puede ser también utilizada en posteriores investigaciones.

En tercer lugar, desarrollando un modelo de clasificación multiclase que discrimina entre empresas solventes e insolventes, distinguiendo además entre las que obtienen convenio con sus acreedores o terminan en liquidación. La multclasificación del modelo propuesto no ha sido utilizada hasta ahora en la literatura previa. Nuestro modelo se basa en la actual terminología de la Ley Concursal que incluye el convenio y la liquidación. Los modelos previos han utilizado empresas en procedimientos de suspensión de pagos y de quiebra, pero han sido superados por los cambios legislativos producidos en los últimos tiempos en la legislación concursal internacional. Por ejemplo, el trabajo de Alfaro, Gámez y García (2007) desarrolló un modelo multiclase donde se incluían empresas solventes, empresas insolventes y empresas disueltas y adquiridas. A nuestro juicio, esta clasificación queda superada por el modelo propuesto en la presente tesis doctoral, pues tanto las empresas solventes, como las insolventes que obtienen convenio o acuden a la liquidación, pueden ser objeto de

reestructuración, venta global y venta de unidades productivas dentro del propio proceso, incluso con ventajas operativas respecto a las empresas solventes. Además, la resolución judicial que acuerda la liquidación de un proceso concursal conlleva simultáneamente la disolución de la empresa, pero existen otros muchos supuestos en la legislación mercantil en los que también se propone la disolución y no necesariamente hacen alusión a situaciones de insolvencia (fusión por absorción, fusión por creación de una nueva sociedad, etc.).

En cuarto lugar, ofreciendo criterios para mejorar la situación financiera ex-ante y ex-post de las empresas en crisis. También para facilitar la evaluación que de las mismas puedan realizar sus *stakeholders*. Como señala González (2003), desde un punto de vista de la efectividad en la gestión de empresas, los procesos concursales hay que situarlos en el contexto de las posibles respuestas con que cuenta la empresa para dar solución a las situaciones de crisis. En este sentido, hay que entender que el proceso concursal no es una solución en sí mismo porque lo que la legislación ofrece no es sino el cauce judicial para poner en práctica la verdadera solución, que siempre deberá ser de tipo financiero. Además, no es la primera solución, pues los procesos concursales deben adoptarse después de que las medidas financieras hayan demostrado ser insuficientes para la regeneración de la empresa.

Las consideraciones anteriores nos hacen pensar que el modelo propuesto en el presente trabajo sería útil para conseguir una mejora de la eficiencia ex-ante de un procedimiento concursal, en línea con la actual corriente legislativa sobre creación y desarrollo de nuevos institutos

preconcursoales. Respecto a la eficiencia ex-post, el presente modelo será de utilidad a la hora de plantear las futuras estructuras que deben mantener las empresas concursadas en los planteamientos de sus convenios con acreedores y, si esto no es posible, para acelerar los procedimientos de liquidación de la forma más ágil posible. Por tanto, puede proporcionar ventajas tales como la de reducir el coste del procedimiento en términos de honorarios profesionales y de reducir el coste laboral mediante el anticipo de los expedientes de regulación de empleo extintivos. También proporcionar a los acreedores un conocimiento anticipado de sus posibilidades de cobro, y facilitar la venta global o de unidades productivas antes de que se produzca el cese total de la actividad y el abandono de bienes de las empresas.

Finalmente, y como consecuencia de los resultados del presente trabajo, surgen futuras líneas de investigación que consideramos de suma utilidad para perfeccionar los modelos de predicción de insolvencia. Así, y en primer lugar, sería interesante extender los estudios de predicción multiclase a otras comunidades mundiales, trascendentes para la comprensión de la economía global actual, tales como las vinculadas al mundo árabe. También a países asiáticos, como China, Japón e India, y en el este europeo, con especial referencia a Rusia. O por su especial vinculación con España, en los países sudamericanos. Con estos nuevos estudios se podría verificar si el modelo de predicción multiclase es extensible a cualquier economía mundial de relevancia.

Del mismo modo, y conforme a los resultados obtenidos, también podría resultar relevante en futuras líneas de investigación abordar un análisis de los ejecutivos que forman parte de la alta dirección de las empresas y que no

forman parte del órgano de administración, y determinar qué tipo de influencia tienen sobre el desenlace final de los procesos concursales. Igualmente, y ante la polémica generada por la figura de los administradores concursales y sus nombramientos, analizar qué clases de administradores concursales son determinantes para lograr convenio o liquidación en los procedimientos.

BIBLIOGRAFÍA GENERAL

Abad, C., Arquero, J.L. y Jiménez, S. (2008). *Fracaso empresarial: características y tipos*. Madrid: Asociación Española de Contabilidad y Administración de Empresas.

Abdullah, N.A.H., Halim, A., Ahmad, H. y Rus, R.M. (2008). Predicting Corporate Failure of Malaysia's listed companies: comparing multiple discriminant analysis, logistic regression and the hazard model. *International Research Journal of Finance and Economics*, 15, 201-217.

Adiego, M.J. y Gonzalez, J. (2008). Análisis bibliográfico de los concursos de acreedores. AECA.

Ahn, H. y Kim, K. (2009). Bankruptcy prediction modeling with hybrid case-based reasoning and genetic algorithms approach. *Application Software Computing*, 9, 599-607.

Alam, P., Booth, D., Lee, K. y Thordarson, T. (2000). The use of fuzzy clustering algorithm and self-organizing neural networks for identifying potentially failing banks: An experimental study. *Expert Systems with Applications* 18, 185-199.

Alfaro, E., Gámez, M. y García, N. (2007). Multiclass Corporate Failure Prediction by Adaboost.M1. *International Advances in Economic Research*, 13(3), 301-312.

Alici, P.Y. (1996). Neural networks in corporate failure prediction. The UK experience. *Neural Networks in Financial Engineering*. Mostafa, A. Moddy, J. y Weigend, A. (eds). Singapore. *World Scientific*, 393-406.

Altman, E.I. (1968). Financial ratios, discriminant analices and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, 23(4), 589-609.

Altman E.I., Marco, G. y Varetto, F. (1994). Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (The Italian experience). *Journal of Banking and Finance*, 18, 505-529.

Altman, E.I. (1977). Predicting performance in the savings and loan association industry. *Journal of Monetary Economics*, 3, 443-466.

Altman, E.I. (1993). *Corporate Financial Distress and Bankruptcy*. Second Edition. New York. John Wiley & Sons.

Altman, E.I., Eom, Y. H. y Kim, D.W. (1995). Failure Prediction: Evidence from Korea. *Journal of International Financial Management and Accounting*, 6, 230-249.

Altman, E.I. y Hotchkiss, E. (2006). *Corporate Financial Distress and Bankruptcy. Predict and avoid Bankruptcy, Analyze and Invest in Distressed Debt*. Third Edition. Wiley Finance.

Anandarajan, M., Lee, P. y Anandarajan, A. (2001). Bankruptcy prediction of financially stressed firms: An examination of the predictive accuracy of artificial neural networks. *Intelligent Systems Accounting Finance Management*, 10, 69-81.

Anandarajan, M., Lee, P. y Anandarajan, A. (2004). Bankruptcy predication using neural networks. *Business Intelligence Techniques: A Perspective from Accounting and Finance*.

Apetiti, A. (1984). Identifying unsound firms in Italy. An attempt to use trend variables. *Journal of Banking and Finance*, 8(2), 269-279.

Aran, O. y Akarun, L. (2010). A multi-class classification strategy for Fisher scores: Application to signer independent sign language recognition. *Pattern Recognition*, 43(5), 1776–1788.

Aranda, E. (2013). *Predicción de insolvencia en el sector restauración*. Tesis doctoral, Universidad de Málaga.

Arkaradejdachachai, C. (1993). *Study of corporate turnaround, Using a probability of bankruptcy*. Tesis doctoral, Universidad de Missouri.

Arquero, J.L., Abad, M.C. y Jiménez, S.M. (2009). Procesos de fracaso empresarial en Pymes. Identificación y contrastación empírica. *Revista Internacional de la Pequeña y Mediana Empresa*, 2(1), 64-77.

Atiya, A.F. (2001). Bankruptcy Prediction for Credit Risk Using Neural Network: A Survey and New Results. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 12(4), 929-935.

Aysun, U. (2014). Bankruptcy resolution and economic fluctuations. *Journal of Macroeconomics*, 40, 387-399.

Back, B., Laitinen, T. y Sere, K. (1996). Neural networks and genetic algorithms for bankruptcy predictions. *Expert Systems with Application*, 11, 407–413.

Bagner, J., Evansburg, A., Watson, V. y Welch, J. (2003). Senators seek on DoD mining of personal data. *Intellectual Property & Technology Law Journal*, 15(5), 19-20.

Baldwin, J. y Glezen, G.W. (1992). Bankruptcy prediction using quarterly financial statement data. *Journal of Accounting, Auditing, and Finance*, 7, 269-289.

Barber, B. y Hamilton, H. (2003). Parametric Algorithms for Mining Share Frequent Itemsets. *Journal of Intelligent Information Systems*, 16(3), 277-293.

Beaver, W.H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 5, 71-111.

Becchetti, L., Castillo, C., Donato, D., Baeza-Yates, R. y Leonardi, S. (2008). Link analysis for Web spam detection. *ACM Transactions on the Web (TWEB)*, 2(1).

Becker, C. (2014). *Insolvenzrecht*, 7ª Edición, Mohr Siebeck.

Bellotti, T. y Crook, J. (2009). Credit scoring with macroeconomic variables using survival analysis. *Journal of the Operations Research Society*, 60(12), 1699–1707.

Bellovary, J., Giacomino, D. y Akers, M. (2007). A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present. *Journal of Financial Education*, 33, 1-42.

Bernstein, L.A. (1984). *Análisis de Estados Financieros*. Ed. Deusto. Bilbao.

Bolton, R. y Hand, D. (2002). Statistical fraud detection: a review. *Statistical Science*, 17(3), 235-255.

Borrajo, M., Baroque, B., Corchado, E., Bajo, J. y Corchado, J. (2011). Hybrid neural intelligent system to predict business failure in small-to-medium-size enterprises. *International Journal Neural Systems*, 21(4), 277–296.

Bose, I. y Pal, R. (2006). Predicting the survival or failure of click-and-mortar corporations: a knowledge discovery approach. *European Journal Operation Research*. 174, 959–982.

Callejón, A.M., Casado, A.M., Fernández, M.A. y Peláez, J.I. (2013). A System of Insolvency Prediction for industrial companies using a financial alternative model with neural networks. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 4, 1-13.

Campbell, S.V. (1996). Predicting Bankruptcy Reorganization for Closely Held Firms. *Accounting Horizons*, 10(3), 12-26.

Carreira-Perpinan, M.A. (2001). *Continuous latent variable models for dimensionality reduction and sequential data reconstruction*. PhD dissertation, Dept. of Computer Science, Univ. of Sheffield, U.K.

Castillo, C., Donato, D., Gionis, A., Murdock, V. y Silvestri, F. (2007). *Know your neighbors: web spam detection using the web topology*, Proc. 30th Annual International ACM Conference on Research and Development in Information Retrieval, Amsterdam, SIGIR '07, New York, USA, 423-430.

Chandola, V., Banerjee, A. y Kumar, V. (2009). Anomaly detection: a survey. *ACM Computing Surveys*, 41(3), 15.

Chen, M. Y. (2011). Predicting corporate financial distress based on integration of decision tree classification and logistic regression. *Expert Systems with Applications*, 38, 11261-1127.

Chen, M. Y. (2013). A hybrid ANFIS model for business failure prediction utilizing particle swarm optimization and subtractive clustering. *Information Sciences*, 220, 180-195.

Chen, L., Ye, Q. y Li, Y. (2007). Research on GA-based bank customer's credit evaluation. *Computer Engineering*, 32(3), 70-72.

Cheng, C., Chen, C-L y Fu, C.J. (2006). Financial Distress Prediction by a Radial Basis Function Network with LOGIT Analysis Learning. *Computer and Mathematics with Applications*, 51, 579-588.

Chye, K., Chin, T. y Peng, G. (2004). Credit scoring using data mining techniques. *Singapore Management Review*, 26(2), 25-47.

Ciampi, F. (2015). Corporate governance characteristics and default prediction modelling for small enterprises. An empirical analysis of Italian firms. *Journal of Business Research*, 68, 1012-1025.

Cielen, A., Ludo, P. y Vanhoof, K. (2004). Bankruptcy prediction using a data envelopment analysis. *European Journal Operation Research*, 154, 526-532.

Coats, P. y Fant, L. (1992). A neural network approach to forecasting financial distress. *The Journal of Business Forecasting Methods & Systems* 10(4), 9-12.

Coats, P. y Fant, L. (1993). Recognizing financial distress patterns using a neural network tool. *Financial Management*, 22(3), 142-155.

Código de Comercio Alemán.

Código de Comercio Francés.

Código de Quiebra (Estados Unidos). Chapter 2: Estructuras amigables y procesos previos; Chapter 7: Liquidación; Chapter 10, 11 y 12: Reorganización de deuda.

Cornelli, F. y Felli, L. (1997). Ex-ante efficiency of bankruptcy procedures. *European Economic Review*, 41, 475-485.

Couwenberg, O. (2001). Survival rates in bankruptcy systems: overlooking the evidence. *European Journal of Law and Economics*, 12, 253-273.

Darayseh, M., Waples, E. y Tsoukalas, D. (2003). Corporate failure for manufacturing industries using firms specifics and economic environment whit LOGIT analysis. *Managerial Finance*, 29(8), 23-37.

Davydenko, S. y Franks, J. (2008). Do Bankruptcy Codes Matter? A Study of Defaults in France, Germany and the UK. *Journal of Finance*, 63(2), 565-608.

Diamond, J. H. (1976). *Pattern recognition and the detection of corporate failure*. Ph.D. Dissertation, New York University.

Dimitras, A., Zanakis, S. y Zopounidis, C. (1996). A survey of business failures with an emphasis on prediction methods and industrial applications. *European Journal of Operational Research*, 90, 487-513.

Dimitras, A.I., Slowinski, R. y Susmaga, R. (1999). Business failure prediction using rough sets. *European Journal Operation Research*, 114, 263-280.

Ding, Y., Song, X. y Zeng, Y. (2008). Forecasting financial condition of Chinese listed companies based on support vector machine. *Expert Systems with Applications*, 34, 3081-3089.

Djankov, S., McLiesh, C. y Shleifer, A. (2005). Private credit in 129 countries. *Journal of Financial Economics*, 84, 299-329.

Ducange, P., Lazzerini, B. y Marcelloni, F. (2010). Multi-objective genetic fuzzy classifiers for imbalanced and cost-sensitive datasets. *Soft Computing*, 14(7), 713–728.

DuMochel, W., O’Neill, R., Szarfman, A. y Louis, T. (1999). Bayesian data mining in large frequency tables, with an application to the FDA spontaneous reporting system. *The American Statistician*, 53(3), 177-202.

Elwood Shannon, C. (1948). A mathematical theory of communication. *Bell System Technology Journal*, 27, 379–423, 623–656.

El-Yaniv, R., Pechyony, D. y Yom-Tov, E. (2008). Better Multiclass Classification via a Margin-Optimized Single Binary Problem. *Pattern Recognition Letters*, 29(14), 1954-1959.

Estivill-Castro, V. y Lee, I. (2001). *Data mining techniques for autonomous exploration of large volumes of geo-referenced crime data*, Proc. 6th Int. Conf. on Geocomputation, Brisbane, Australia.

Etemadi, H., Rostamy, A. y Dehkordi, H. (2009). A genetic programming model for bankruptcy prediction: empirical evidence from Iran. *Expert Systems Applications*, 36(2), 3199–3207.

Fahlbusch, W.C. (2013). *Insolvencrecht und Anfechtungsrecht*, 9ª Edición, Alpmann und Schmidt.

Fernández, A., Calderón, M., Barrenechea, E., Bustince, H., Herrera, F. (2010). Solving multiclass problems with linguistic fuzzy rule-based classification systems based on pairwise learning and preference relations. *Fuzzy Sets and Systems*, 161, 3064–3080.

Fernández, M.A., Gil, A.M. y López, P. (2009). *Estructura y Equilibrio financiero de las PYMES Españolas ante las Nuevas Exigencias de Información Financiera*. Fundación de las Cajas de Ahorros. Madrid.

Fisher, R.A. (1936). The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annals of Eugenics*, 7(2), 179-188.

Flagg, J.C., Giroux, G.A. y Wiggins, C.E. (1991). Predicting Corporate Bankruptcy Using Failing Firms. *Review of Financial Economics*, 1(1), 61-78.

Flórez, R., Fernández, J.M. (2008). *Las Redes Neuronales Artificiales. Fundamentos teóricos y aplicaciones prácticas*. Ed. Netbiblo. Coruña.

Fodor, I.K. (2002). *A Survey of Dimension Reduction Techniques*. Technical Report UCRLID-148494, Lawrence Livermore National Laboratory, Center for Applied Scientific Computing.

Frydman, H., Altman, E.I. y Kao, D. (1985). Introducing recursive partitioning for financial classification: the case of financial distress. *Journal Finance*, 40, 269-291.

Fukunaga, K. (1990). *Introduction to Statistical Pattern Recognition*, Second Edition. Academic Press, San Diego, CA, USA.

Galar, M., Fernández, A., Barrenechea, E., Bustince, H. y Herrera, F. (2011). An overview of ensemble methods for binary classifiers in multi-class problems: Experimental study on one-vs-one and one-vs-all schemes. *Pattern Recognition*, 44(8), 1761-1776.

Gao, L. (1999). *Study of business failure in the hospitality industry from both micro economic and macroeconomic perspectives*. Ph.D. dissertation, University of Nevada, Las Vegas.

García, V. y Fernández, M.A. (1992). *Solvencia y Rentabilidad de la Empresa Española*. Instituto de Estudios Económicos. Madrid.

Gennaioli, N. y Rossi, S. (2006). *Optimal Resolutions of Financial Distress by Contract*. IIES Stockholm University and Stockholm School of Economics.

Gepp, A., Kumar, K. y Bhattacharya, S. (2010). Business failure prediction using decision trees. *Journal Forecasting*, 29(6), 536–555.

Gesel, T., Baesens, B., Suykens, J., Poel, D., Baestaens, D. y Willekens, M. (2006). Bayesian kernel based classification for financial distress detection. *European Journal Operation Research*, 172, 979–1003.

Gilson, S., John, K. y Lang, H.P. (1990). Troubled debt restructurings: An empirical study of private reorganization of firms in default. *Journal of Financial Economics*, 27, 315-353.

Godlewsky, C.J. (2006). Regulatory and institutional determinants of credit risk taking and bank's default in emerging market economies: A two step approach. *Journal of Emerging Market Finance*, 5, 183-206.

González, J. (2003). *La Ley Concursal: nueva solución para empresas insolventes*. Centro de Estudios Financieros, 1ª edición.

González, V. M., y González, F. (2000). Procedimientos de resolución de insolvencia financiera en España: costes de insolvencia y transferencias de riqueza. *Investigaciones Económicas*, 24(2), 357-384.

González, J. y Lara, M. A. (2008). Las situaciones de dificultad financiera de las empresas. Análisis evolutivo del caso español 1994 a 2004. *Quehacer Científico*, 5, 21-28.

González, J., Sánchez, A. Y. y Perea, J. C. (2003). El Reglamento sobre procedimientos de insolvencia de la Unión Europea. *Partida Doble*, 141, 6-15.

Grover, J. (2003). *Validation of a cash flow model. A non Bankruptcy approach*. Ph.D. dissertation, Nova Southeastern University.

Gu, Z., (2002). Analyzing bankruptcy in the restaurant industry: A multiple discriminant model. *International Journal of Hospitality Management*, 21(1), 25-42.

Gu, Z. y Gao, L. (2000). A multivariate model for predicting business failures of hospitality firms. *Tourism and Hospitality Research, The Survey Quarterly Review*, 2(1), 37-49.

Guan, Q. (1993). *Development of optimal network structures for back-propagation trained neural networks*. Ph.D. dissertation, University of Nebraska.

Guía práctica del proceso concursal (2014). Adaptada a las últimas reformas: Leyes 14/2003 y 17/2014, y Reales Decretos-Leyes 4/2014 y 11/2014. Varios Sepin, Madrid.

Hair, J.F, Anderson, R.E, Tatham, R.L y Black, W.C. (1999). *Análisis multivariante*, 5ª edición. Editorial Prentice Hall.

Haldiki, M., Batistakis, Y. y Vazirgiannis, M. (2001). On Clustering Validation Techniques. *Journal of Intelligent Information System*, 17(2-3), 107-145.

Hao, X., Deng-sheng, W. y Yang-qun, X. (2007). Study on enterprise credit evaluation based on PCA/FCM. *Technology Economics*, 3.

Hart, O. (2000). *Different approaches to bankruptcy*. Harvard Institute of Economic Research Discussion Paper, 1903.

Hecht-Nielsen, R. (1987). *Neurocomputing: Pricking the Human Brain*. IEEE Spectrum, 25, 36-41.

Hecht-Nielsen, R. (1990). *Neurocomputing: Addison Wesley*. Nueva York.

Honda, R., Wang, S., Kikuchi, T. y Konishi, O. (2002). Mining of Moving Objects from Time Series Images and its Application to Satellite Weather Imagery. *Journal of Intelligent Information System*, 19(1), 79-93.

Hong, S.C. (1983): *A Bankruptcy Outcome: Model and Empirical Test*. Working Paper. University of California at Berkeley.

Hu, Y.C. y Tseng, F.M. (2005). Applying Backpropagation Neural Network to Bankruptcy Prediction. *International Journal of Electronic Business Management*, 3(2), 79-103.

Huang, G. B., Zhou, H., Ding, X. y Zhang, R. (2012). Extreme Learning Machine for Regression and Multiclass Classification. *IEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics*, 42(2), 513-529.

Hui, X.-F. y Sun, J. (2006). An application of support vector machine to companies financial distress prediction. *Lecture Notes Artificial Intelligent*, 3885, 274–282.

Hung-Yi, L. (2012). Efficient classifiers for multi-class classification problems. *Decision Support Systems*, 53, 473–481.

Insolvency Act de 1986 (Reino Unido).

Insolvency Rules (Reglamento) de 1986 (Reino Unido).

Jain, A.K., Duin, R.P.W. y Mao, J. (2000). Statistical Pattern Recognition: A Review. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(1), 4–37.

Jo, H. y Han, I. (1996). Integration of case-based forecasting, neural network, and discriminant analysis for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 11, 415–422.

Jo, H. y Han, I. (1997). Bankruptcy prediction using case-based reasoning, neural networks, and discriminant analysis. *Expert Systems with Applications*, 13, 97–108.

Jones, S. y Hensher, D.A. (2007). Forecasting Corporate Bankruptcy: Optimizing the Performance of the Mixed LOGIT Model. *Abacus*, 43, 241–264.

Kabira, M.M., Islamb, M.M. y Murase, K. (2010). A new wrapper feature selection approach using neural network. *Neurocomputing*, 73, 3273–3283.

Karels, G. y Prakash, A. (1987). Multivariate normality and forecasting of business bankruptcy. *Journal of Business Finance and Accounting*, 14(4), 573–593.

Khashman, A. (2010). Neural networks for credit risk evaluation: Investigation of different neural models and learning schemes. *Expert Systems with Applications*, 37(9), 6233–6239.

Kim, H y Gu, Z. (2006a). A logistic regression analysis for predicting bankruptcy in the Hospitality Industry. *The Journal of Hospitality Financial Management*, 14(1), 17-34.

Kim, H y Gu, Z. (2006b). Predicting Restaurant Bankruptcy. A LOGIT Model in Comparison with a Discriminant Model. *Journal of Hospitality and Tourism Research*, 30(4), 474-493.

Kim, H.-W., Chan, H.C. y Gupta, S. (2007). Value-based adoption of mobile Internet: An empirical investigation. *Decision Support Systems*, 43(1), 111–126.

Kohli, A., Jaworski, B. y Kumar, A. (1993), MARKOR: a measure of market orientation. *Journal of Marketing Research*, 10, 467-477.

Kolmogorov, A.N. (1957). *On the representations of continuous functions of many variables by superpositions of continuous functions of one variable and addition*. Doklady Akademii Nauk USSR, 114(5), 953-956.

Krüger, F. (2014). *Insolvenzrecht*, 6ª Edición, Niederle Medic.

Kwak, W., Shi, Y. y Kou, G. (2011). Bankruptcy prediction for Korean firms after the 1997 financial crisis: using a multiple criteria linear programming data mining approach. *Review Quantitative Finance Account*.

La Ordenanza 2008-1345 de "Reforma de empresas en crisis" (Francia).

La Ordenanza 2010-1512 sobre endeudamiento para el empresario individual de responsabilidad limitada (Francia).

Larrañaga, P., Inza, I., Moujahid, A. (2007). *Clasificadores Bayesianos*. Universidad del País Vasco, Euskal Herriko, Unibertsitatea.

Lee, K. (2001). *Pattern classification and clustering algorithms with supervised and unsupervised neural networks in financial applications*. Ph.D. dissertation, Kent State University.

Lee, K.C., Han, I. y Kwon, Y. (1996). Hybrid Neural Network models for bankruptcy predictions. *Decision Support System*, 18, 63-72.

Lee, S., Koh, Y., y Hang, K.H. (2011). Moderating effect of capital intensity on the relationship between leverage and financial distress in the US restaurant industry. *International Journal of Hospitality Management*, 30, 429-438.

Legge Fallimentare de 1942 (Italia).

Ley 2005-845 sobre "Sauverde des entreprises" (Francia).

Ley 2012-387 sobre flexibilización de los procedimientos administrativos (Francia).

Ley concursal Alemana (1999). La denominada *Insolvenzordnung*.

Li, H., Huang, H., Sun, J. y Lin, C. (2010). On sensitivity of case-based reasoning to optimal feature subsets in business failure prediction. *Expert System with Applications*, 37(7), 4811-4821.

Li, H., Sun, J. y Wu, J. (2010). Predicting business failure using classification and regression tree: an empirical comparison with popular classical statistical methods and top classification mining methods. *Expert Systems with Applications*, 37(8), 5895–5904.

Lin, H. Y. (2012). Efficient classifiers for multi-class classification problems. *Decision Support Systems*, 53, 473–481.

Lin, F., Yeh, C. C. y Lee, M. Y. (2011). The use of hybrid manifold learning and support vector machines in the prediction of business failure. *Knowledge-Based Systems*, 24, 95-101.

Lin, T.H. (2009). A cross model study of corporate financial distress prediction in Taiwan: Multiple Discriminant Analysis, LOGIT, probit and neural networks models. *Neurocomputing*, 72, 3507-3516.

Liong, S. y Sivapragasam, Ch. (2002). Flood stage forecasting with support vector machines. *Journal of the American Water Resources Association*, 38(1), 173-186.

Lo, A.W. (1986). LOGIT versus discriminant analysis: a specification test and application to corporate bankruptcies. *Journal of Econometrics*, 31, 151-178.

López Gutiérrez, C., García Olalla, M. y Torre Olmo, B. (2009). The influence of bankruptcy law on equity value of financially distressed firms: A European comparative analysis. *International Review of Law and Economics*, 29, 229-243.

López Gutiérrez, C., Torre Olmo, B. y Díaz Díaz, B. (2005). Características determinantes y contenido informativo de los mecanismos de reestructuración financiera. *Revista Europea de Dirección y Economía de la Empresa*, 14(2), 111-124.

López, C., Torre, B y García, M. (2011). Valoración económica de la eficiencia de los sistemas concursales: un análisis empírico internacional. *Revista española de financiación y contabilidad*, 10(150), 221-250.

Lopucki, L.M. (1983). The Debtor in Full Control Systems Failure under Chapter 11 of the Bankruptcy Code?. *American Bankruptcy Law Journal*, 57, 99-126.

Maldonado, S., Weber, R. y Basak, J. (2011). Simultaneous feature selection and classification using kernel-penalized support vector machines. *Information Sciences*, 18, 115–128.

Malinen, J., Maltamo, M. y Verkasalo, E. (2003). Predicting the internal quality and value of Norway spruce trees by using two non-parametric nearest neighbor methods. *Forecast Products Journal*, 53(4), 85-94.

Manzaneque, M., Banegas, R. y García, D. (2010). Diferentes procesos de fracaso empresarial. Un análisis dinámico a través de la aplicación de técnicas estadísticas cluster. *Revista Europea de Dirección y Economía de la Empresa*, 19(3), 67-88.

Martín, B. y Sanz, A. (2001). *Redes neuronales y sistemas borrosos*. Ed. Ra-Ma. Madrid.

McKee T.E. y Greenstein, M. (2000). Predicting bankruptcy using recursive partitioning and a realistically proportioned data set. *Journal Forecasting*, 19, 219–230.

McKee, T.E. (2000). Developing a bankruptcy prediction model via rough sets theory. *Intelligent Systems Accounting Finance Management*, 9, 159–173.

Mensah, Y.M. (1983). The Differential Bankruptcy Predictive Ability of Specific Price Level Adjustments: Some Empirical Evidence. *The Accounting Review*, 53(2), 228-246.

Meyer, P. y Pifer, H. (1970). Prediction of bank failures. *JOURNAL of Finance*, 25(4), 853-868.

Min, J.H. y Lee, Y.C. (2005). Bankruptcy prediction using support vector machine with optimal choice of kernel function parameters. *Expert Systems with Application*, 28, 128–134.

Minsky, M.L. y Papert, S.A. (1969). *Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry*. Mit Press. Cambridge.

Mulford, C.W. y Comiskey, E.E. (2005). *Creative cash-flow reporting. Uncovering Sustainable Financial Performance*. John Wiley and Sons. New Jersey.

Neophytou, E. y Molinero, C.M. (2004). Predicting corporate failure in the UK: A multidimensional scaling approach. *Journal of Business Finance and Accounting*, 31(5/6), 677-710.

Nour, M. (1994). *Improved clustering and classification algorithms for the Kohonen selforganizing neural network*. Ph.D. dissertation, Kent State University.

Núñez de Castro, L. y von Zuben, F.J. (1998). *Optimised Training Techniques for Feedforward Neural Networks*.

Technical Report DCA-RT 03/98. Department of Computer Engineering and Industrial Automation. FEE/UNICAMP, Brasil.

Odom, M.D. y Sharda, R. (1990). A neural networks for bankruptcy prediction. *IEEE INNS International Joint Conference on Neural Networks*, 2(17-21), 163-168.

Ohlson, J.A. (1980). Financial ratios and the probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131.

Olson, D. L., Delen, D. y Meng, Y. (2012). Comparative analysis of data mining methods for bankruptcy prediction. *Decision Support Systems*, 52, 464- 473.

Orsenigo, C. y Vercellis, C. (2003). Multivariate classification trees based on minimum features discrete support vector machines. *IMA Journal of Management Mathematics*, 14(3), 221-234.

Pacheco, S.D., Díaz, L.G. y García, R. (2005). El clasificador Naïve Bayes en la extracción de conocimiento de bases de datos. *Ingenierías*, 27(8), 24-33.

Papatheodorou, C. , Kapidakis, S., Sfakakis, M. y Vassiliou, A. (2003). Mining use communities in digital libraries. *Information Technology and Libraries*, 22(24), 152-157.

Park, C. S. y Han, I. (2002). A case-based reasoning with the feature weights derived by analytic hierarchy process for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 23, 255-264.

Park, S. M. y Hancer, M. (2012). A comparative study of logit and artificial neural networks in predicting bankruptcy in the hospitality industry. *Tourism Economics*, 18(2), 311-338.

Pastena, V. y Ruland, W. (1986). The Merger Bankruptcy Alternative. *The Accounting Review*, 61(2), 288-301.

Pastor, D. (2014). *Informes de la Administración Concursal*. Tirant Lo Blanch, Valencia.

Patterson, D. (2001). *Bankruptcy prediction: A model for the casino industry*. Ph.D. dissertation, Universidad de Nevada, Las Vegas.

Pendharkar, P.C. (2002). A Potential Use of Data Envelopment Analysis for the Inverse Classification Problem. *Omega*, 30(3), 243-248.

Peng, Y., Kou, G., Wang, G. y Shi, Y. (2011). FAMCDM : A fusion approach of MCDM methods to rank multiclass classification algorithms. *Omega*, 39, 677-689.

Peng, H., Long, F. y Ding, C. (2005). Feature selection based on mutual information: Criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 27(8), 1226–1238.

Poston, K. y Harmon, W. (1984). *Measuring manufacturing performance: the concepts of productivity, quality and quality cost*. American Accounting Association Annual Meeting, Toronto, Canada.

Povel, P. (1999). Optimal «Soft» or «Tough» bankruptcy procedures. *Journal of Law, Economics, and Organization* 15(3): 659-684.

Premachandra, I.M., Chen, Y. y Watson, J. (2011). DEA as a tool for predicting corporate failure and success: a case of bankruptcy assessment. *Omega*, 39(6), 620–626.

Qi, X. y Davison, B.D. (2009). Web page classification: Features and algorithms. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 41(2), 1–31.

Qian, J., y Strahan, P. (2007). How law and institutions shape financial contracts: The case of bank loans. *Journal of Finance* 62(6), 2.803-2.834.

Quinlan, J. (1986). Induction of decision trees. *Machine Learning*, 1, 81–106.

Quinlan, J. (1993). C4.5: Programs for Machine Learning (Morgan Kaufmann Series in Machine Learning). *Morgan Kaufmann*.

R.D.L. 1/2015 de 27 de Febrero. Mecanismos de segunda oportunidad, reducción de carga financiera y otras medidas de orden social.

Rafiei, F.M., Manzari, S.M. y Bostanian, S. (2011). Financial health prediction models using artificial neural networks, genetic algorithm and multivariate discriminant analysis: iranian evidence. *Expert Systems with Application*, 38, 10210–10217.

Ravisankar, P. y Ravi, V. (2010) Financial distress prediction in banks using Group Method of Data Handling neural network, counter propagation neural network and fuzzy ARTMAP. *Knowledge-Based Systems*, 23, 823–831.

Ravisankar, P., Ravi, V. y Bose, I. (2010). Failure prediction of dotcom companies using neural network-genetic programming hybrids. *Informatic Science*, 180, 1257–1267.

Reischl, K. (2014). *Insolvenzrecht*, 3ª Edición, C.F. Müller.

Rose, P. y Kolari, J. (1985). Early warning systems as a monitoring device for bank condition. *Quarterly Journal of Business and Economics*, 24(1), 43-60.

Ryu, Y. y Yue, W. (2005). Firm bankruptcy prediction: experimental comparison of isotonic separation and other classification approaches. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern–Part A: Systems Humans*, 21(4), 265–276.

Salchenberger, L., Cinar, E. y Lash, N. (1992). Neural networks: A new tool for predicting bank failures. *Decision Sciences*, 23, 899-916.

Sánchez, J.J. (1984). *Introducción a las técnicas de análisis multivariante aplicadas a las Ciencias Sociales*. Centro de Investigaciones Sociológicas, Madrid.

Sanchis, A. (2000). *Una aplicación del análisis discriminante a la previsión de la insolvencia en las empresas españolas de seguros no-vida*. Tesis doctoral. Universidad Complutense de Madrid. Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales.

Sarkar, S. y Sriram, R.S. (2001). Bayesian models for early warning of bank failures. *Management Science*, 47(11), 1457–1475.

Serrano-Cinca, C. (1996). Self organizing neural networks for financial diagnosis. *Decision Support Systems*, 17(3), 227-238.

Shah, J. y Murtaza, M. (2000). A neural network based clustering procedure for bankruptcy prediction. *American Business Review*, 18(2), 80-86.

Shang, Y. y Benjamin, W.W. (1996). Global Optimization for Neural Network Training. *IEEE Computer*, 29(3), 45-54.

Shin, K.-S. y Lee, Y.-J. (2002). A genetic algorithm application in bankruptcy prediction modeling. *Expert Systems with Application*, 23, 321-328.

Shin, K.-S., Lee, T.S. y Kim, H.-J. (2005). An application of support vector machines in bankruptcy prediction model. *Expert Systems with Application*, 28, 127-135.

Sinkey, J.F. (1975). A multivariate statistical analysis of the characteristics of problem banks. *Journal of Finance*, 30, 21-36.

Skogsviki, K. (1980). Current cost accounting ratios as predictors of business failure. The Swedish case. *Journal of Business, Finance and Accounting*, 17(1), 137-160.

Smith, D. C., y Strömberg, P. (2003). Maximizing the value of distressed assets: Bankruptcy law and the efficient reorganization of firms. En Honohan, P., y Laeven, L. Eds. *Systemic financial crisis. Containment and resolution*, Cambridge: Cambridge University Press: 232-275.

Strehl, A. y Gosh, J. (2003). Relationship Based Clustering and Visualization for High Dimensional Data Mining. *INFORMS Journal of Computing*, 15(2), 208-230.

Sun, J. y Li, H. (2008). Data mining method for listed companies financial distress prediction. *Knowledge-Based Systems*, 21, 1–5.

Sun, J. y Li, H. (2008). Listed companies financial distress prediction based on weighted majority voting combination of multiple classifiers. *Expert Systems with Application*, 35, 818–827.

Sun, J., Li, H., Huang, Q-H. y He, K-Y. (2014). Predicting financial distress and corporate failure: A review from the state-of-the-art definitions, modeling, sampling, and featuring approaches. *Knowledge-Based Systems*, 57, 41–56.

Sun, L. y Shenoy, P. (2007). Using Bayesian networks for bankruptcy prediction: Some methodological issues. *European Journal Operation Research*, 180, 738–753.

Sung, T., Chang, N. y Lee, G. (1999). Dynamics of modeling in data mining. Interpretive approach to bankruptcy prediction. *Journal of Management Information Systems*, 16(1), 63-85.

Taffler, R. (1984). Empirical models for the monitoring of UK corporations. *Journal of Banking and Finance*, 8(2), 199-227.

Tam, K. (1991). Neural network models and the prediction of bank bankruptcy. *Omega*, 19(5), 429–445.

Tam, K. y Kiang, M. (1992). Managerial applications of neural networks: the case of bank failure prediction. *Management Science*, 38(7), 926–947.

Theodossiou, P. (1991). Alternative models for assessing the financial condition of Business in Greece. *Journal of Business and Accounting*, 18(5), 697-720.

Tomar, D. y Agarwal, S. (2015). A comparison on multi-class classification methods based on least squares twin support vector machine. *Knowledge-Based Systems*, 81, 131-147.

Tsai, C.-F. (2009). Feature selection in bankruptcy prediction. *Knowledge-Based Systems*, (22), 120-127.

Tsai, C.-F. y Hsiao, Y.-C. (2010). Combining multiple feature selection methods for stock prediction: Union, intersection, and multi-intersection approaches. *Decision Support Systems*, 50, 258-269.

Tsukuda, J. y Baba, S. (1994). Predicting Japanese Corporate Bankruptcy in terms of financial date using Neural Network. *Computers and Industrial Engineering*, 27, 445-448.

Varetto, F. (1998). Genetic algorithms applications in the analysis of insolvency risk. *Journal Banking Finance*, 22, 1421-1439.

Viñuelas, M. (2005). Insolvencia de sociedad y responsabilidad de sus administradores en el derecho inglés. Wrongful trading. *Revista de derecho mercantil*, 255, 299-318.

Wang, B. (2004). *Strategy changes and internet firm survival*. Ph.D. dissertation, University of Minnesota.

Wang, C.-M. y Huang, Y.-F. (2009). Evolutionary-based feature selection approaches with new criteria for data mining: A case study of credit approval data. *Expert Systems with Applications*, 36, 5900–5908.

Wang, Y., Wang, S. y Lai, K.K. (2005). A new fuzzy support vector machine to evaluate credit risk. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 13(6), 820–831.

Watson, J. y Everett, J. (1995). *Do Small Business Have a High Failure Rate?* Sydney: International Council for Small Business 40th World Conference, 23. The University of Newcastle, 331-345.

Webb, A. (1999). *Statistical Pattern Recognition*, Arnold.

Wei, H. y Billings, S. (2007). Feature subset selection and ranking for data dimensionality reduction. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1, 162–166.

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

Wilson, R.L. y Sharda, R. (1994). Bankruptcy prediction using neural networks. *Decision Support Systems*, 11, 545-557.

Wong, C. y Rajeswari, S. (2011). Accumulation of reserves and keeping up with the Joneses: The case of LATAM economies. *International Review of Economics & Finance*, Elsevier, 20(1), 19-31.

Wu, C.H., Tzeng, G.H., Goo, Y.J. y Fang, W.C. (2007). A real-valued genetic algorithm to optimize the parameters of support vector machine for predicting bankruptcy. *Expert System with Applications*, 32, 397-408.

Wu, D., Liang, L. y Yang, Z. (2008). Analyzing the financial distress of Chinese public companies using probabilistic neural networks and multivariate discriminate analysis. *Socio-Economic Planning Science*, 42(3), 206–220.

Wu, W. (2011). Improving classification accuracy and causal knowledge for better credit decisions. *International Journal of Neural Systems*, 21(4), 297–309.

Yang, Z.R., Platt, M.B. y Platt, H.D. (1999). Probabilistic neural networks in bankruptcy prediction. *Journal of Business Research*, 44, 67–74.

Yeh, C.-C., Chi, D.-J. y Hsu, M.-F. (2010). A hybrid approach of DEA, rough set and support vector machines for business failure prediction. *Expert Systems with Application*, 37, 1535–1541.

Yu, L., Yue, W., Wang, S. y Lai, K.K. (2010). Support vector machine-based multiagent ensemble learning for credit risk evaluation. *Expert Systems with Applications*, 37(2), 1351–1360.

Zanganeh, T., Rabiee, M. y Zarei, M. (2011). Applying Neuro-Fuzzy Model for Bankruptcy Prediction. *International Journal of Computer Applications*, 20 (3), 15-21.

Zavgren, C. (1985). Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: A logistic analysis. *Journal of Business Finance & Accounting*, 12(1), 19-45.

Zhang, G., Hu, M.Y., Patuwo, B.E. e Indro, D.C. (1999). Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross-validation analysis. *European Journal of Operational Research*, 116(1), 16-33.

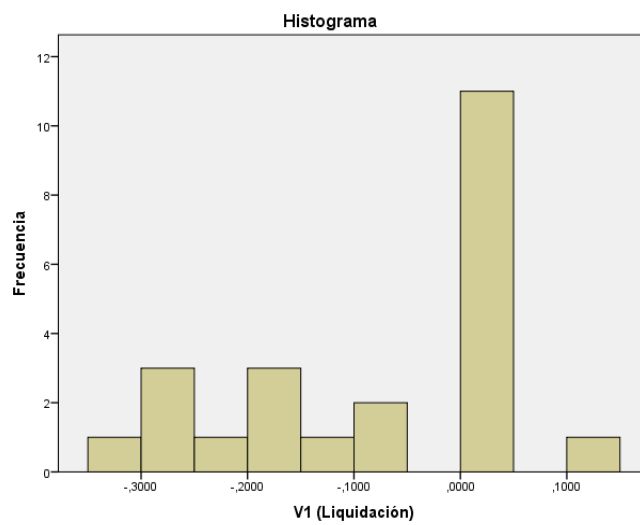
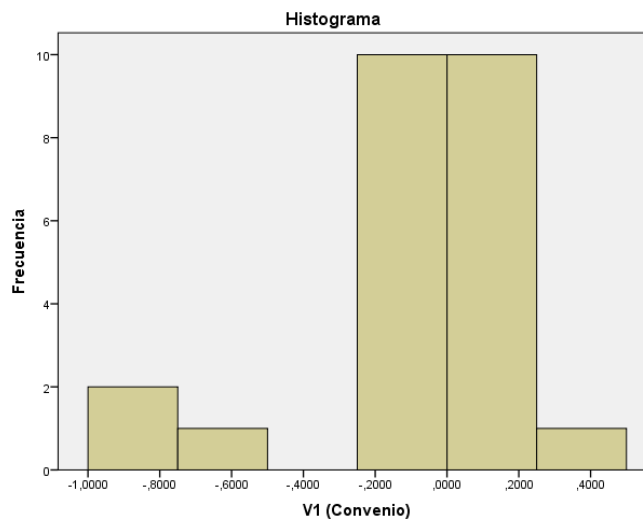
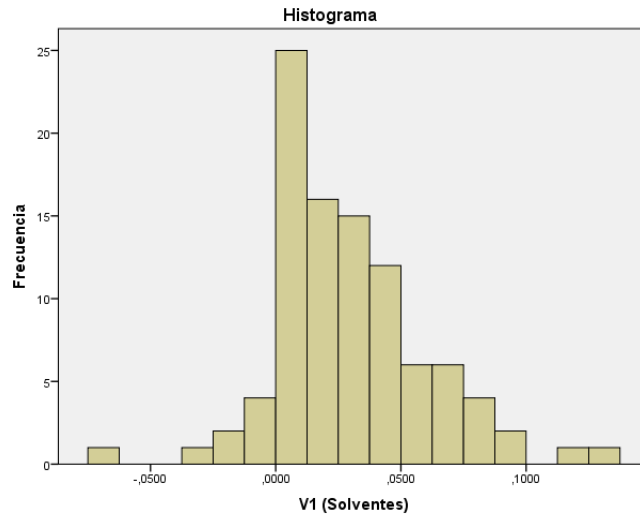
Zhao, H. (2007). A multi-class genetic programming approach to developing Pareto optimal decision trees. *Decision Support Systems*, 43(3), 809–826.

Zmijewski, M.E. (1984). Methodological Issues Related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59-81.

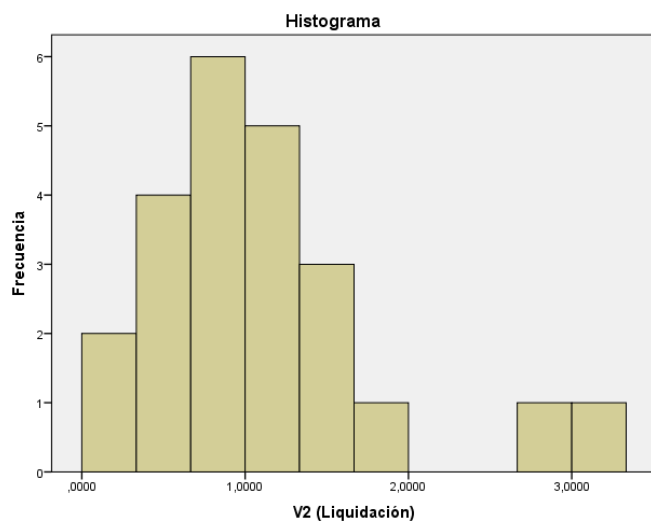
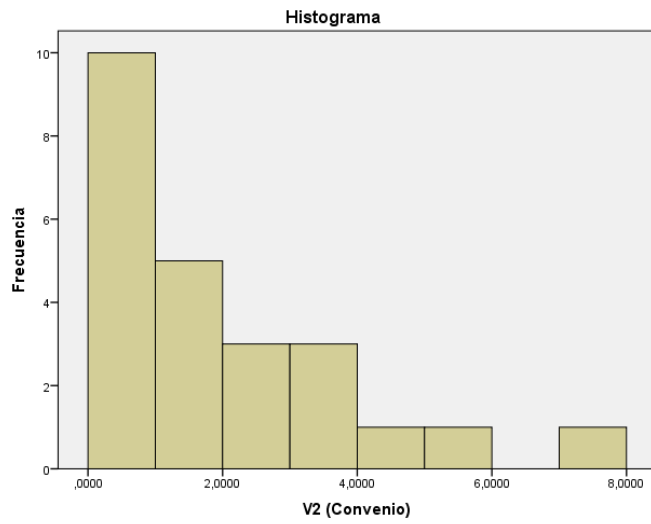
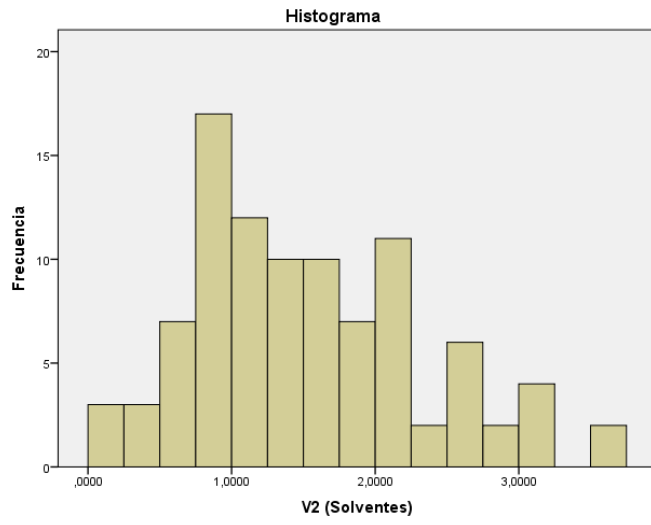
ANEXOS

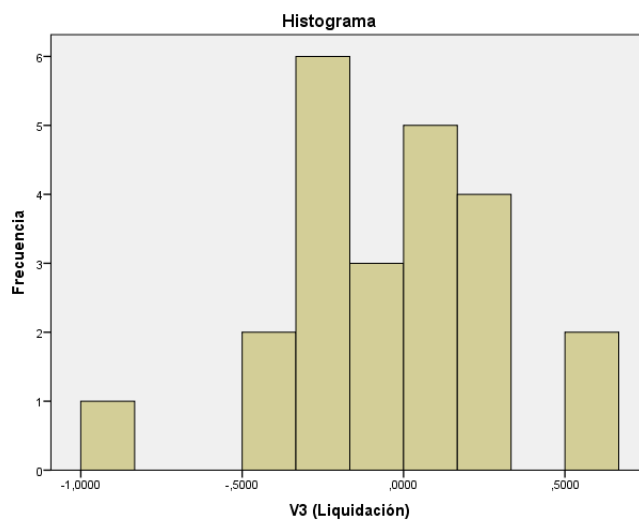
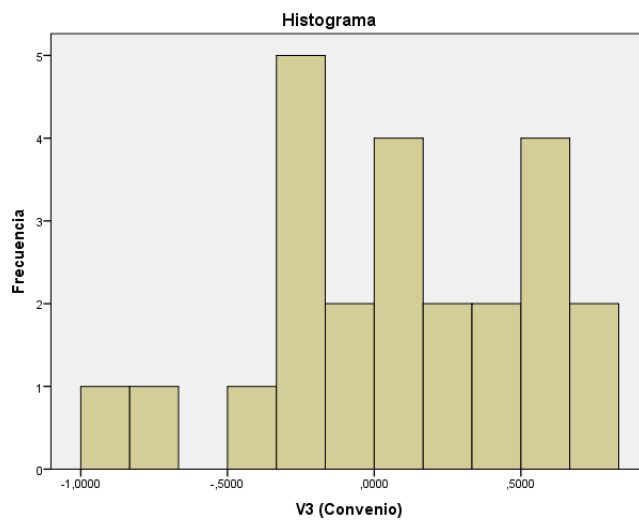
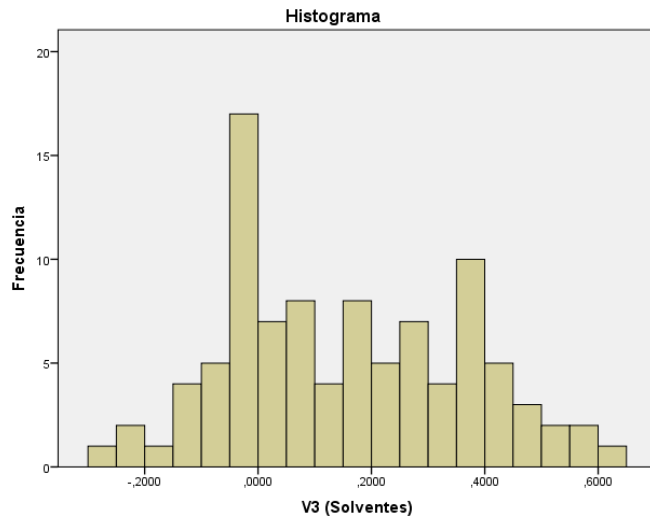
ANEXO 1: HISTOGRAMAS

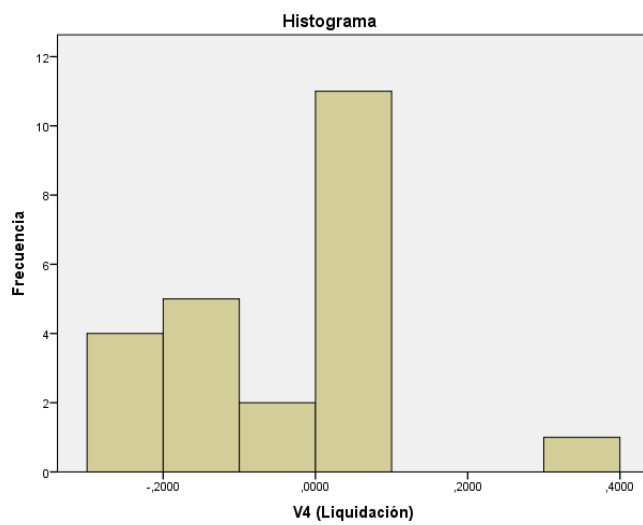
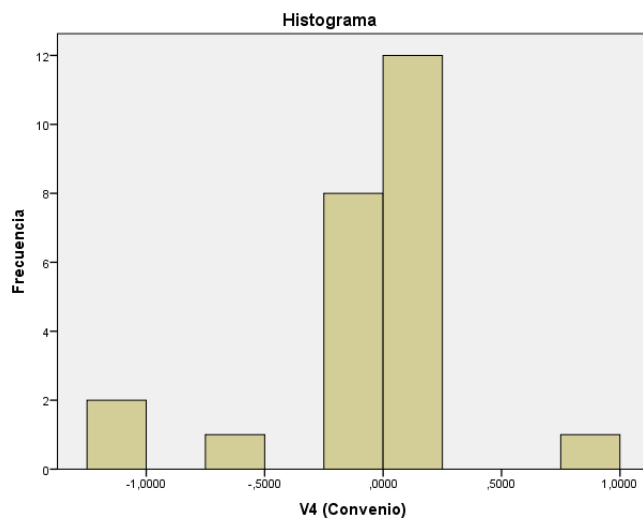
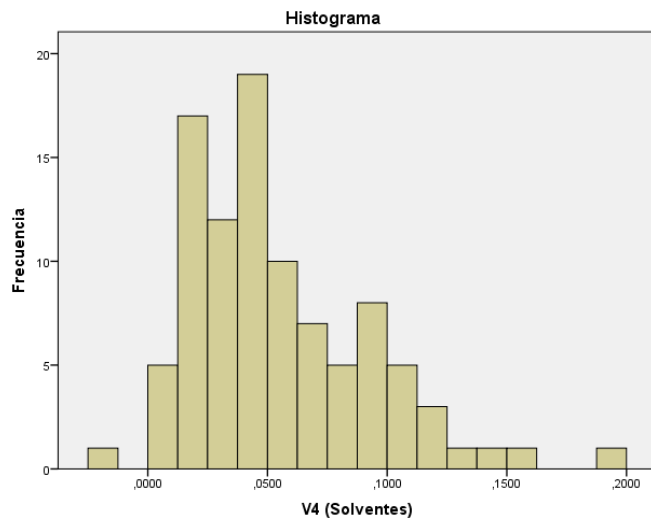
Histogramas de las variables. M1

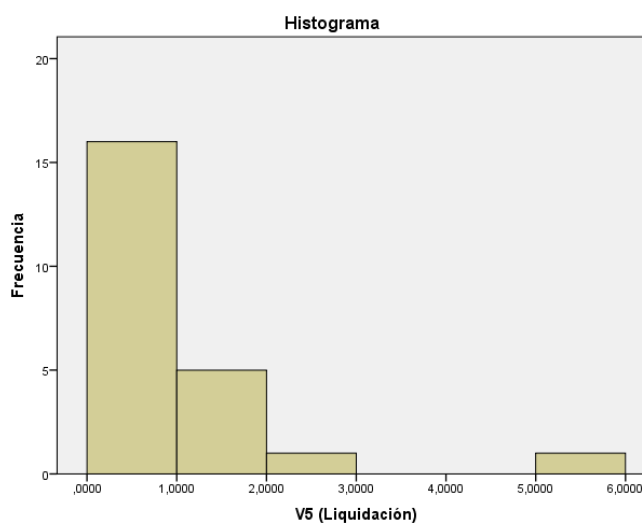
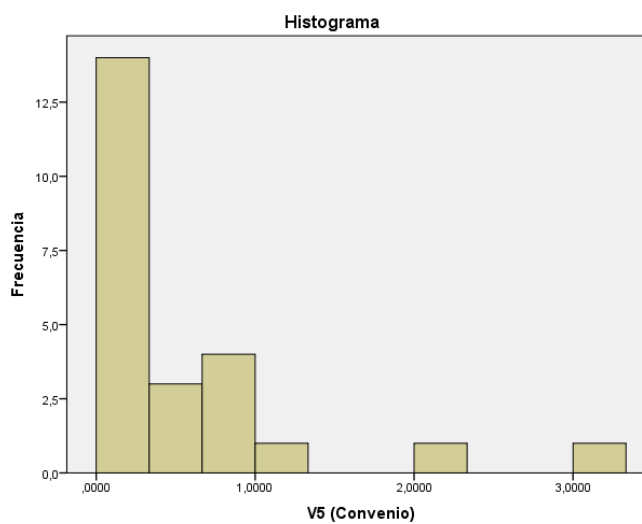
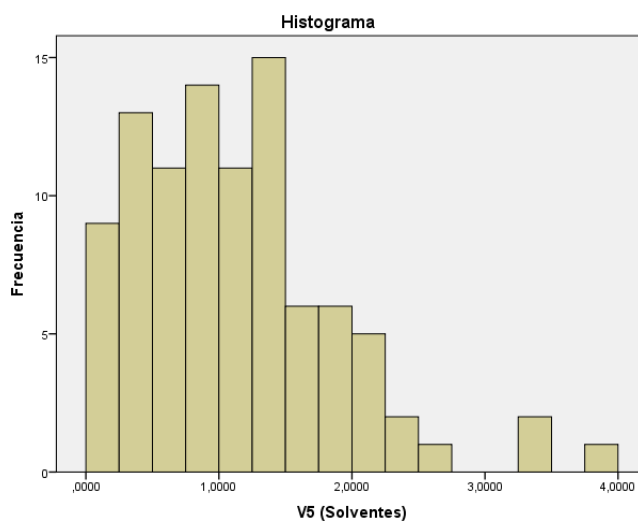


Predicción de viabilidad empresarial

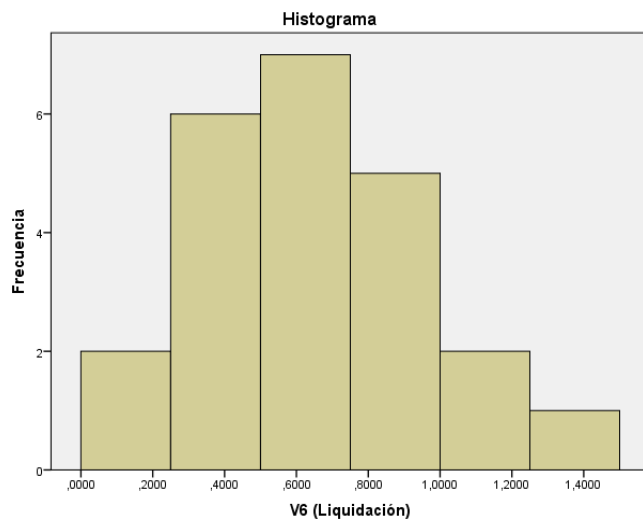
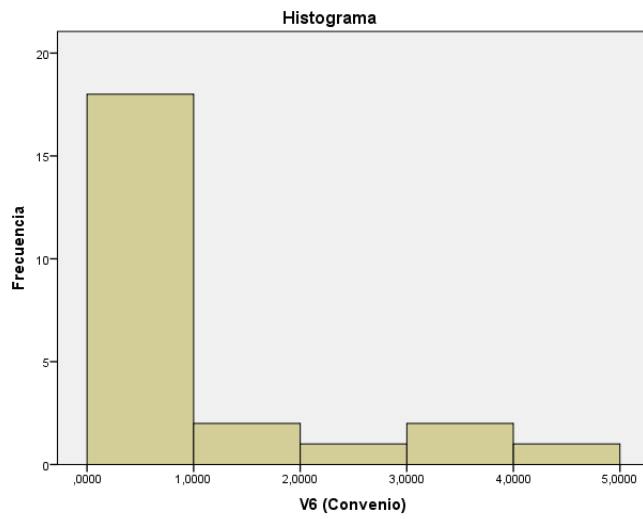
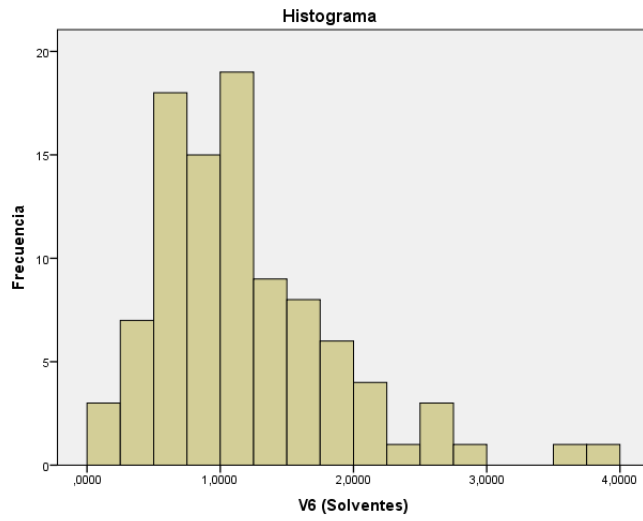


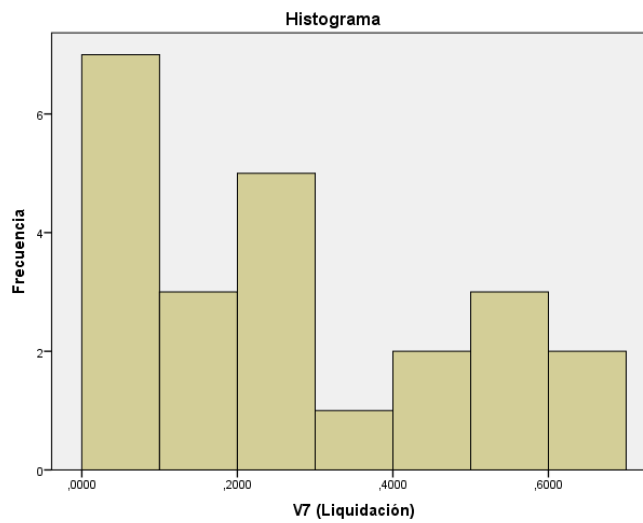
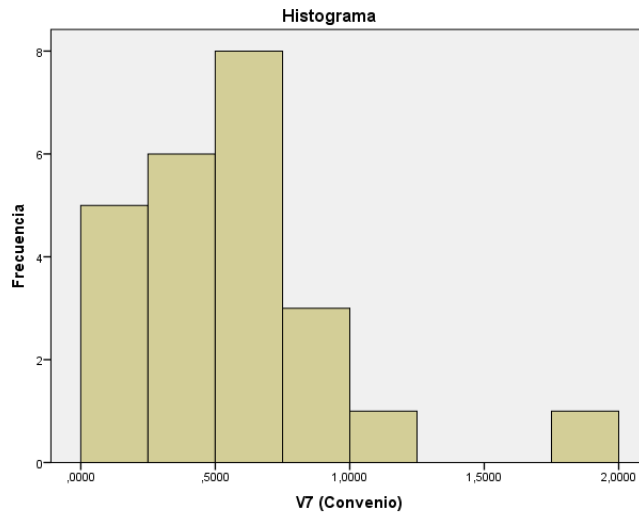
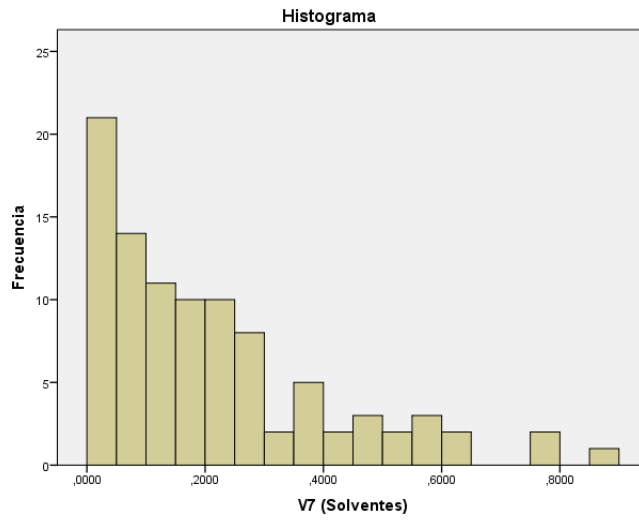




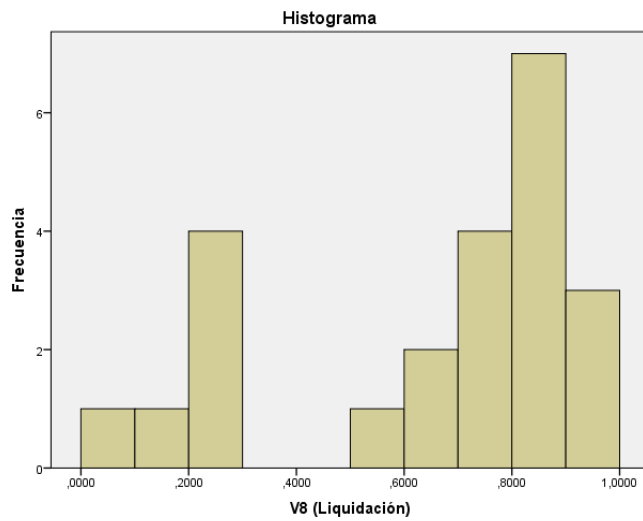
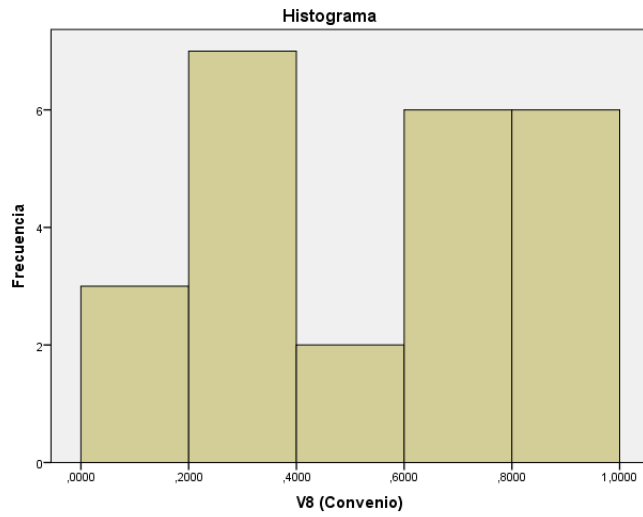
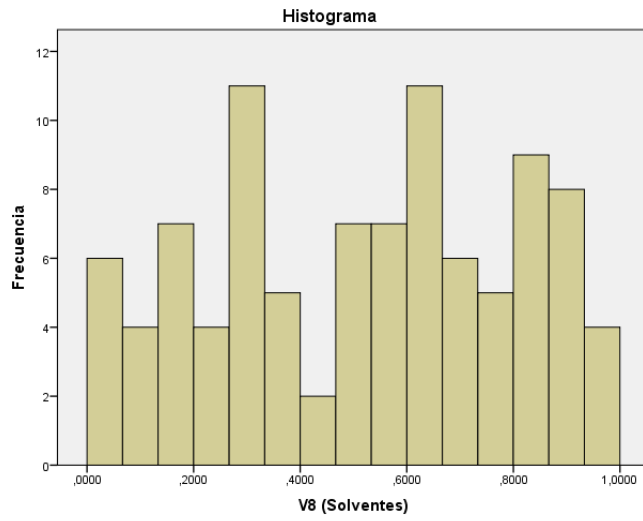


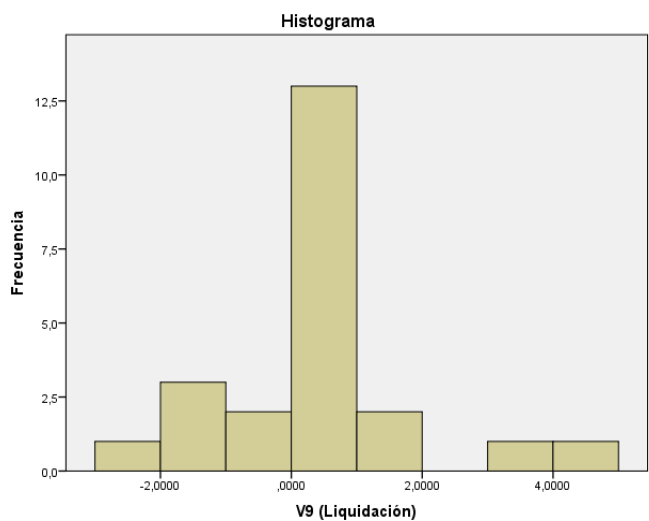
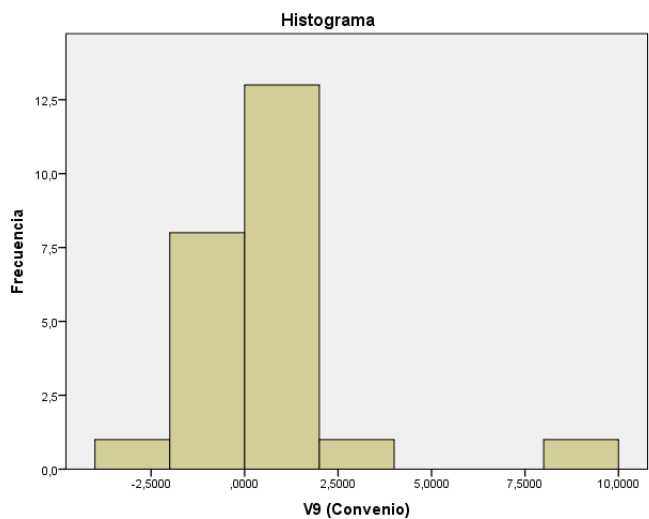
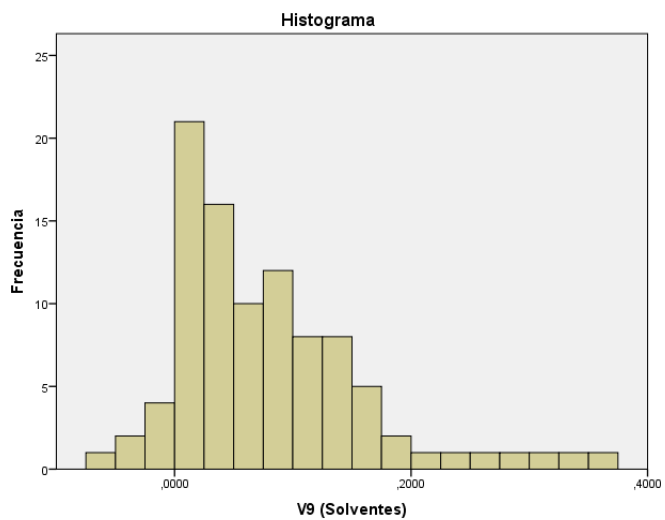
Predicción de viabilidad empresarial



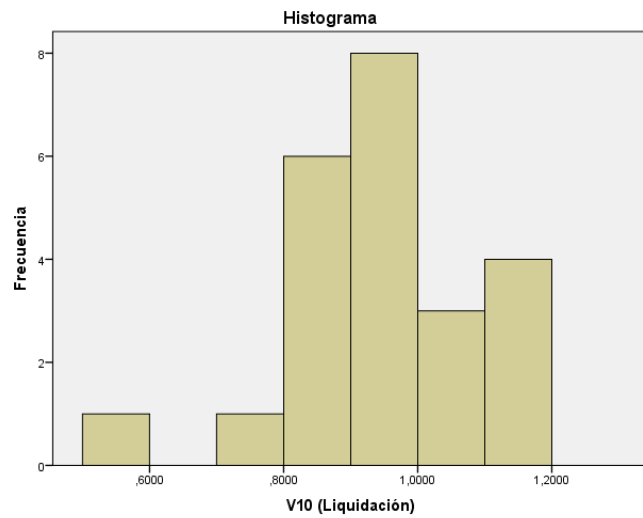
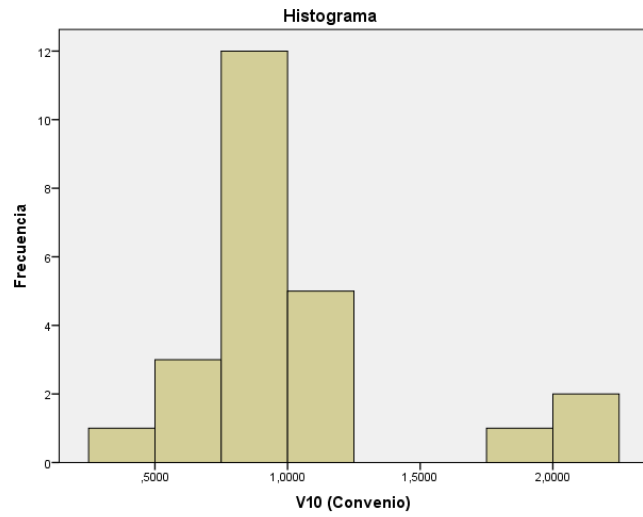
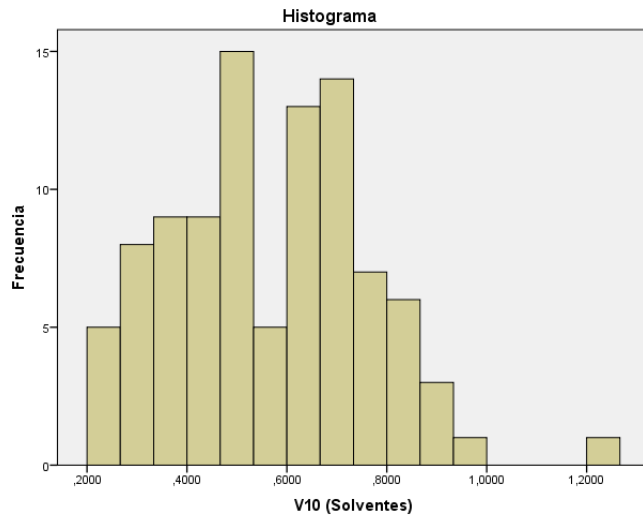


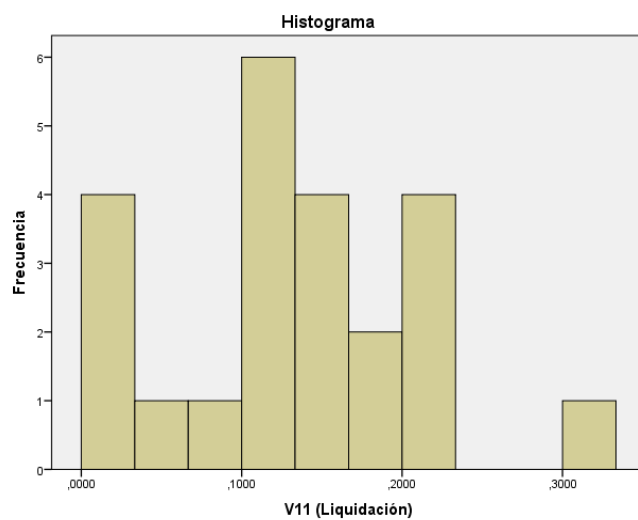
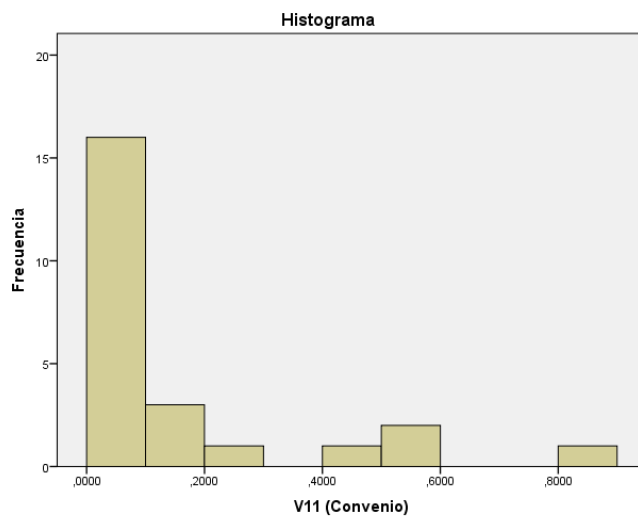
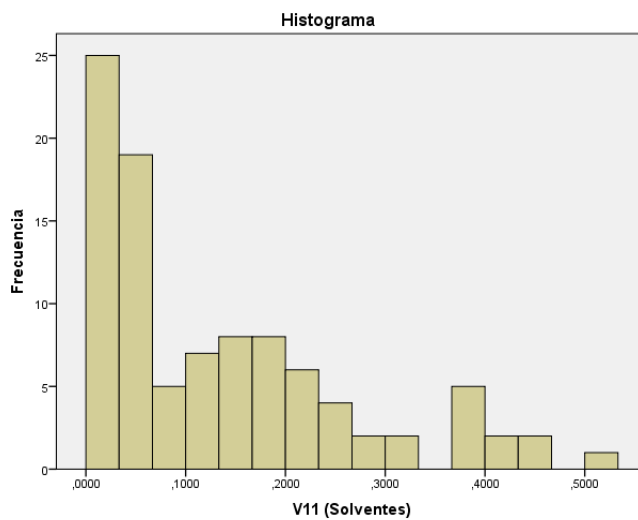
Predicción de viabilidad empresarial



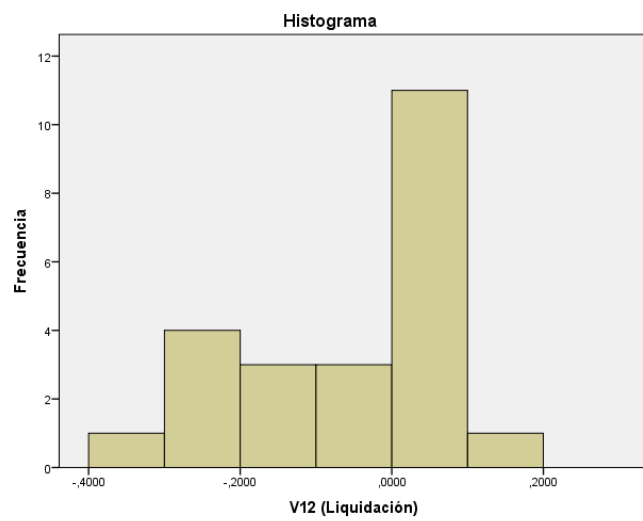
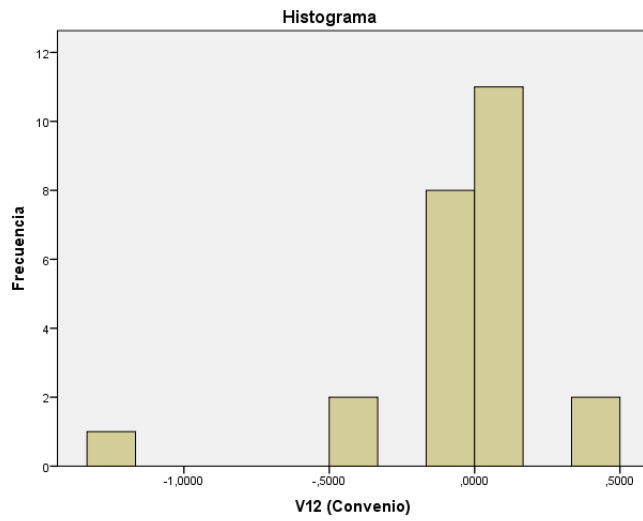
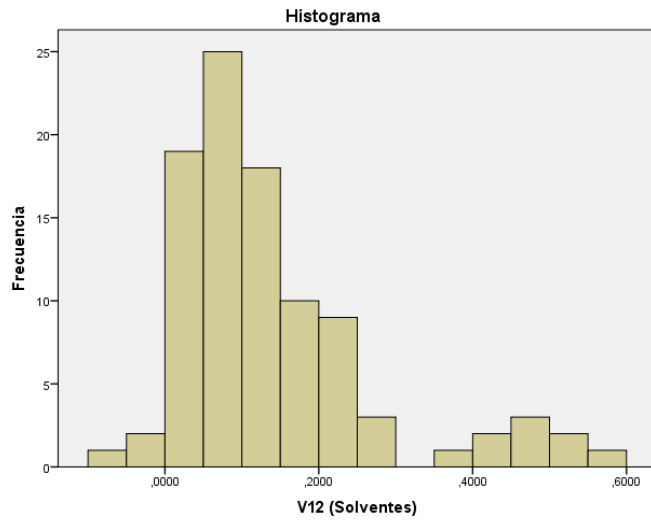


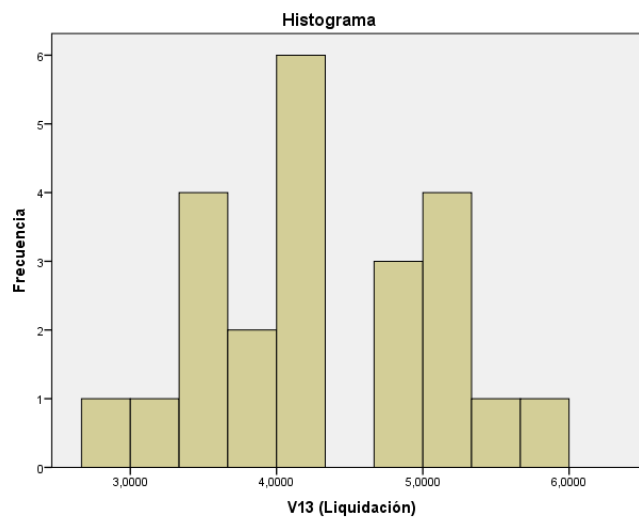
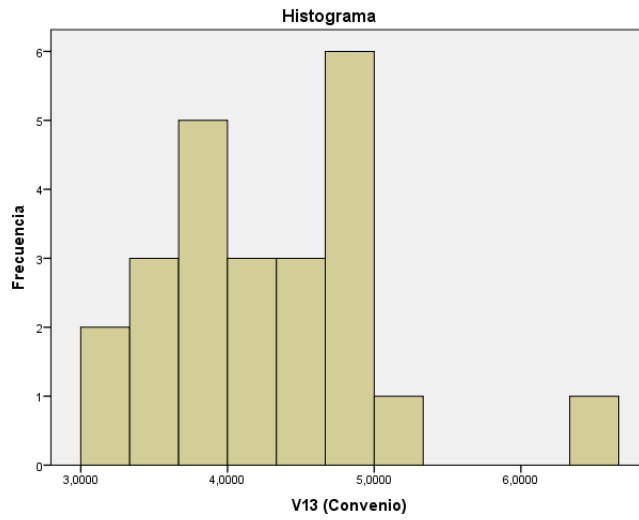
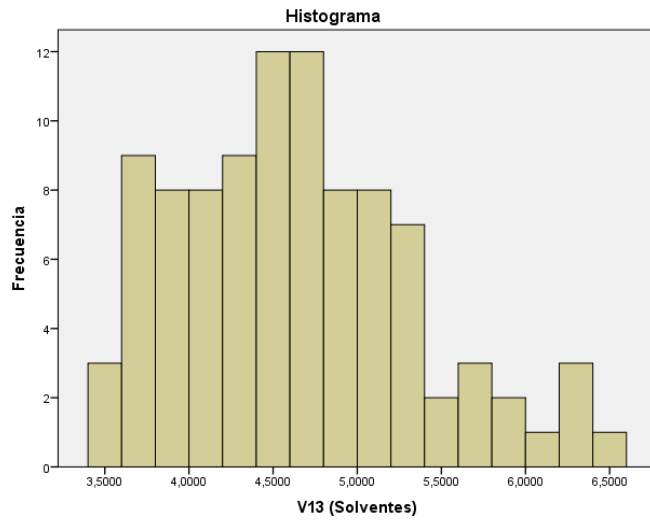
Predicción de viabilidad empresarial



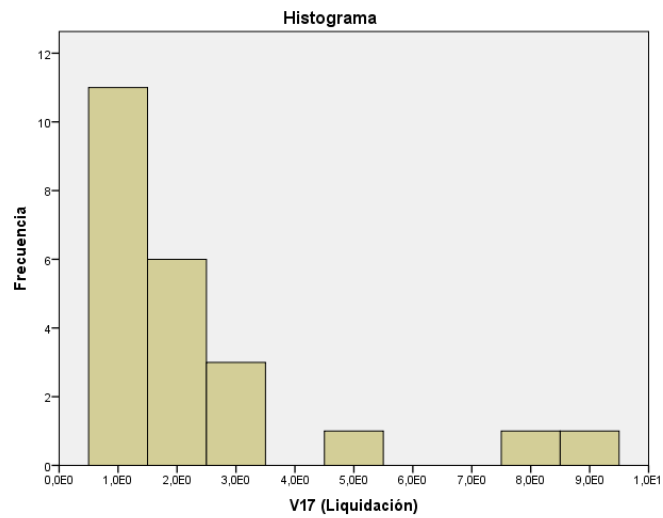
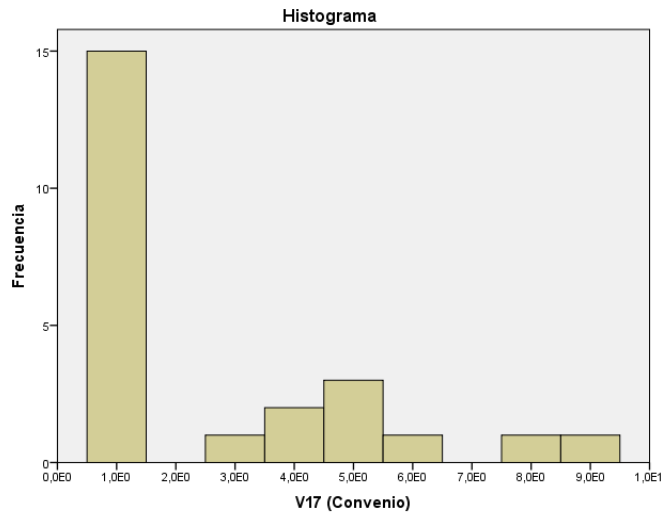
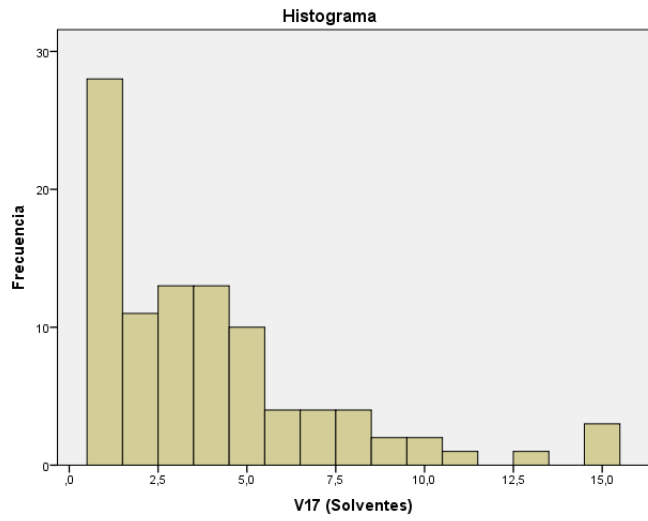


Predicción de viabilidad empresarial

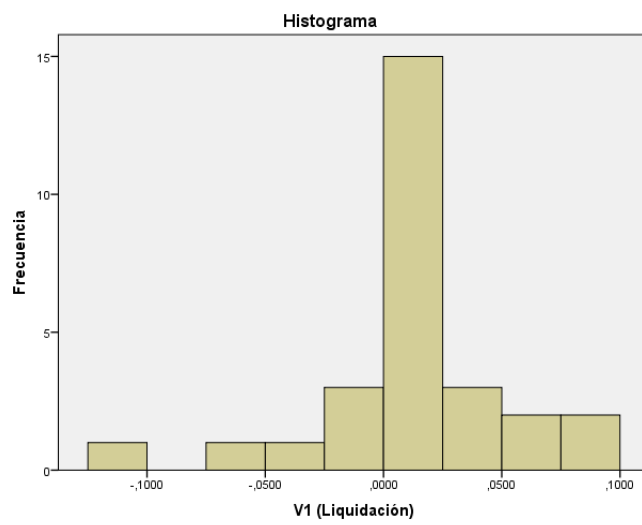
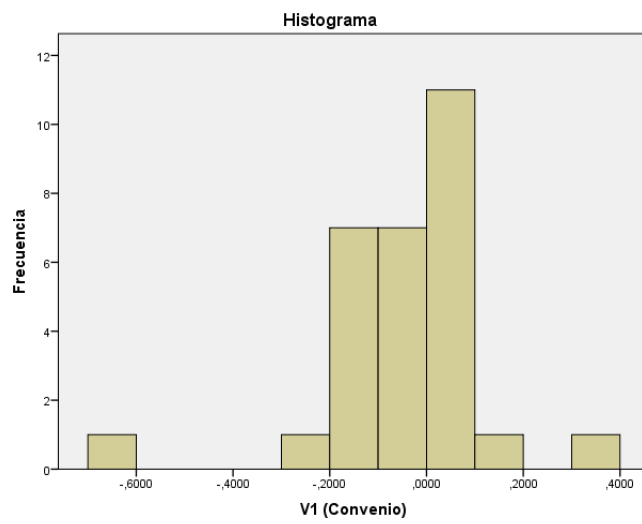
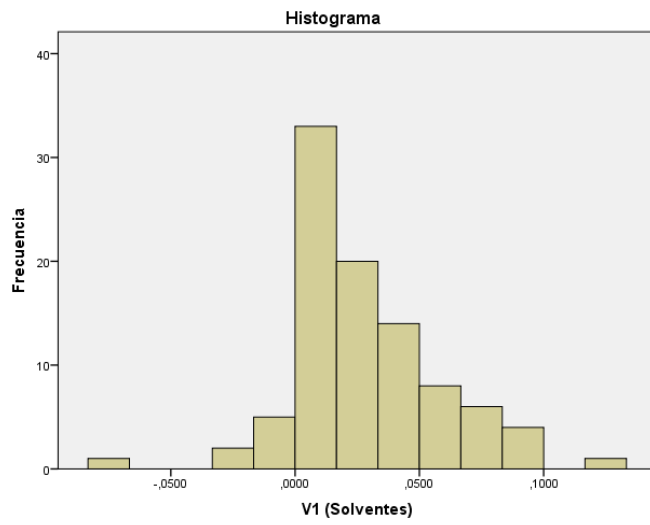




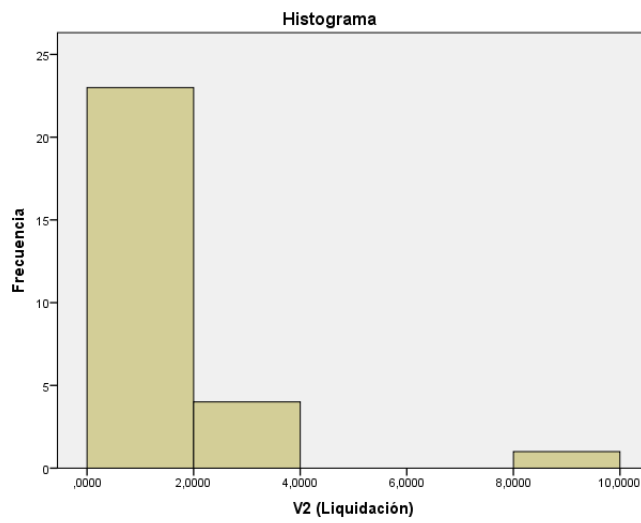
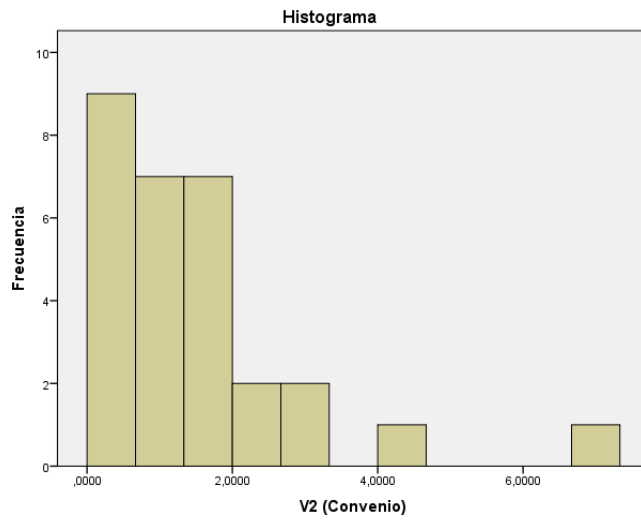
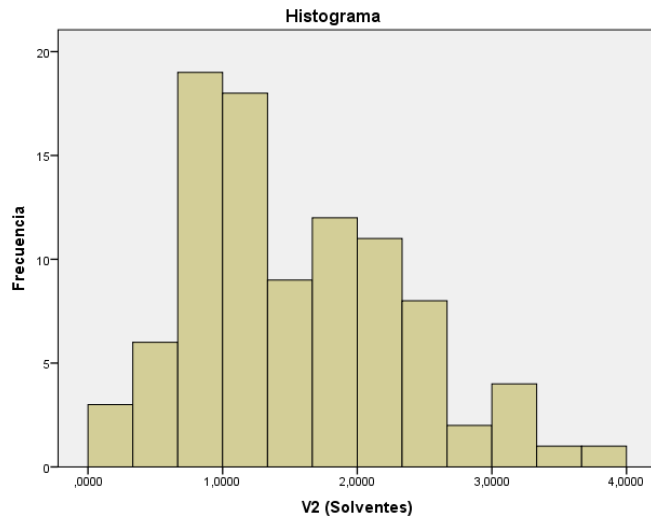
Predicción de viabilidad empresarial

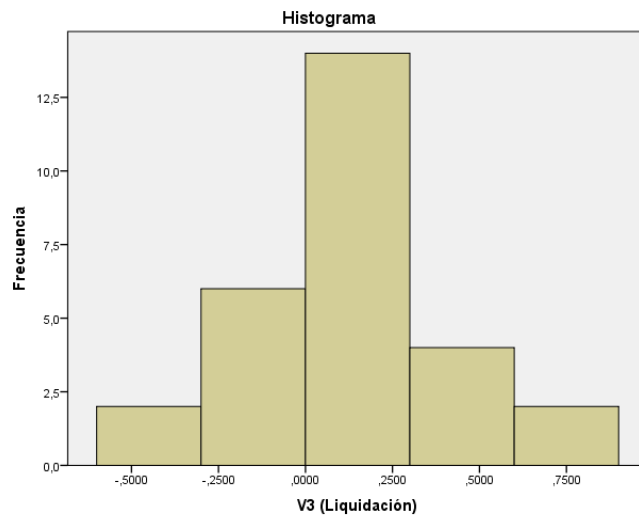
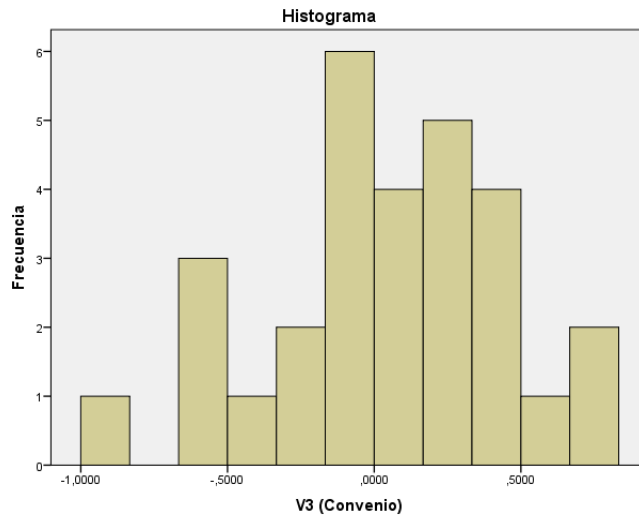
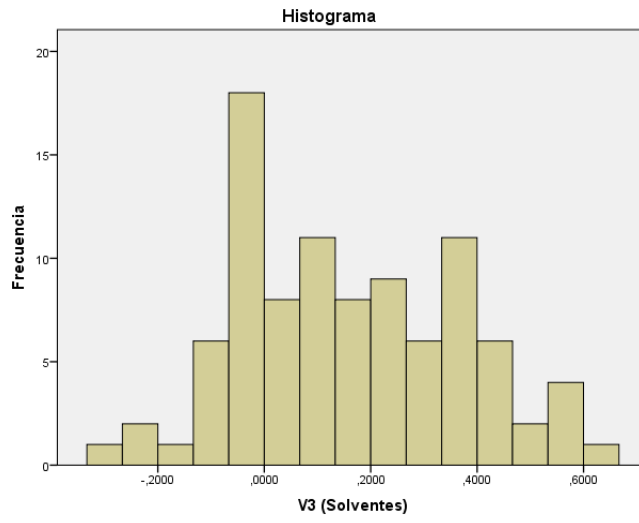


Histogramas de las variables. M2

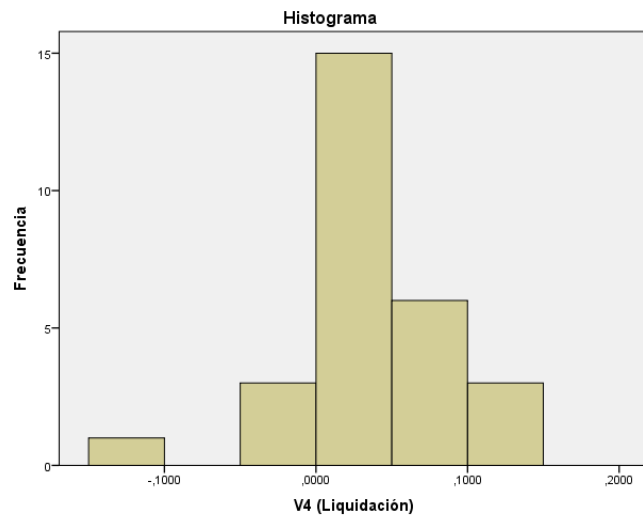
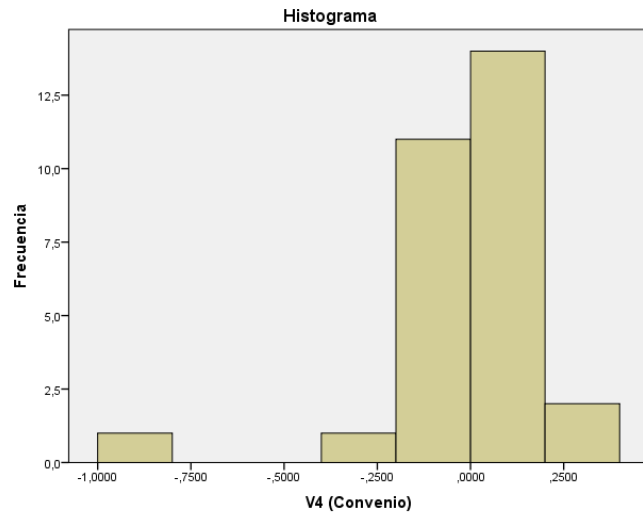
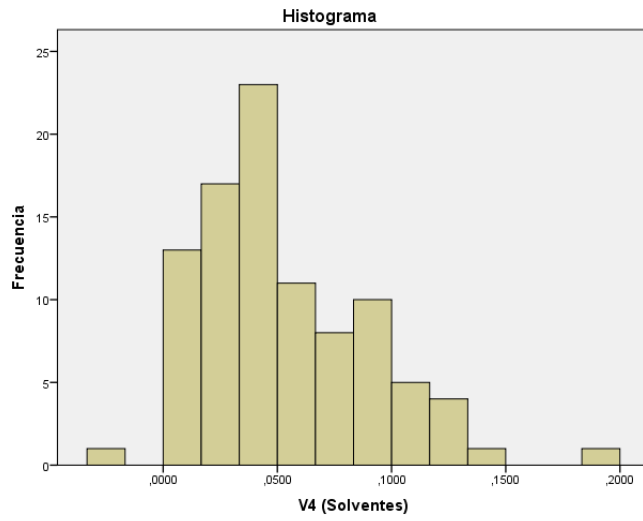


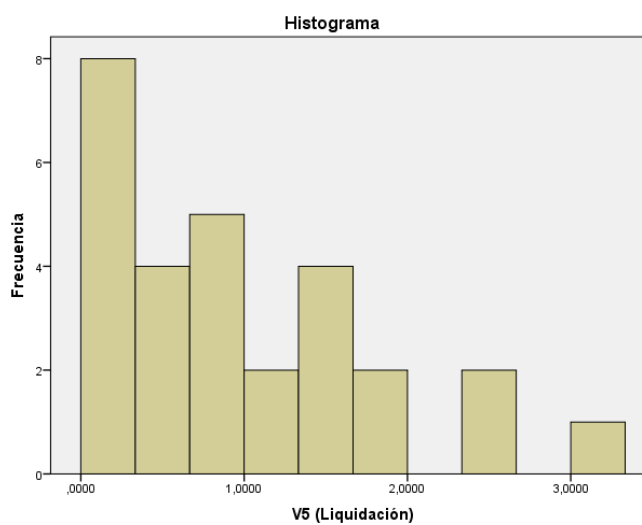
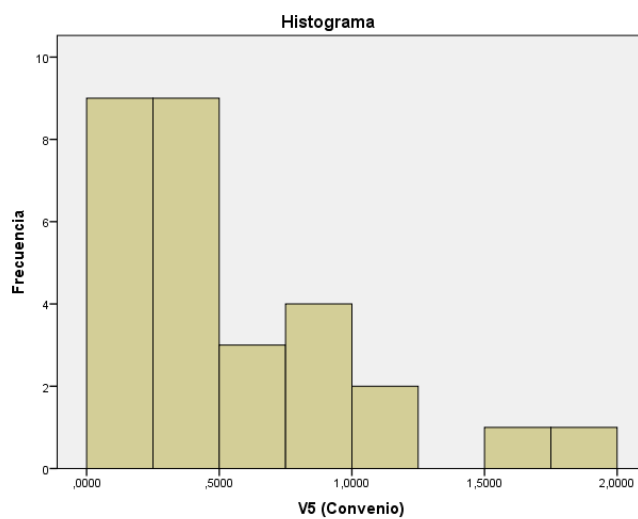
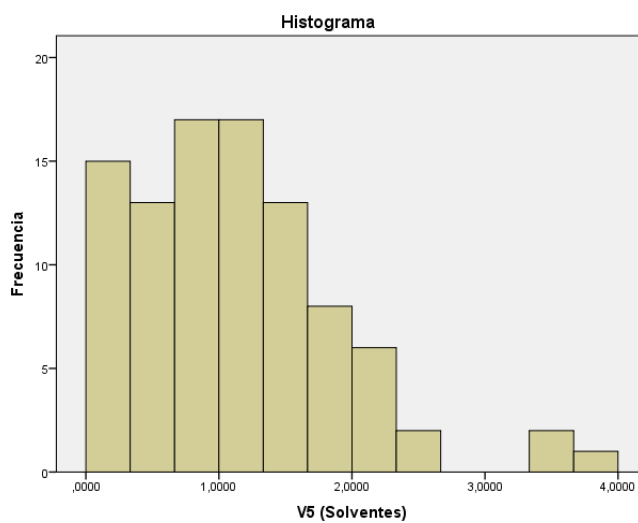
Predicción de viabilidad empresarial



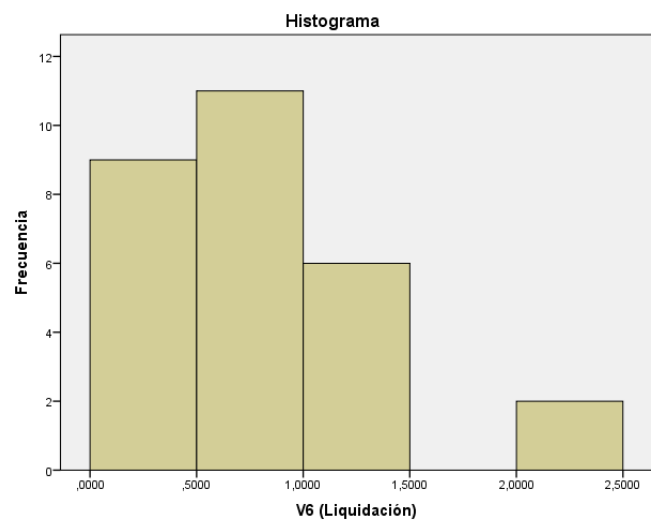
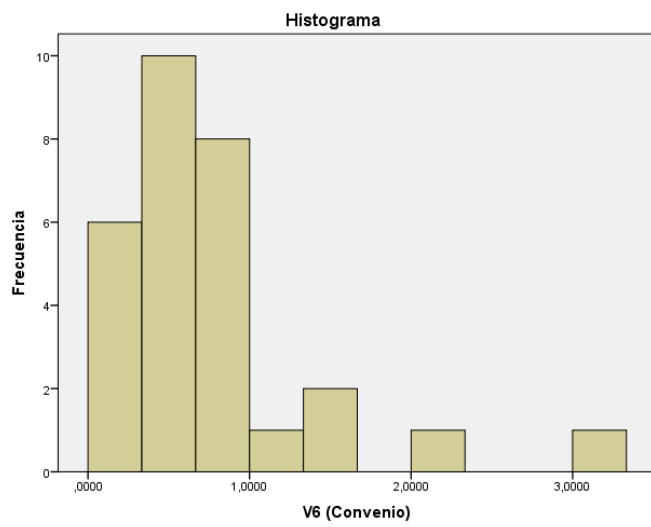
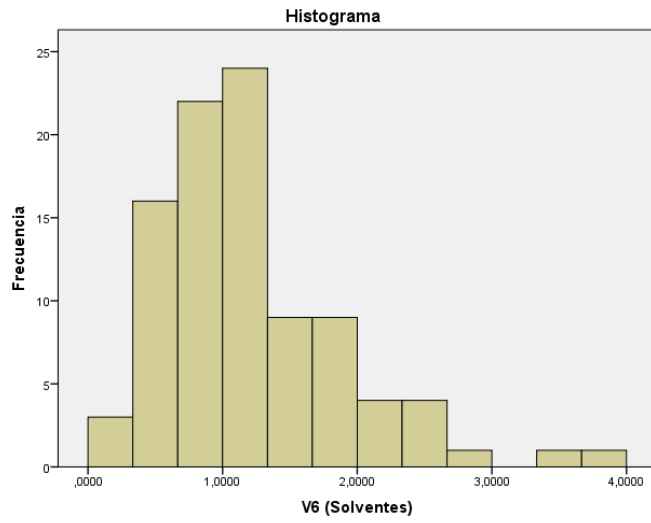


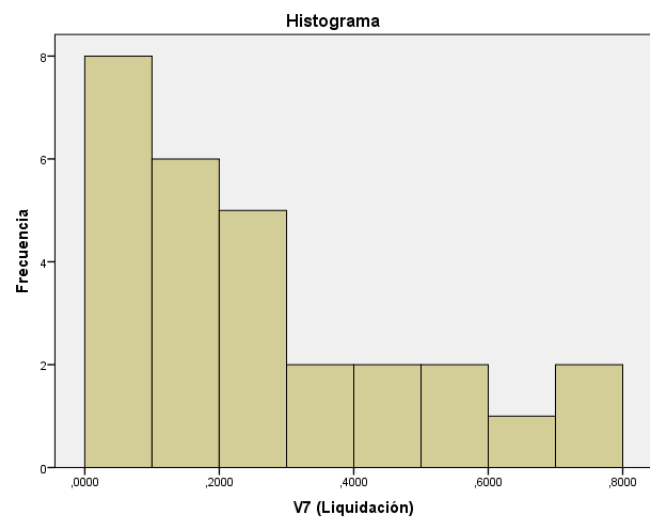
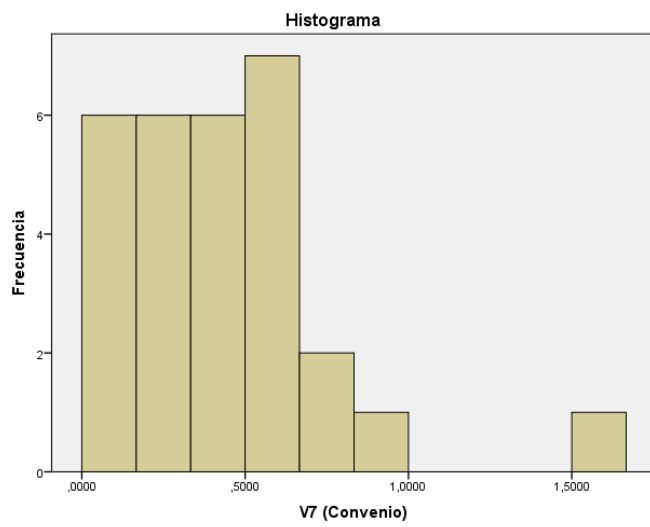
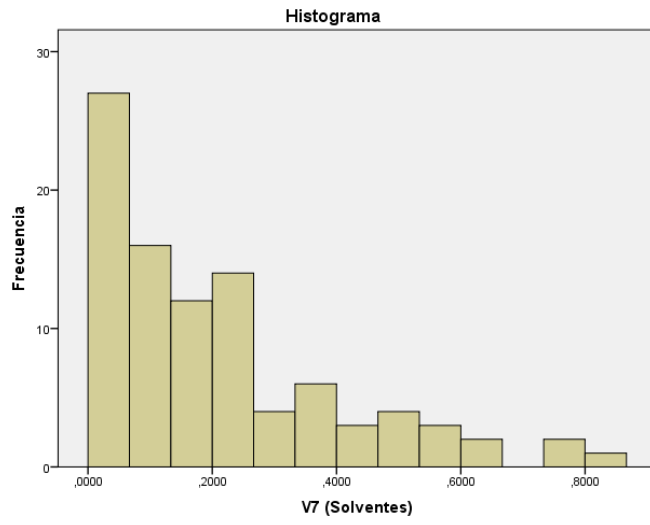
Predicción de viabilidad empresarial



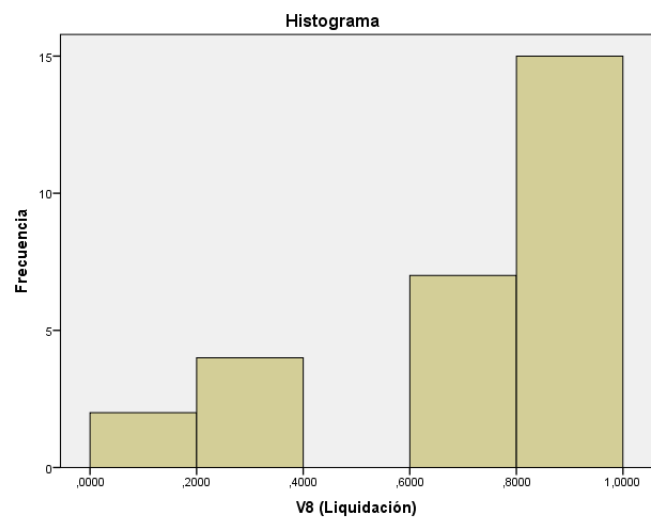
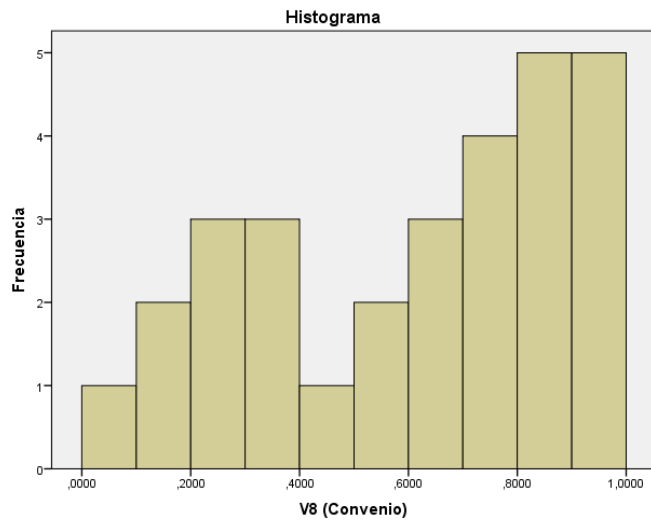
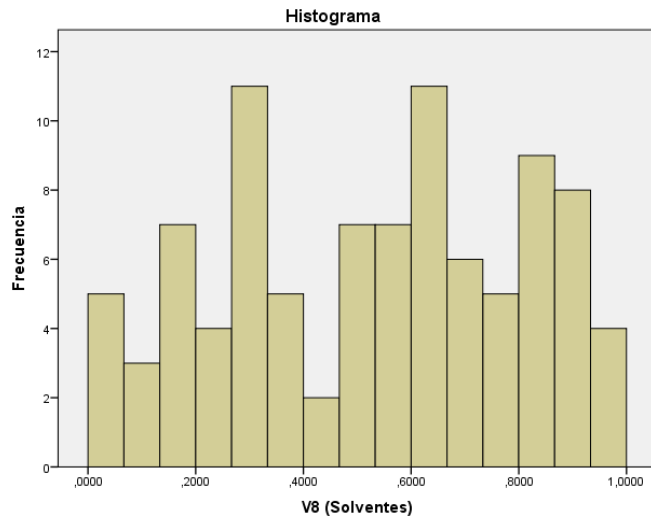


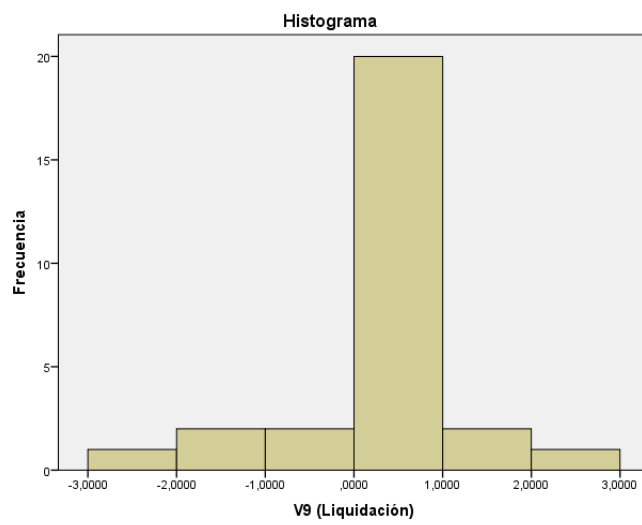
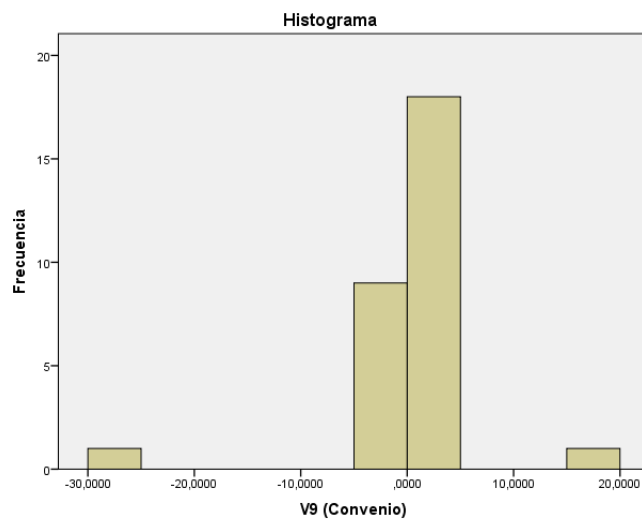
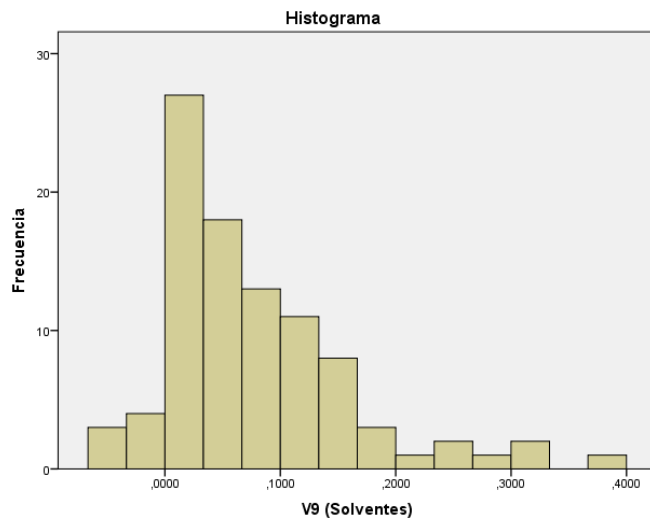
Predicción de viabilidad empresarial

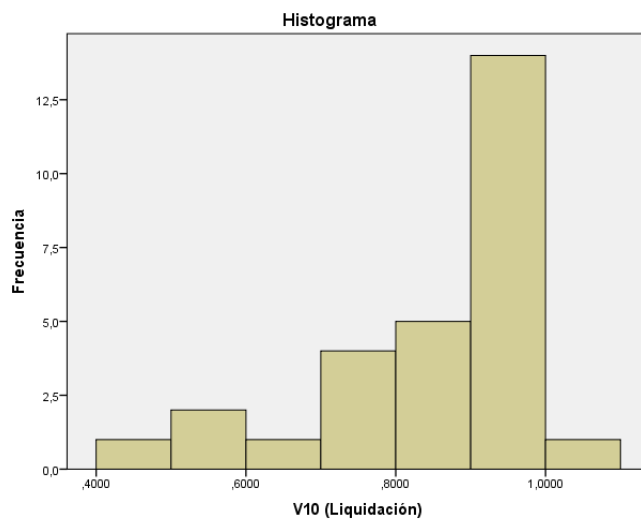
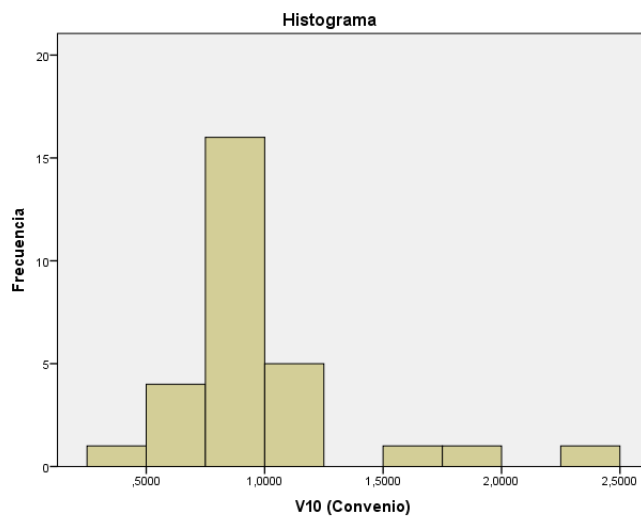
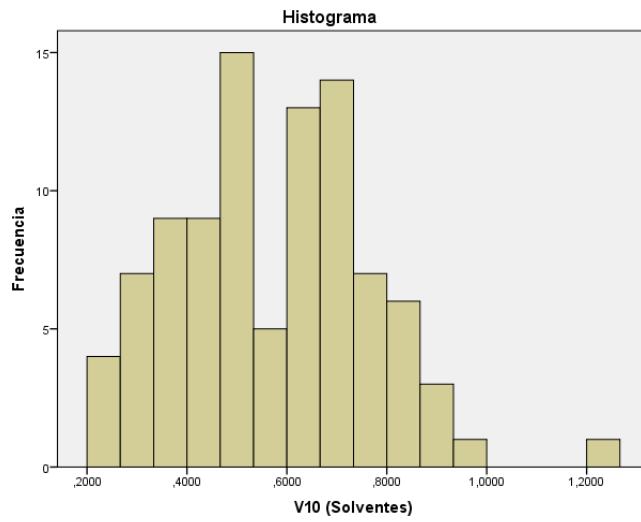


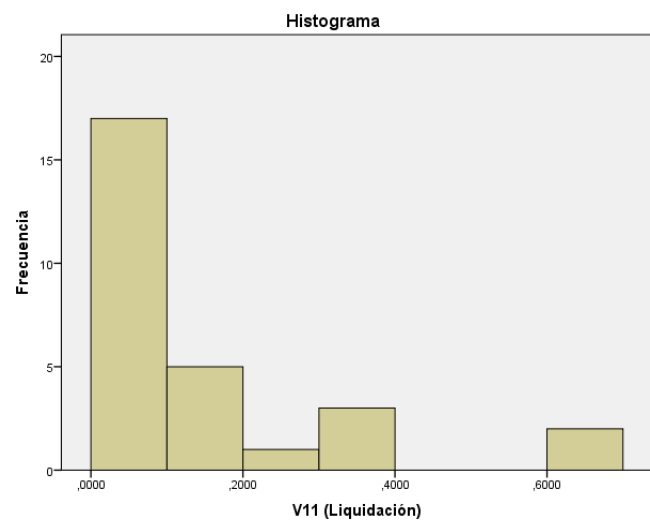
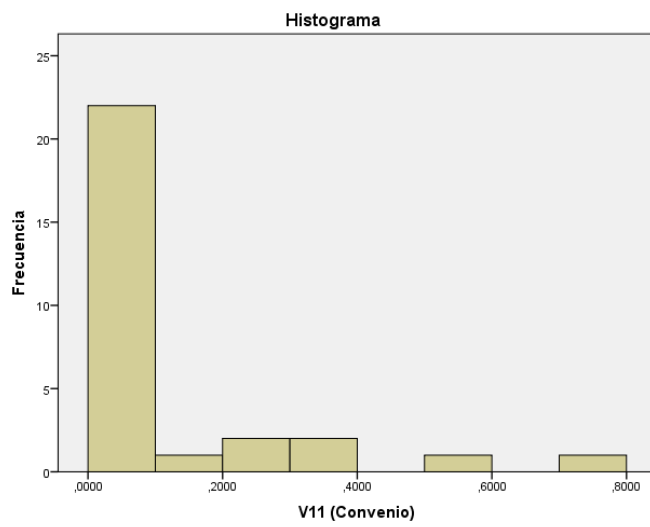
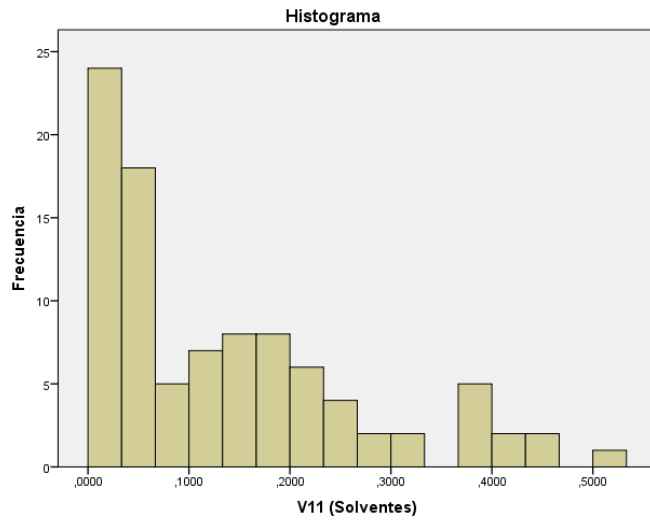


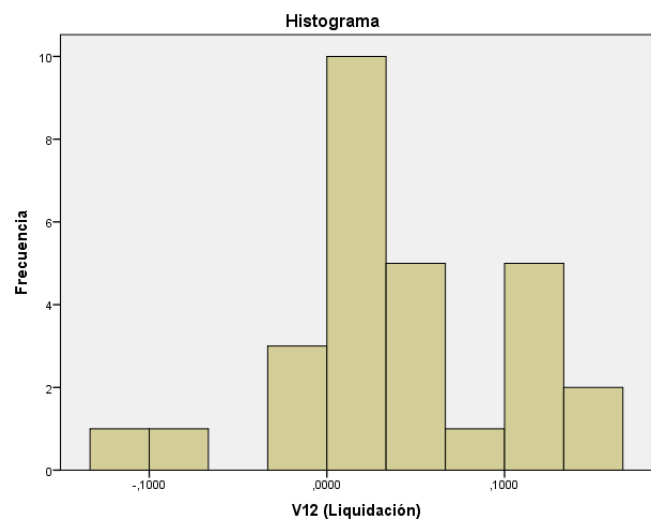
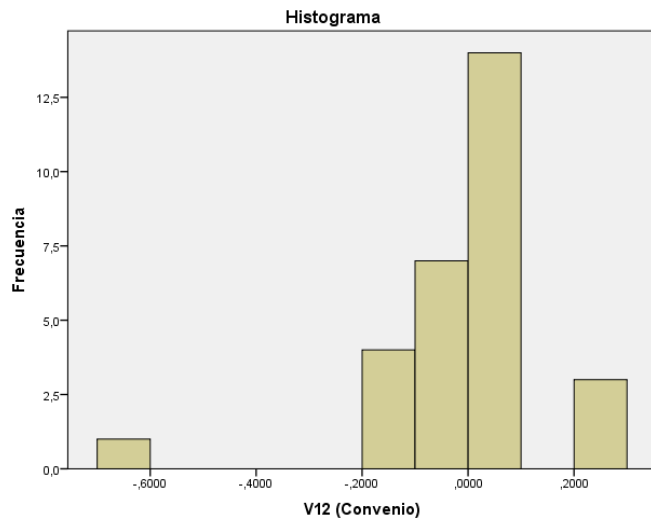
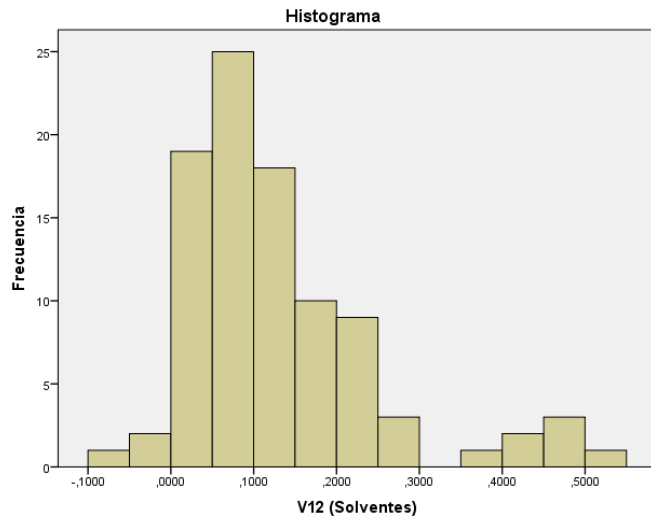
Predicción de viabilidad empresarial

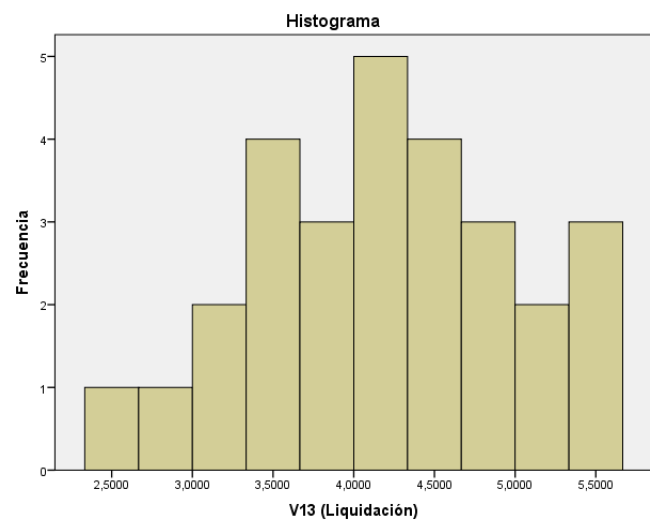
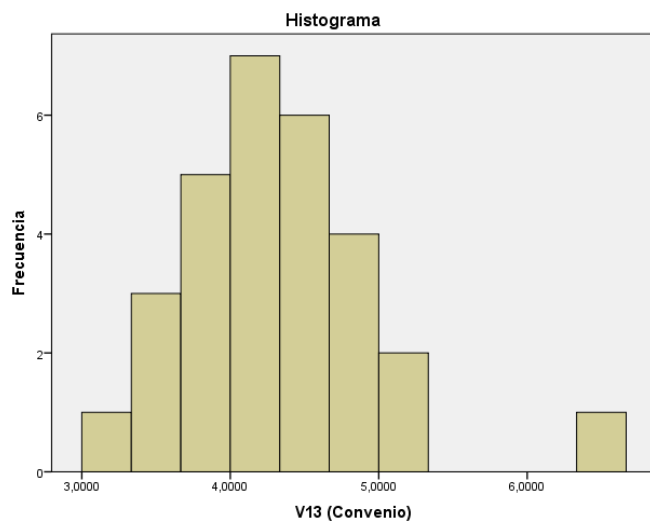
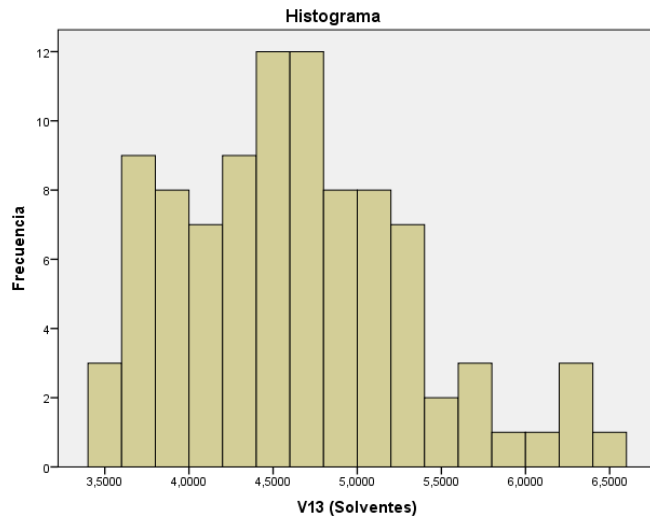




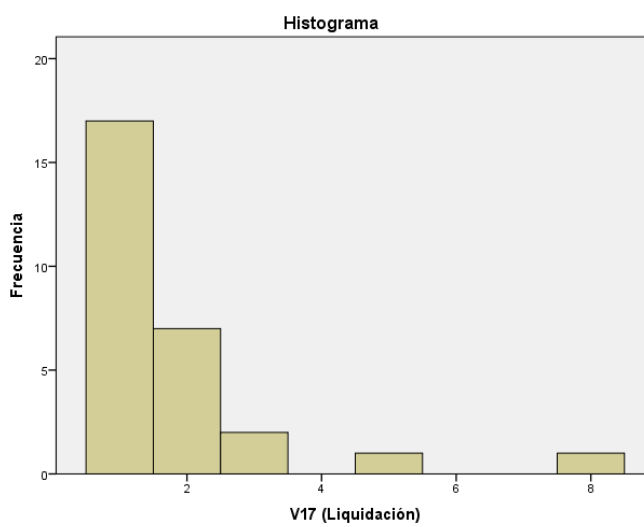
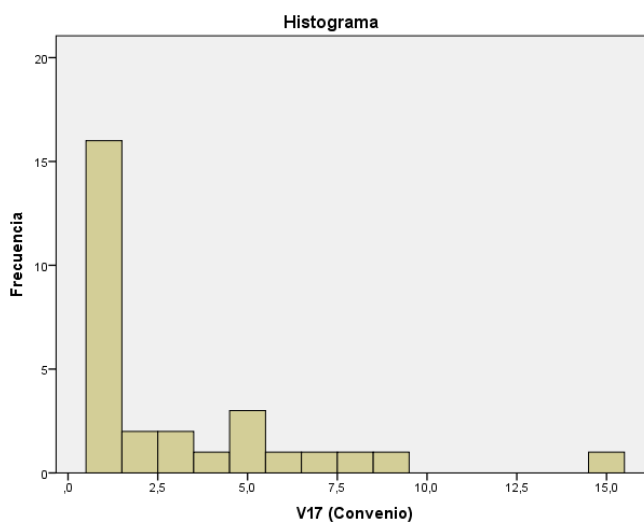
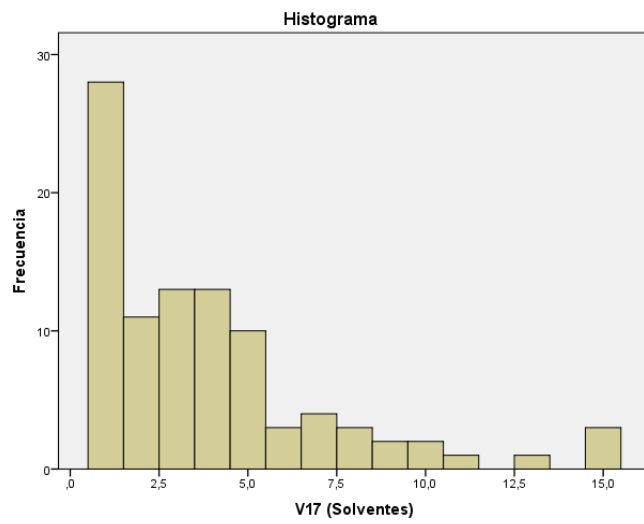




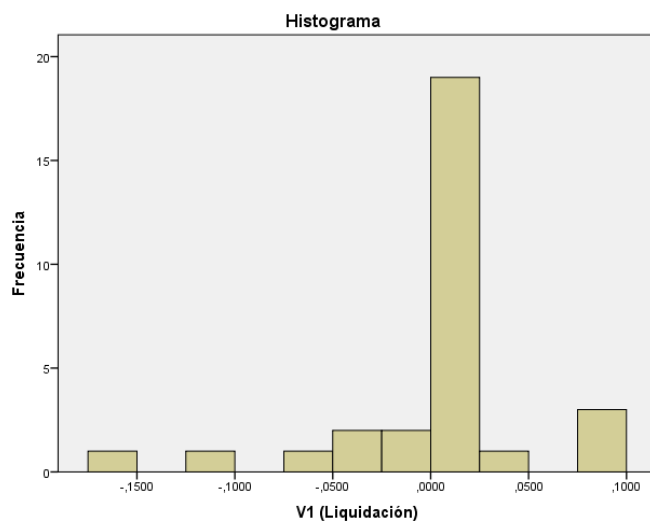
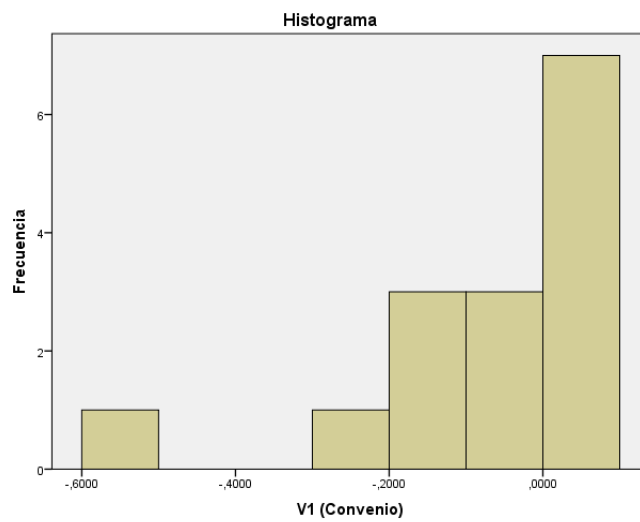
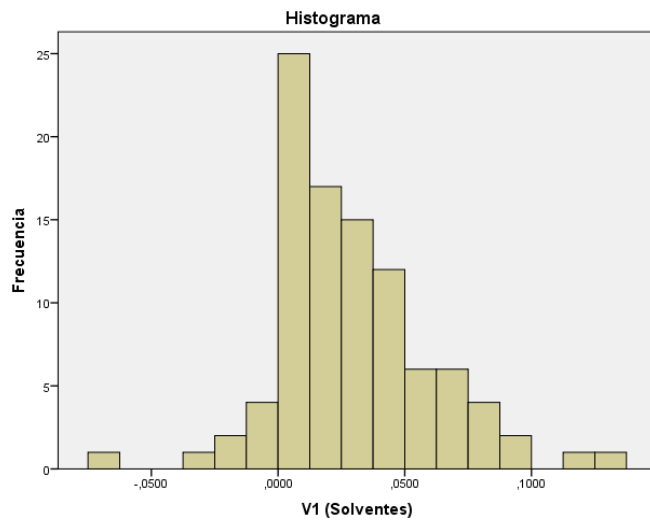




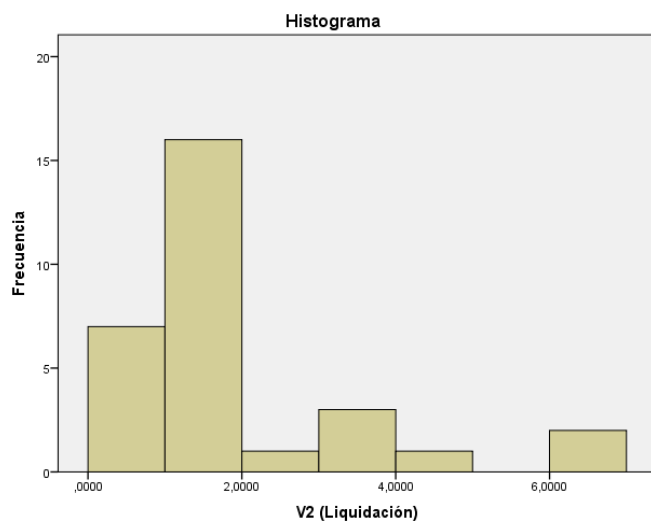
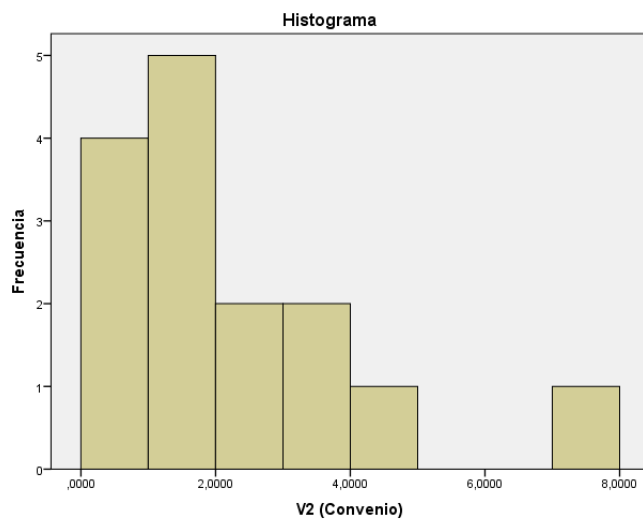
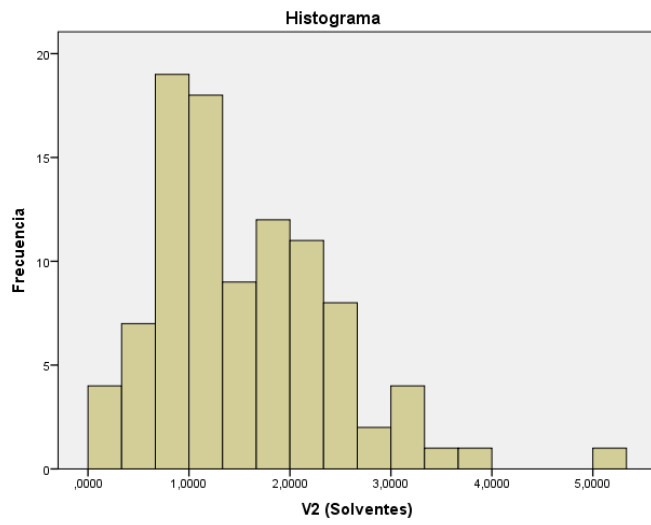
Predicción de viabilidad empresarial

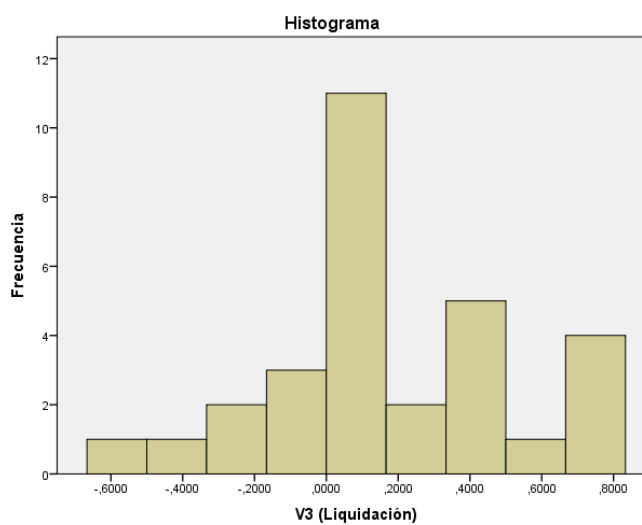
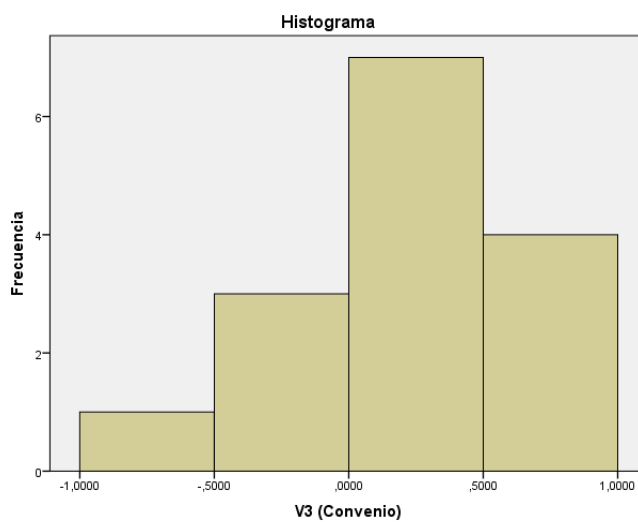
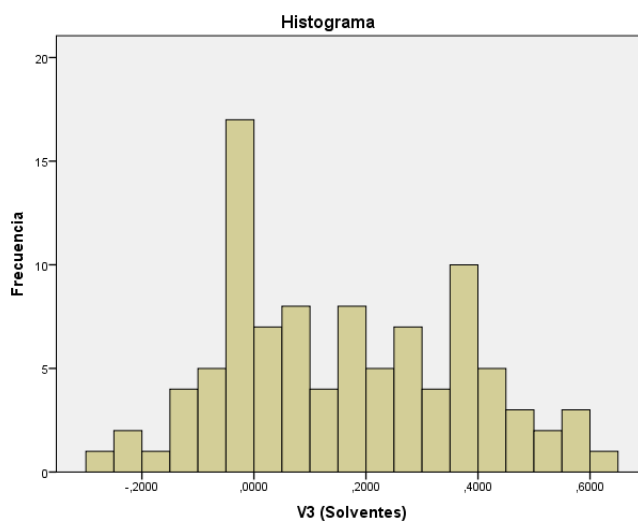


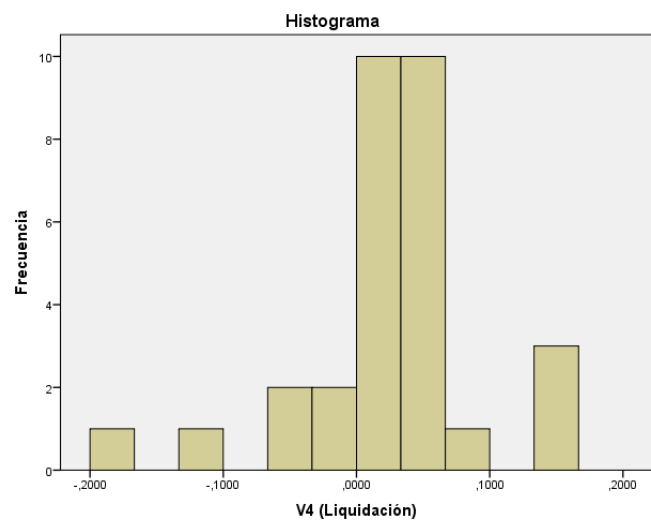
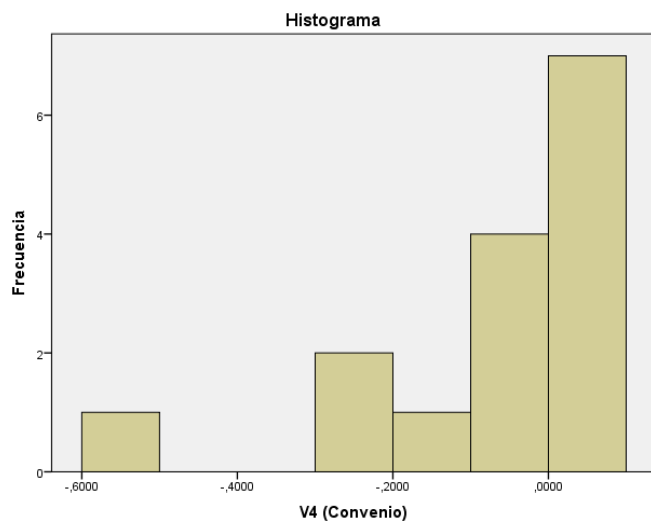
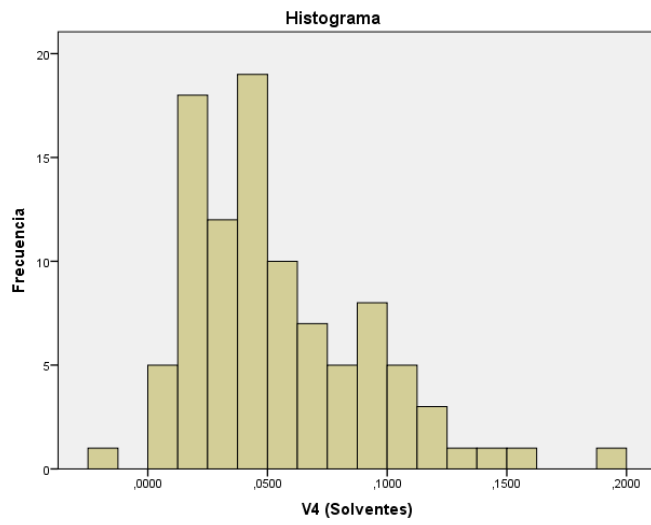
Histogramas de las variables. M3

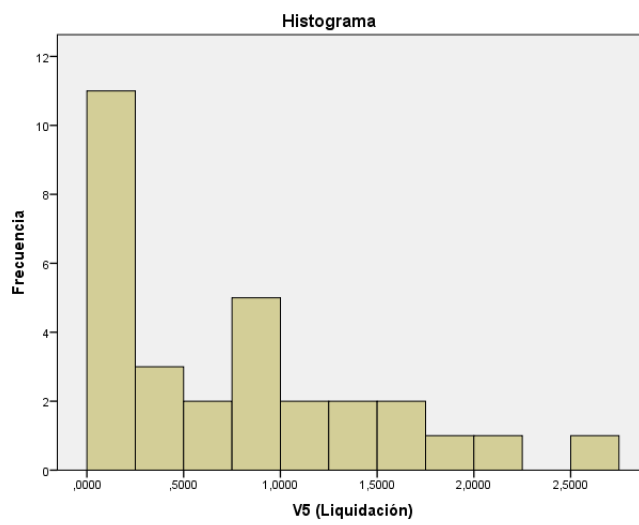
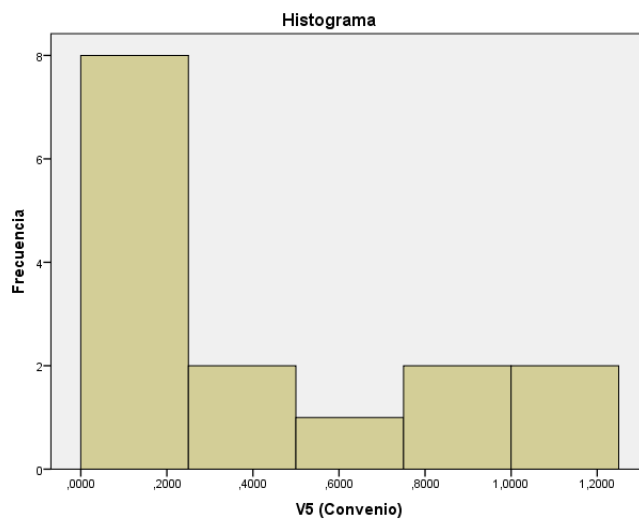
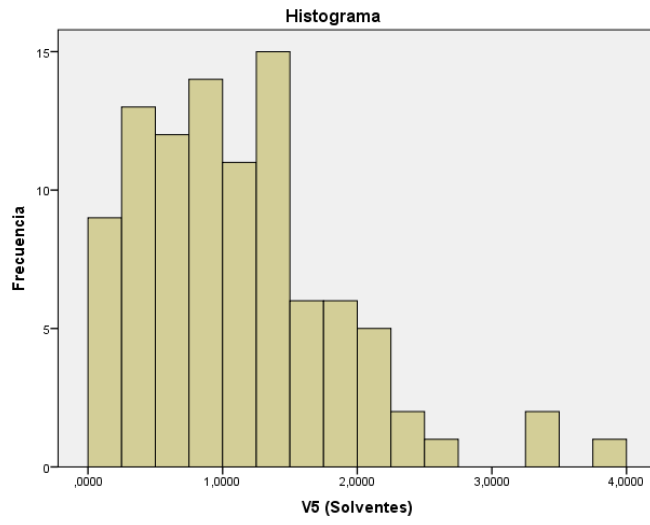


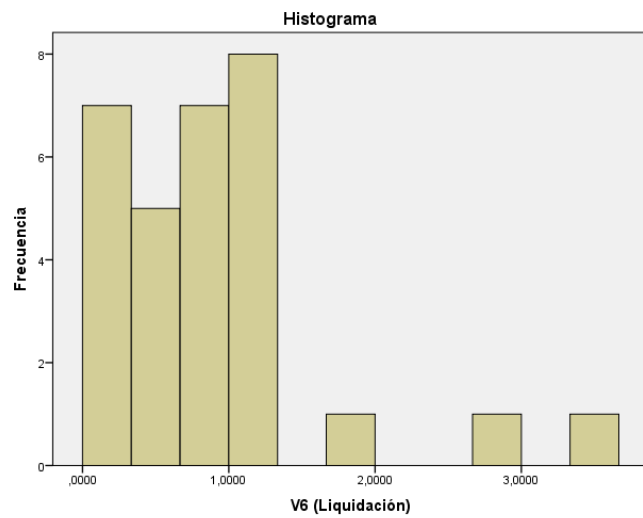
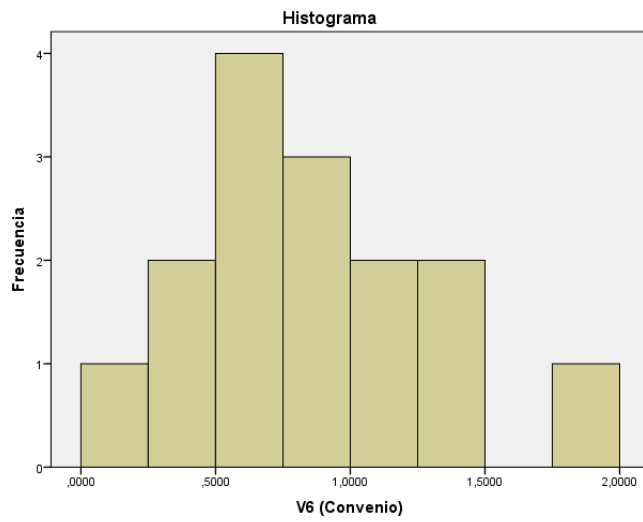
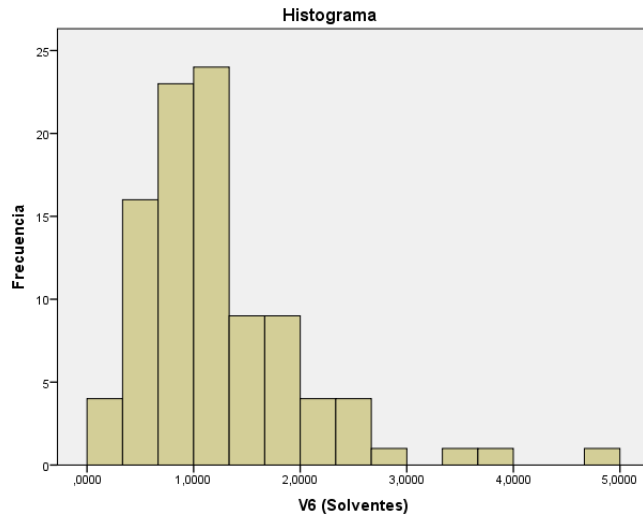
Predicción de viabilidad empresarial

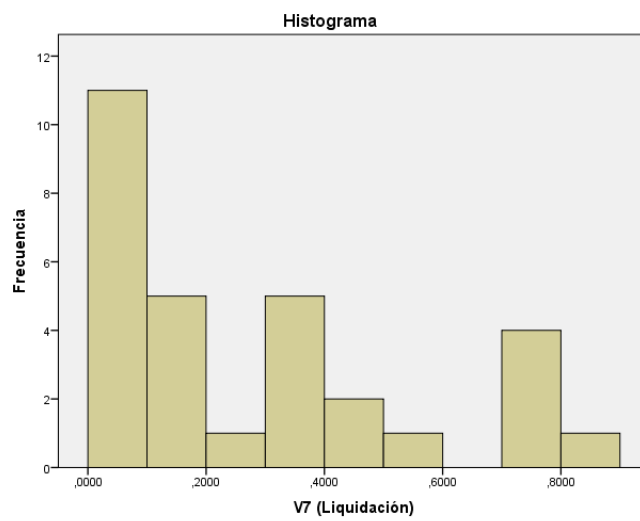
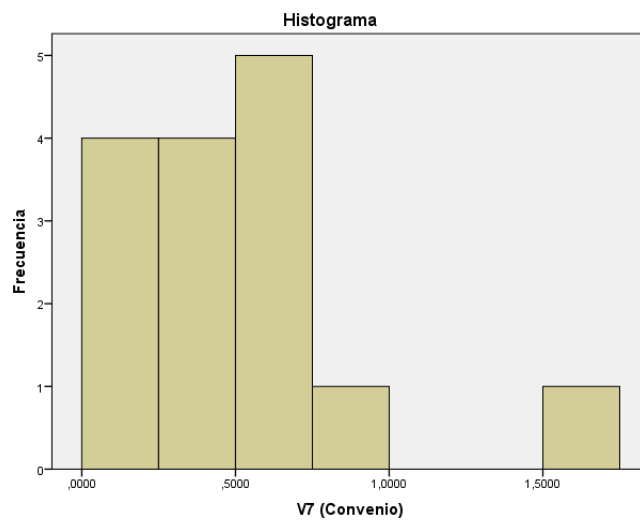
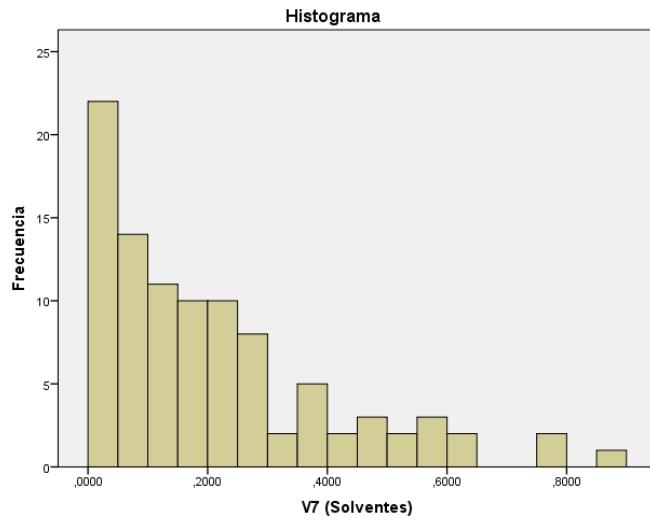




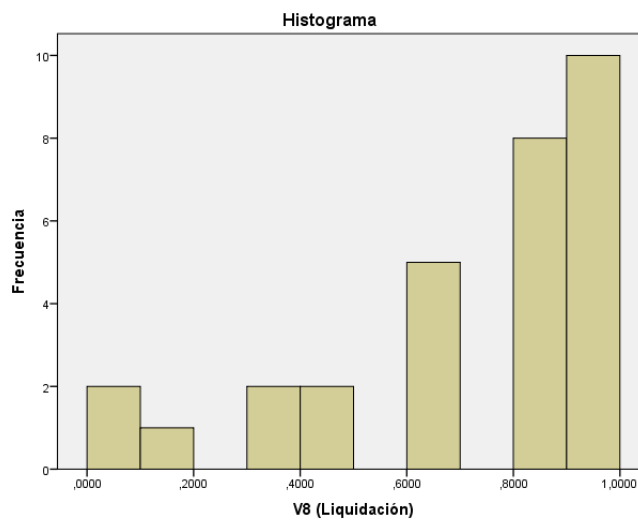
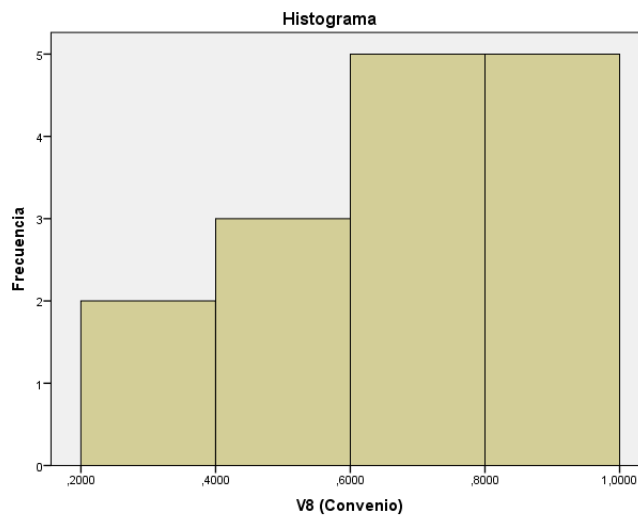
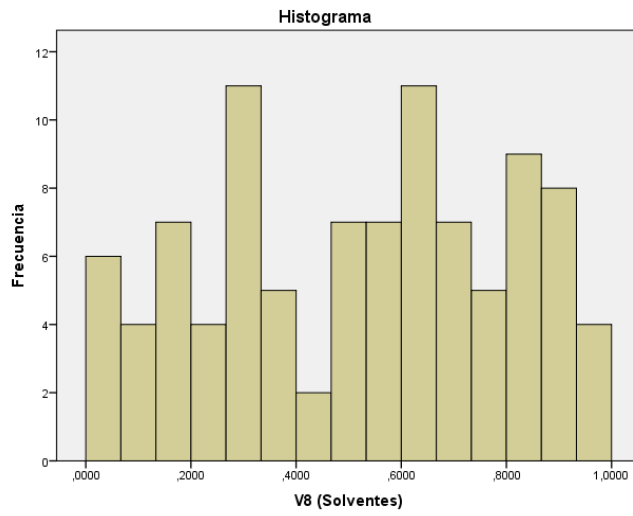


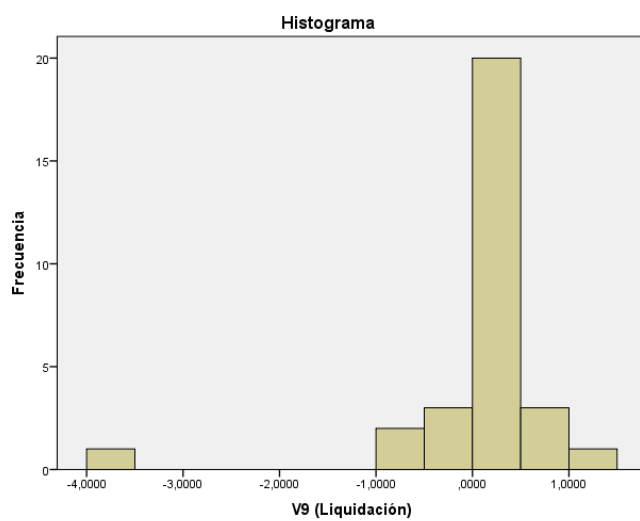
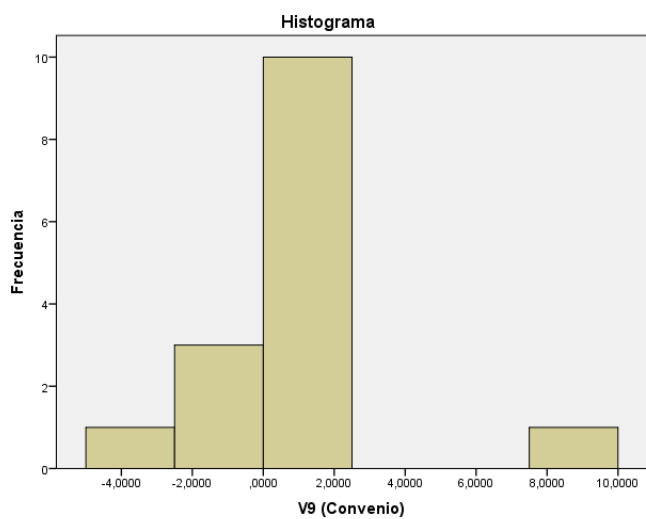
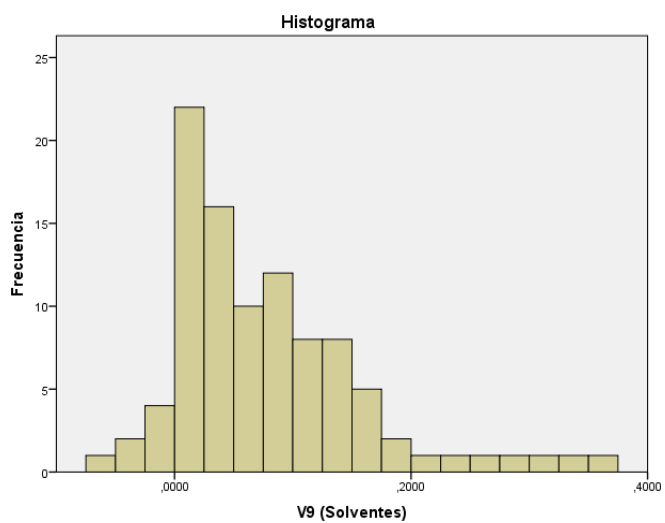


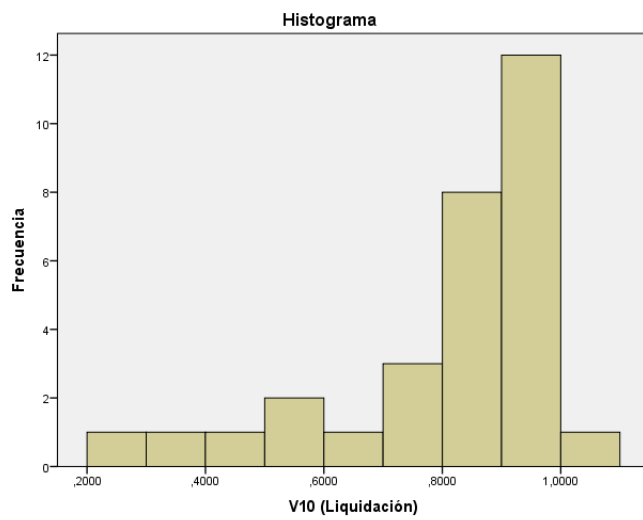
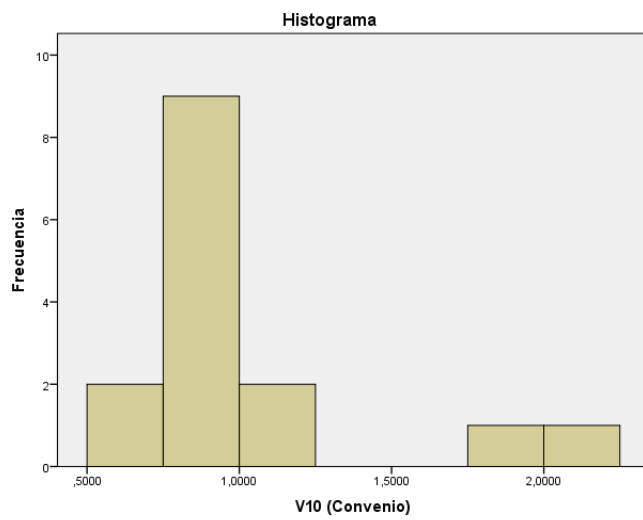
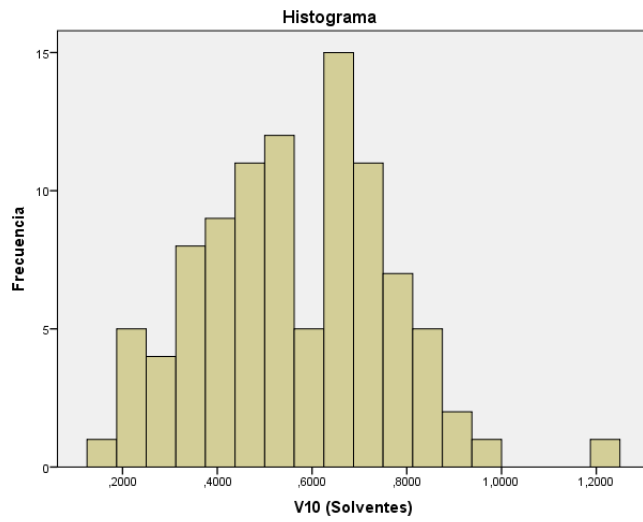


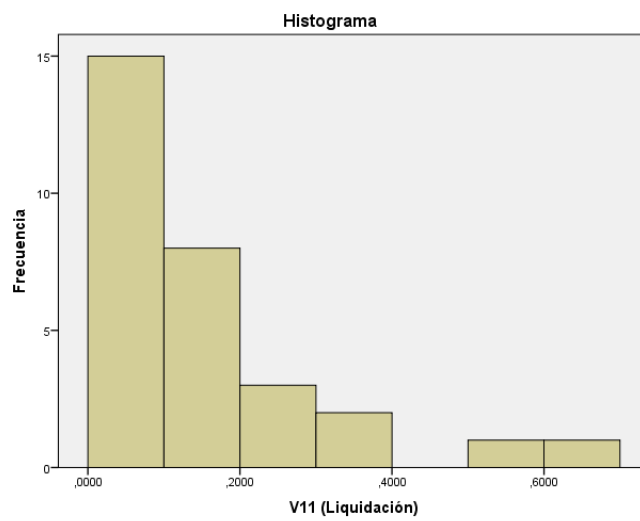
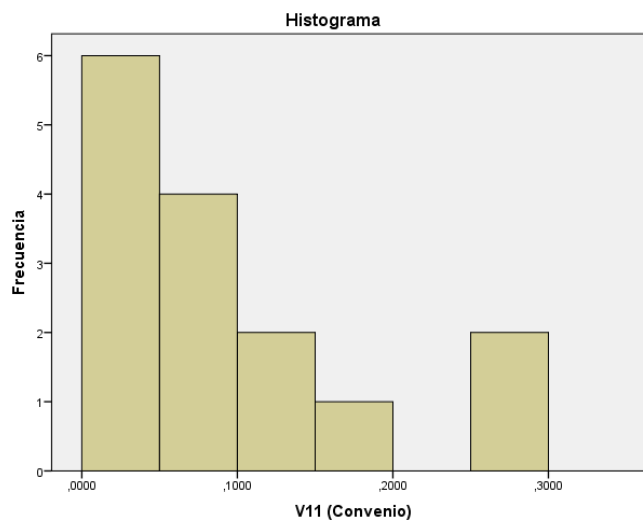
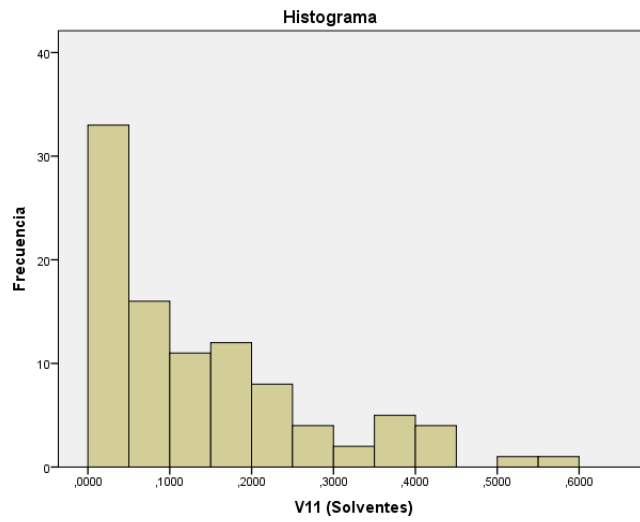


Predicción de viabilidad empresarial

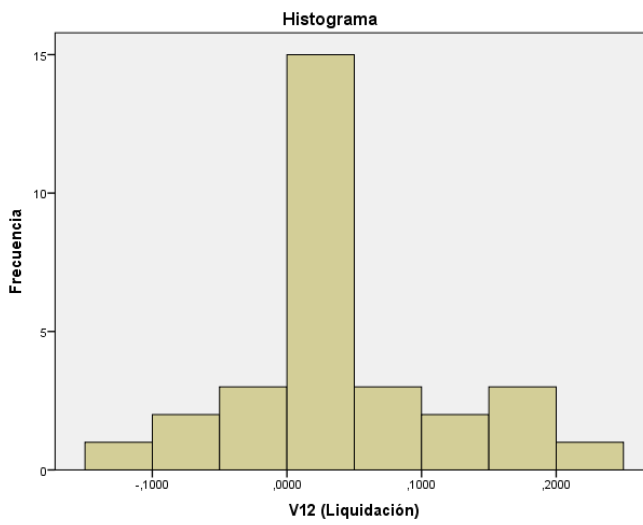
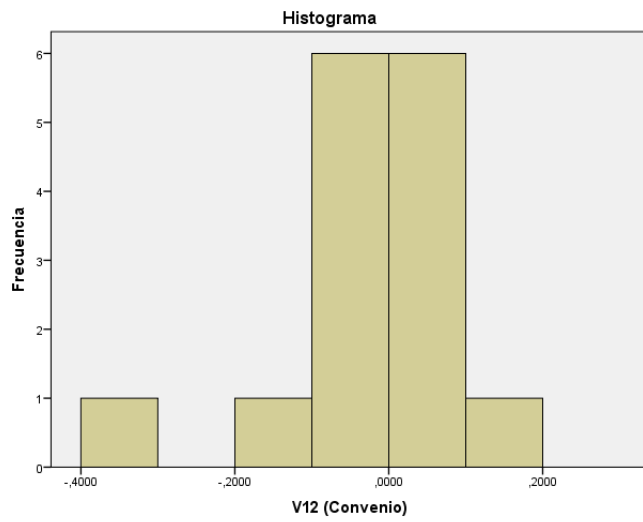
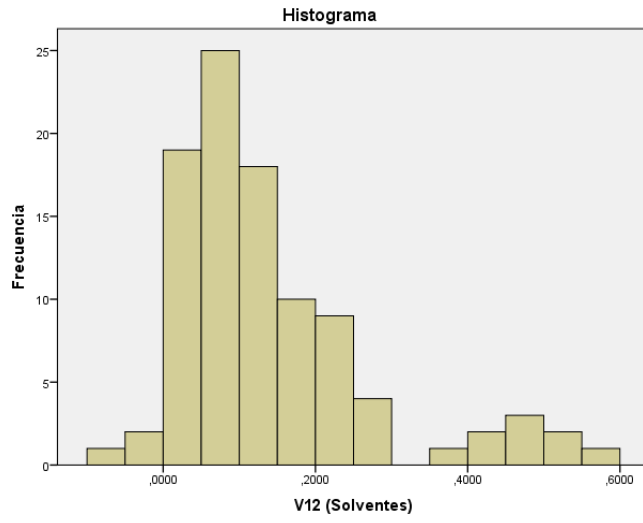


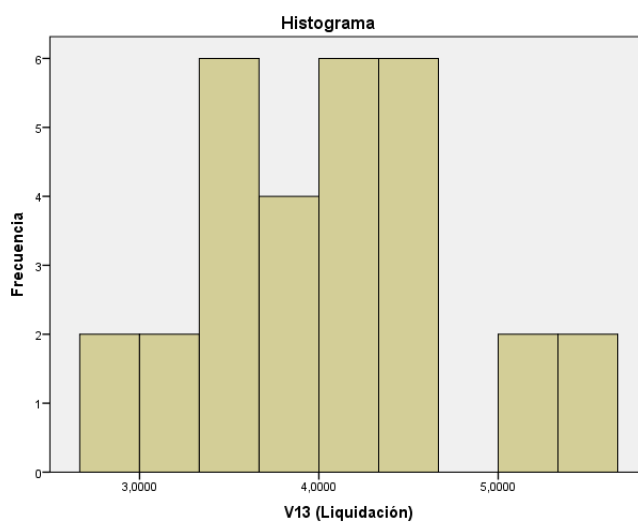
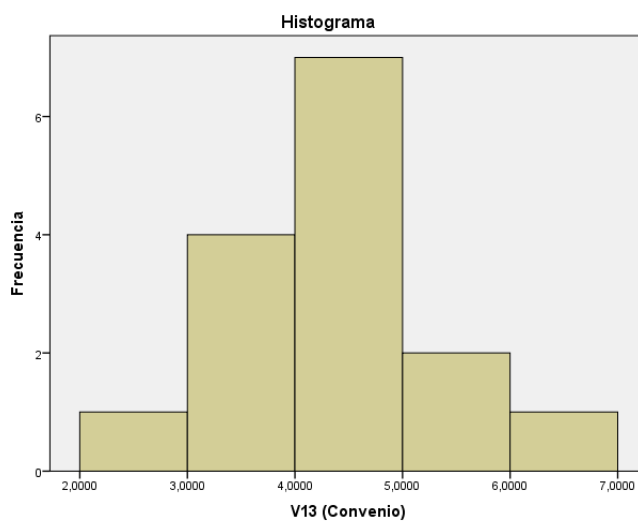
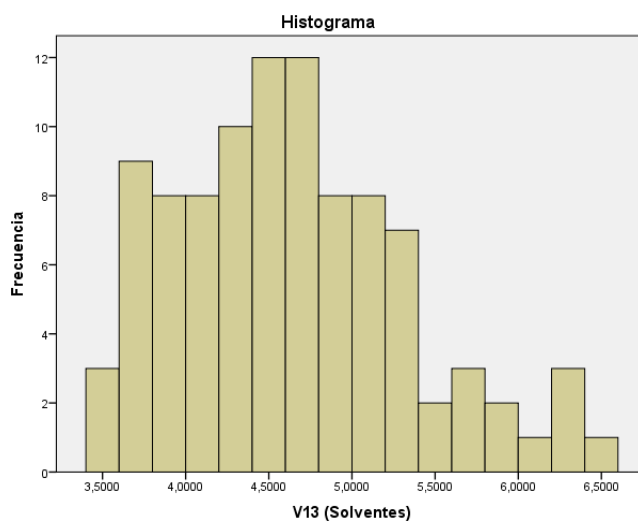




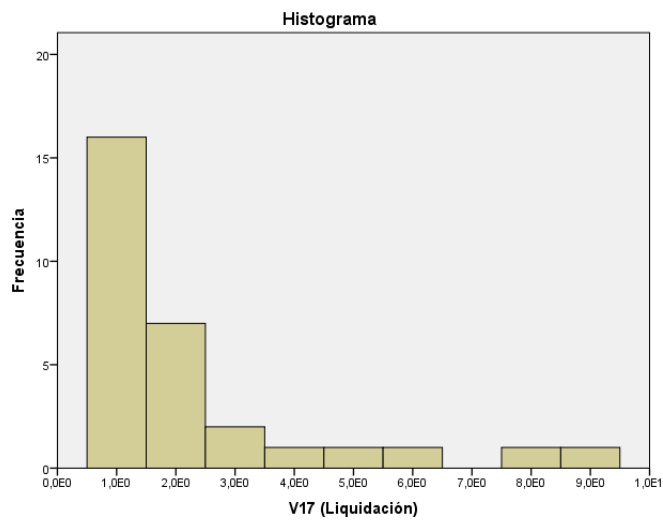
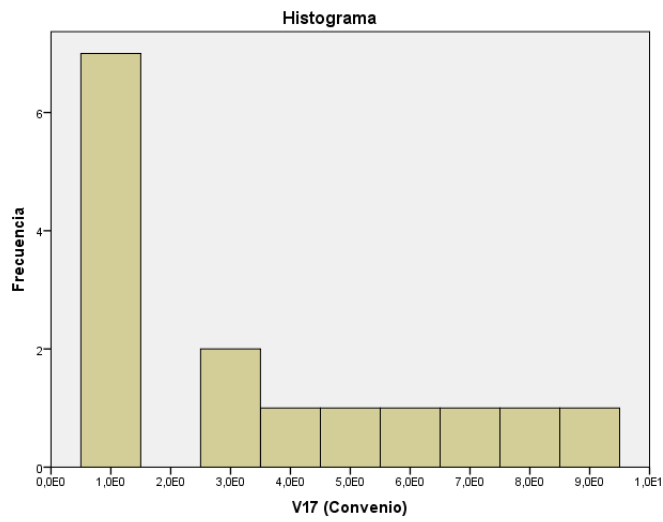
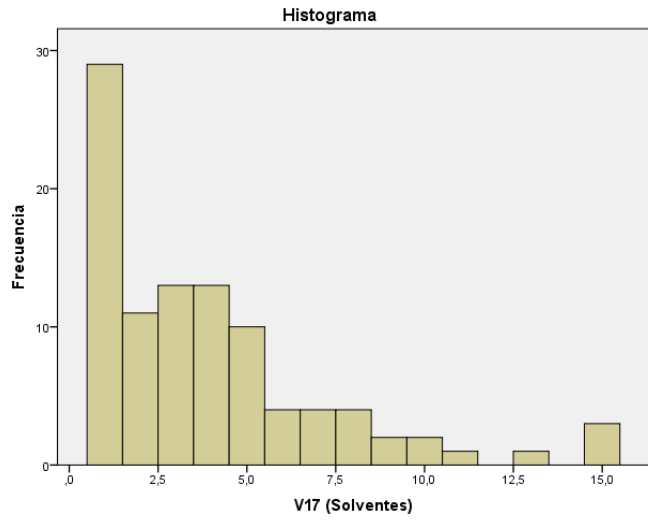


Predicción de viabilidad empresarial





Predicción de viabilidad empresarial



ANEXO 2: PROGRAMACIÓN MATLAB

Script Clasificador Bayesiano Ingenuo

```
% Buscar conjuntos de rasgos adecuados para clasificador bayesiano
ingenuo

% (naive Bayes classifier)

clear all

warning off

% Inicializar el generador de números aleatorios para obtener siempre los
% mismos resultados

rng('default');

% Numero de conjuntos de rasgos que probar

NumConjuntos=1000;

% Repeticiones que hacer por cada conjunto

NumRepeticiones=10;

% Leer los datos del problema

NumClases=3;

DatosCrudos=xlsread('Datos Daniel 3 años antes 9 3 2015 (sin
extremos).xls');

% Inicializar variables de resultados

MediasMatricesConfusionVal=zeros(NumClases,NumClases,NumConjuntos
);

MediasAciertosVal=zeros(NumConjuntos,1);

MediasMatricesConfusionTest=zeros(NumClases,NumClases,NumConjuntos);
```

Predicción de viabilidad empresarial

```
MediasAciertosTest=zeros(NumConjuntos,1);
```

```
RasgosElegidos=cell(NumConjuntos,1);
```

```
% Permutar los posibles conjuntos de rasgos
```

```
PermConjuntosRasgos=randperm(2^17);
```

```
% Probar con el número de conjuntos de rasgos especificado
```

```
for NdxConjunto=1:NumConjuntos
```

```
    NdxConjunto
```

```
    % Elegir un conjunto de rasgos y tomar esos rasgos de la matriz de
```

```
    % datos en crudo
```

```
    ConjuntoRasgosElegido=PermConjuntosRasgos(NdxConjunto);
```

```
    VectorBinario=de2bi(ConjuntoRasgosElegido-1,17)==1;
```

```
    MisRasgosElegidos=1+find(VectorBinario);
```

```
    X=DatosCrudos(:,MisRasgosElegidos);
```

```
    Y=DatosCrudos(:,1);
```

```
    RasgosElegidos{NdxConjunto}=MisRasgosElegidos;
```

```
% Ver como se clasifica usando el conjunto de rasgos elegido
```

```
try
```

```
MatricesConfusionTest=zeros(NumClases,NumClases,NumRepeticiones);
```

```
    AciertosTest=zeros(1,NumRepeticiones);
```

```
MatricesConfusionVal=zeros(NumClases,NumClases,NumRepeticiones);
```

```
    AciertosVal=zeros(1,NumRepeticiones);
```

```
for NdxRepeticion=1:NumRepeticiones
```

```
    % Dividir las muestras en conjunto de entrenamiento (80%),
```

```
    % conjunto de validación (10%) y conjunto de test (10%)
```

```

VectAleatorio=rand(1,numel(Y));
EntrenaIndices=find(VectAleatorio<0.8);
ValIndices=find((VectAleatorio>=0.8) & (VectAleatorio<0.9));
TestIndices=find(VectAleatorio>=0.9);
% Generar el clasificador bayesiano y ver como clasifica
O1=NaiveBayes.fit(X(EntrenaIndices,:),Y(EntrenaIndices));
C1val=O1.predict(X(ValIndices,:));
C1test=O1.predict(X(TestIndices,:));
MiMatrizConfusionVal=confusionmat(Y(ValIndices,:),C1val);
MatricesConfusionVal(:,:,NdxRepeticion)=MiMatrizConfusionVal;

AciertosVal(NdxRepeticion)=sum(diag(MiMatrizConfusionVal))/sum(MiMatrizConfusionVal(:));

    MiMatrizConfusionTest=confusionmat(Y(TestIndices,:),C1test);

MatricesConfusionTest(:,:,NdxRepeticion)=MiMatrizConfusionTest;

AciertosTest(NdxRepeticion)=sum(diag(MiMatrizConfusionTest))/sum(MiMatrizConfusionTest(:));

    end

MediasMatricesConfusionVal(:,:,NdxConjunto)=squeeze(mean(MatricesConfusionVal,3));

    MediasAciertosVal(NdxConjunto)=mean(AciertosVal);

MediasMatricesConfusionTest(:,:,NdxConjunto)=squeeze(mean(MatricesConfusionTest,3));

    MediasAciertosTest(NdxConjunto)=mean(AciertosTest);

catch MiExcepcion

    % A veces no se puede clasificar para algún conjunto de rasgos
    fprintf('Imposible clasificar con el conjunto de rasgos=\r\n');
    disp(MiExcepcion.message);
    disp(MisRasgosElegidos);

```

Predicción de viabilidad empresarial

end

% Guardar resultados

```
save('ResultadosDanielNaive.mat','RasgosElegidos','MediasMatricesConfusionVal','MediasAciertosVal',...
```

```
'MediasMatricesConfusionTest','MediasAciertosTest','PermConjuntosRasgos');
```

end

```
save('ResultadosDanielNaive.mat','RasgosElegidos','MediasMatricesConfusionVal','MediasAciertosVal',...
```

```
'MediasMatricesConfusionTest','MediasAciertosTest','PermConjuntosRasgos');
```

```
[MaxAciertosVal NdxMaxAciertosVal]=max(MediasAciertosVal)
```

```
MediasAciertosTest(NdxMaxAciertosVal)
```

```
disp('Conjunto de variables con mejor resultado:')
```

```
RasgosElegidos{NdxMaxAciertosVal}
```

% Importancia de cada variable independiente

```
NumeroVariablesIndependientes=17;
```

```
VectoresBinarios=de2bi(PermConjuntosRasgos(1:NumConjuntos)-1,NumeroVariablesIndependientes);
```

```
Correlacion=zeros(1,NumeroVariablesIndependientes);
```

```
for NdxVar=1:NumeroVariablesIndependientes
```

```
MyCorr=corr([VectoresBinarios(:,NdxVar) MediasAciertosVal]);
```

```
Correlacion(NdxVar)=MyCorr(2);
```

end

disp('Correlacion entre usar o no cada variable independiente y el porcentaje de aciertos:')

Correlacion

Script Análisis Discriminante Múltiple

```
% Buscar conjuntos de variables independientes adecuados para Linear
Discriminant Analysis

% Similar a la técnica de Monte Carlo

clear all

warning off

% Inicializar el generador de números aleatorios para obtener siempre los
% mismos resultados

rng('default');

% Numero de conjuntos de rasgos que probar

NumConjuntos=100;

% Repeticiones que hacer por cada conjunto

NumRepeticiones=10;

% Leer los datos del problema

NumClases=3;

DatosCrudos=xlsread('Datos Daniel 1 año antes 9 3 2015.xls');

NumeroVariablesIndependientes=size(DatosCrudos,2)-1

% Inicializar variables de resultados

MediasMatricesConfusionVal=zeros(NumClases,NumClases,NumConjuntos
);

MediasAciertosVal=zeros(NumConjuntos,1);

MediasMatricesConfusionTest=zeros(NumClases,NumClases,NumConjuntos);

MediasAciertosTest=zeros(NumConjuntos,1);
```

Predicción de viabilidad empresarial

```
RasgosElegidos=cell(NumConjuntos,1);
```

```
% Permutar los posibles conjuntos de rasgos
```

```
PermConjuntosRasgos=randperm(2^NumeroVariablesIndependientes);
```

```
% Probar con el número de conjuntos de rasgos especificado
```

```
for NdxConjunto=1:NumConjuntos
```

```
    NdxConjunto
```

```
    % Elegir un conjunto de rasgos y tomar esos rasgos de la matriz de
```

```
    % datos en crudo
```

```
    ConjuntoRasgosElegido=PermConjuntosRasgos(NdxConjunto);
```

```
    VectorBinario=de2bi(ConjuntoRasgosElegido-  
1,NumeroVariablesIndependientes)==1;
```

```
    MisRasgosElegidos=1+find(VectorBinario);
```

```
    % X son las variables independientes
```

```
    X=DatosCrudos(:,MisRasgosElegidos);
```

```
    % Y es la variable dependiente que es la primera columna del fichero
```

```
    % Excel
```

```
    Y=DatosCrudos(:,1);
```

```
    IndicesMuestrasCompletas=find(sum(isnan(X),2)==0);
```

```
    X=X(IndicesMuestrasCompletas,:);
```

```
    Y=Y(IndicesMuestrasCompletas);
```

```
    RasgosElegidos{NdxConjunto}=MisRasgosElegidos;
```

```
% Ver como se clasifica usando el conjunto de rasgos elegido
```

```
try
```

```
MatricesConfusionTest=zeros(NumClases,NumClases,NumRepeticiones);
```

```
    AciertosTest=zeros(1,NumRepeticiones);
```

```
MatricesConfusionVal=zeros(NumClases,NumClases,NumRepeticiones);
```

```

AciertosVal=zeros(1,NumRepeticiones);

for NdxRepeticion=1:NumRepeticiones

    % Dividir las muestras en conjunto de entrenamiento (80%),
    % conjunto de validación (10%) y conjunto de test (10%)
    VectAleatorio=rand(1,numel(Y));
    EntrenaIndices=find(VectAleatorio<0.8);
    ValIndices=find((VectAleatorio>=0.8) & (VectAleatorio<0.9));
    TestIndices=find(VectAleatorio>=0.9);

    % Generar el LDA y ver como clasifica

    C1val=classify(X(ValIndices,:),X(EntrenaIndices,:),Y(EntrenaIndices),'linear');

    C1test=classify(X(TestIndices,:),X(EntrenaIndices,:),Y(EntrenaIndices),'linear');

    MiMatrizConfusionVal=confusionmat(Y(ValIndices,:),C1val);
    MatricesConfusionVal(:,:,NdxRepeticion)=MiMatrizConfusionVal;

    AciertosVal(NdxRepeticion)=sum(diag(MiMatrizConfusionVal))/sum(MiMatrizConfusionVal(:));

    MiMatrizConfusionTest=confusionmat(Y(TestIndices,:),C1test);

    MatricesConfusionTest(:,:,NdxRepeticion)=MiMatrizConfusionTest;

    AciertosTest(NdxRepeticion)=sum(diag(MiMatrizConfusionTest))/sum(MiMatrizConfusionTest(:));

end

MediasMatricesConfusionVal(:,:,NdxConjunto)=squeeze(mean(MatricesConfusionVal,3));

MediasAciertosVal(NdxConjunto)=mean(AciertosVal);

MediasMatricesConfusionTest(:,:,NdxConjunto)=squeeze(mean(MatricesConfusionTest,3));

```

Predicción de viabilidad empresarial

```
MediasAciertosTest(NdxConjunto)=mean(AciertosTest);

catch MiExcepcion

% A veces no se puede clasificar para algún conjunto de rasgos
fprintf('Imposible clasificar con el conjunto de rasgos=\r\n');
disp(MiExcepcion.message);
disp(MisRasgosElegidos);

end

% Guardar resultados

save('ResultadosDanielLDA.mat','RasgosElegidos','MediasMatricesConfusionVal','MediasAciertosVal',...

'MediasMatricesConfusionTest','MediasAciertosTest','PermConjuntosRasgos');

end

save('ResultadosDanielLDA.mat','RasgosElegidos','MediasMatricesConfusionVal','MediasAciertosVal',...

'MediasMatricesConfusionTest','MediasAciertosTest','PermConjuntosRasgos');

[MaxAciertosVal NdxMaxAciertosVal]=max(MediasAciertosVal)
MediasAciertosTest(NdxMaxAciertosVal)
disp('Conjunto de variables con mejor resultado:')
RasgosElegidos{NdxMaxAciertosVal}

% Importancia de cada variable independiente
NumeroVariablesIndependientes=17;
VectoresBinarios=de2bi(PermConjuntosRasgos(1:NumConjuntos)-1,NumeroVariablesIndependientes);
```

```
Correlacion=zeros(1,NumeroVariablesIndependientes);  
for NdxVar=1:NumeroVariablesIndependientes  
    MyCorr=corr([VectoresBinarios(:,NdxVar) MediasAcertosVal]);  
    Correlacion(NdxVar)=MyCorr(2);  
end  
  
disp('Correlacion entre usar o no cada variable independiente y el  
porcentaje de aciertos:')  
  
Correlacion
```


Script Árboles de Decisión

```
% Buscar conjuntos de rasgos adecuados para árboles de decisión

clear all

warning off

% Inicializar el generador de números aleatorios para obtener siempre los
% mismos resultados

rng('default');

% Numero de conjuntos de rasgos que probar

NumConjuntos=1000;

% Repeticiones que hacer por cada conjunto

NumRepeticiones=10;

% Leer los datos del problema

NumClases=3;

DatosCrudos=xlsread('Datos Daniel 3 años antes 9 3 2015.xls');

% Inicializar variables de resultados

MediasMatricesConfusionVal=zeros(NumClases,NumClases,NumConjuntos
);

MediasAciertosVal=zeros(NumConjuntos,1);

MediasMatricesConfusionTest=zeros(NumClases,NumClases,NumConjuntos
);

MediasAciertosTest=zeros(NumConjuntos,1);

RasgosElegidos=cell(NumConjuntos,1);

% Permutar los posibles conjuntos de rasgos
```

Predicción de viabilidad empresarial

```
PermConjuntosRasgos=randperm(2^17);
```

```
% Probar con el número de conjuntos de rasgos especificado
```

```
for NdxConjunto=1:NumConjuntos
```

```
    NdxConjunto
```

```
    % Elegir un conjunto de rasgos y tomar esos rasgos de la matriz de
```

```
    % datos en crudo
```

```
    ConjuntoRasgosElegido=PermConjuntosRasgos(NdxConjunto);
```

```
    VectorBinario=de2bi(ConjuntoRasgosElegido-1,17)==1;
```

```
    MisRasgosElegidos=1+find(VectorBinario);
```

```
    X=DatosCrudos(:,MisRasgosElegidos);
```

```
    Y=DatosCrudos(:,1);
```

```
    RasgosElegidos{NdxConjunto}=MisRasgosElegidos;
```

```
% Ver como se clasifica usando el conjunto de rasgos elegido
```

```
try
```

```
MatricesConfusionTest=zeros(NumClases,NumClases,NumRepeticiones);
```

```
    AciertosTest=zeros(1,NumRepeticiones);
```

```
MatricesConfusionVal=zeros(NumClases,NumClases,NumRepeticiones);
```

```
    AciertosVal=zeros(1,NumRepeticiones);
```

```
for NdxRepeticion=1:NumRepeticiones
```

```
    % Dividir las muestras en conjunto de entrenamiento (80%),
```

```
    % conjunto de validación (10%) y conjunto de test (10%)
```

```
    VectAleatorio=rand(1,numel(Y));
```

```
    EntrenaIndices=find(VectAleatorio<0.8);
```

```
    ValIndices=find((VectAleatorio>=0.8) & (VectAleatorio<0.9));
```

```
    TestIndices=find(VectAleatorio>=0.9);
```



```

% Generar el árbol de decisión y ver como clasifica
O1=ClassificationTree.fit(X(EntrenaIndices,:),Y(EntrenaIndices));
C1val=O1.predict(X(ValIndices,:));
C1test=O1.predict(X(TestIndices,:));
MiMatrizConfusionVal=confusionmat(Y(ValIndices,:),C1val);
MatricesConfusionVal(:, :, NdxRepeticion)=MiMatrizConfusionVal;

AciertosVal(NdxRepeticion)=sum(diag(MiMatrizConfusionVal))/sum(MiMatrizConfusionVal(:));

    MiMatrizConfusionTest=confusionmat(Y(TestIndices,:),C1test);

MatricesConfusionTest(:, :, NdxRepeticion)=MiMatrizConfusionTest;

AciertosTest(NdxRepeticion)=sum(diag(MiMatrizConfusionTest))/sum(MiMatrizConfusionTest(:));

    end

MediasMatricesConfusionVal(:, :, NdxConjunto)=squeeze(mean(MatricesConfusionVal,3));

    MediasAciertosVal(NdxConjunto)=mean(AciertosVal);

MediasMatricesConfusionTest(:, :, NdxConjunto)=squeeze(mean(MatricesConfusionTest,3));

    MediasAciertosTest(NdxConjunto)=mean(AciertosTest);

catch MiExcepcion

    % A veces no se puede clasificar para algún conjunto de rasgos
    fprintf('Imposible clasificar con el conjunto de rasgos=\r\n');
    disp(MiExcepcion.message);
    disp(MisRasgosElegidos);

end

% Guardar resultados

```

Predicción de viabilidad empresarial

```
save('ResultadosDanielTree.mat','RasgosElegidos','MediasMatricesConfusionVal','MediasAciertosVal',...
```

```
'MediasMatricesConfusionTest','MediasAciertosTest','PermConjuntosRasgos');
```

```
end
```

```
save('ResultadosDanielTree.mat','RasgosElegidos','MediasMatricesConfusionVal','MediasAciertosVal',...
```

```
'MediasMatricesConfusionTest','MediasAciertosTest','PermConjuntosRasgos');
```

```
[MaxAciertosVal NdxMaxAciertosVal]=max(MediasAciertosVal)
```

```
MediasAciertosTest(NdxMaxAciertosVal)
```

```
disp('Conjunto de variables con mejor resultado:')
```

```
RasgosElegidos{NdxMaxAciertosVal}
```

```
view(O1)
```

```
% Importancia de cada variable independiente
```

```
NumeroVariablesIndependientes=17;
```

```
VectoresBinarios=de2bi(PermConjuntosRasgos(1:NumConjuntos)-1,NumeroVariablesIndependientes);
```

```
Correlacion=zeros(1,NumeroVariablesIndependientes);
```

```
for NdxVar=1:NumeroVariablesIndependientes
```

```
    MyCorr=corr([VectoresBinarios(:,NdxVar) MediasAciertosVal]);
```

```
    Correlacion(NdxVar)=MyCorr(2);
```

```
end
```

```
disp('Correlacion entre usar o no cada variable independiente y el porcentaje de aciertos:')
```

```
Correlacion
```

```
view(O1,'Mode','graph')
```