

Factores determinantes de las quiebras en microempresas.

Vázquez Cueto, María José pepi@us.es

Departamento Economía Aplicada III

Universidad de Sevilla

Irimia-Diéguez, Ana anairimia@us.es

Departamento de Economía financiera y Dirección de Operaciones

Universidad de Sevilla

Blanco Oliver, Antonio José aj_blanco@us.es

Departamento de Economía financiera y Dirección de Operaciones

Universidad de Sevilla

RESUMEN

La pequeña y mediana empresa es uno de los principales motores de las economías europeas. De entre ellas, un alto porcentaje son microempresas las cuales generan la mayor parte del empleo. En la actualidad este segmento empresarial está sufriendo en mayor medida la situación de crisis financiera, con la consecuente elevación de la tasa de destrucción de las mismas. En este contexto, desarrollar modelos de quiebra específicos para este tamaño empresarial e identificar las variables con mayor poder explicativo constituye un reto. Aquí se aborda la cuestión llegando a ser un trabajo pionero en este campo, en tanto la metodología utilizada como en el sector al que se aplica, caracterizado por una elevada opacidad informativa. Partiendo de variables financieras y no financieras que han sido utilizadas con relativo éxito en el pronóstico de quiebra empresarial en general, tratamos de determinar cuáles de ellas están afectando en mayor medida a la microempresa. Para ello utilizamos una técnica no paramétrica de aprendizaje basada en los *rough set*, que aplicamos a una muestra de empresas del Reino Unido, con iguales porcentajes respecto a su situación de fallida y a su carácter familiar, por ser esta última característica un factor condicionante de los resultados.

ABSTRACT

The small and medium enterprises are one of the main drivers of European economies. A large percentage consists of microenterprises that generate the most part of employment. Today this business segment is suffering the financial crisis, with the consequent increase in the rate of destruction of the same. So develop specific models for these bankruptcy and identify variables with greater explanatory power is challenging. So this study is becoming a pioneering work in this field in both the methodology used and the sector to which it applies, which has a higher opacity. Based on financial and non-financial variables that have been used with relative success in predicting bankruptcy in general, we try to determine which ones are affecting more to microfirms. We use a nonparametric learning technique based on the rough sets, which apply to a sample of UK firms, balanced on its failed situation and its familiar character, which determines the results.

Palabras claves: Microempresas; Microentidades; Quiebra; Rough Set; Empresa familiar

Área temática: Aspectos Cuantitativos De Problemas Económicos y Empresariales

1. INTRODUCCIÓN

Las Microentidades son consideradas por muchos autores la columna vertebral de las principales economías desarrolladas, ya que influyen decisivamente en la reducción del desempleo y en el incremento de la innovación y la competitividad (McPherson, 1996; Mead and Liedholm, 1998). Además, gracias a su sencilla estructura pueden responder rápidamente a los cambios tanto de las condiciones económicas como de las necesidades de sus clientes, creciendo en algunas ocasiones, a un ritmo superior al que lo hacen las grandes corporaciones (Altman y Sabato, 2007).

No obstante, en los últimos años, este segmento empresarial viene sufriendo elevadas tasas de quiebra, afectando negativamente al empleo y a la competitividad del tejido empresarial (Carter y Van Auken, 2006). Tres características intrínsecas de las Microentidades parecen estar tras sus elevadas tasas de quiebra. La primera está relacionada con la limitación de la información financiera disponible, debido a que presentan cuentas anuales abreviadas y usualmente no auditadas (Berger y Frame, 2007). Esta opacidad de información dificulta un adecuado análisis económico-financiero que permita detectar situaciones de insolvencia empresarial. La segunda está vinculada con el modo de gestión de las Microentidades, en las que las figuras del propietario y del directivo suelen recaer en la misma persona (Ciampi y Gordini, 2013). En estos casos, la fiabilidad de la información económico-financiera está en entredicho debido a la ausencia de mecanismos de control de gobierno corporativo (Claessens, Djankov, y Lang, 2000; Fan y Wong, 2001). Y en tercer lugar, el carácter familiar de las Microentidades influye decisivamente en su gestión. En este sentido la literatura previa sugiere que las empresas familiares frecuentemente tienen ciertos problemas relacionados con su propia idiosincrasia, como por ejemplo son: la sucesión familiar, la escasa especificación profesional de los gestores y su baja productividad. Morten, Nielsen, Perez-Gonzalez, y Wolfenzon (2007) encuentran que las empresas gestionadas por familiares obtienen menor rentabilidad y presentan mayor probabilidad de caer en quiebra. En cambio, Miller, Griffiths, y Jordan (2009) encuentran evidencias en sentido contrario.

En este contexto, se hace necesario el desarrollo de modelos específicamente desarrollados para las Microentidades que permitan anticipar situaciones de insolvencia ya que las características propias de este segmento empresarial (anteriormente expuestas) imposibilitan, limitan o distorsionan el desarrollo de adecuados análisis económico-financieros para predecir sus dificultades financieras (Blanco, 2012). Estos modelos deberán estar adaptados a la información financiera disponible y considerar el carácter familiar de la microempresa como un factor especialmente relevante y diferenciador de su comportamiento.

Por tanto, el principal objetivo de este trabajo es mostrar la importancia que tiene la información no financiera en el desarrollo de modelos de predicción de la insolvencia empresarial específicamente desarrollados para las Microentidades, diferenciando entre Microentidades familiares y no familiares con la finalidad de determinar factores discriminadores relacionados con el carácter familiar¹. Para llegar a este objetivo se ha utilizado una gran muestra de Microentidades del Reino Unido con información financiera, no financiera y macroeconómica del periodo 1999-2008.

El presente trabajo se estructura como sigue. En el segundo epígrafe se expone la metodología a seguir, basada en la teoría de los “Rough Sets” (en adelante, RS) o “conjuntos vagos o con fronteras no bien definidas”. Expondremos brevemente los fundamentos de la técnica y cómo puede adecuarse para los objetivos fijados. El epígrafe tres lo dedicamos a la explicación de la base de datos y a la forma de extracción de la muestra que, posteriormente, será utilizada en la aplicación práctica. En el epígrafe cuatro definiremos las variables que vamos a utilizar en el estudio: la variable dependiente y los conjuntos de variables independientes/informativas financieras y no financieras. En el quinto se exponen los resultados, comenzando con una descripción de los comportamientos de las variables en las empresas familiares y en las empresas no familiares y según estén en situación de insolvencia o no. En el último epígrafe, sexto, expondremos las conclusiones.

2. METODOLOGÍA

¹ En este estudio se ha definido empresa familiar como aquella en la que, al menos, el 60% de las acciones de la empresa pertenecen a la misma familia.

Siguiendo la clasificación de los sistemas inteligentes realizada por O'Leary (1995), la metodología de los Rough Set (RS) podemos encuadrarla dentro de los métodos de La Inteligencia Artificial. El enfoque RS transformará una base de datos en una base de conocimiento e inferirá reglas de decisión del tipo "SI...ENTONCES..." que permitirán adquirir nuevo conocimiento.

La teoría, introducida por Z. Pawlak en 1982, está diseñada para tratar con la ambigüedad y la incertidumbre de la información y es efectiva para el análisis de los sistemas de información financiera de una colección de objetos descritos por un conjunto de variables (Pawlak, Grzymala-Busse, Slowinski and Ziarko, 1995). La idea básica descansa en la relación de indiscernibilidad que describe elementos indistinguibles. Sus conceptos básicos son 1) la discernibilidad, 2) la aproximación, 3) los reductos y 4) las reglas de decisión.

Dentro de las tres categorías de imprecisión que distingue Mosqueda (2010), en el análisis científico, la teoría Rough Set se corresponde con la tercera, que es útil cuando las clases en las que han de catalogarse los objetos son imprecisas, pero, sin embargo, pueden aproximarse mediante conjuntos precisos. En ella no se necesita ninguna información adicional acerca de los datos, tales como una distribución de probabilidad en estadística, o el grado o probabilidad de pertenencia en la teoría de lógica difusa.

El punto de partida del método es la existencia de una tabla de información/decisión, donde cada elemento viene caracterizado por un conjunto de variables y una variable de decisión, que clasifica al elemento en una de dos o más categorías. La indiscernibilidad se produce cuando dos elementos vienen caracterizados por los mismos valores de las variables y, sin embargo, no coinciden las categorías en las que se clasifican. En tal caso, y para cada clase de decisión o categoría, X , y cada subconjunto B de variables, se construyen dos conjuntos, denominados respectivamente aproximaciones por debajo y aproximaciones por encima de la clase de decisión. El primero, $B X$, viene dado por el conjunto de todos los elementos que, caracterizados por B , con toda seguridad pertenecen a X . El otro, $\overline{B}X$, viene dado por el conjunto de elementos que, en base a la información B que poseemos, podrían ser clasificados como

elementos de X . La diferencia entre los dos conjuntos la forman los elementos de los que no sabemos con toda certeza, usando sólo la información contenida en B , si pertenecen a X . Si esta diferencia es no vacía el conjunto de elementos de X no está definido de forma precisa, pero sí que tiene asociado este par de conjuntos precisos, y, en tal caso, se dice que X es un rough set respecto a B . Numéricamente podemos caracterizarlo por el cociente entre el cardinal del conjunto aproximación por debajo y el cardinal del conjunto aproximación por encima. A este cociente se le denomina precisión. Si existen varias clases de decisión, a la suma de los cardinales de todas las aproximaciones por debajo dividida por el total de elementos se denomina calidad de la clasificación por medio del conjunto B . Es el porcentaje de elementos correctamente clasificados.

Otro aspecto importante es la reducción de la tabla, estableciendo la dependencia entre las variables y eliminando la información redundante. Este proceso se realiza a través de los reductos. Un reducto R es un conjunto mínimo de variables que conserva la misma habilidad de clasificación de los elementos que la tabla completa, es pues la parte esencial del conocimiento y constituye la manera más concisa mediante la cual podemos distinguir las clases de decisión.

La etapa final del análisis es la creación de reglas de decisión, es decir, reglas que nos permitan decir si un elemento dado pertenece a determinada clases de decisión. Estas reglas representan el conocimiento y se generan combinando los reductos con los valores de los datos. Una regla de decisión se presenta como una sentencia lógica del tipo SI (se cumplen determinadas condiciones) ENTONCES (el elemento pertenece a una determinada clase de decisión). Estas reglas nos permitirán, de manera fácil, clasificar a nuevos elementos.

Las primeras y más prolíferas aplicaciones de la metodología expuesta la encontramos en los ensayos clínicos (Tsumoto, 1998) en las que incluso se compara con otras técnicas (Gorzalczany y Piasta ,1999) y no es hasta 1999 cuando encontramos la primera aplicación a la quiebra empresarial (Dimitras, Slowinski, Susmaga y Zopounidis, 1999), en concreto a empresas griegas durante los años 1986 a 1990, a las que se clasificó en situación de quiebra o no utilizando 26 ratios financieros. Trabajo que fue precedido por las aproximaciones de Slowinski y Zopounidis (1995) y la

generalización de Greco, Matarazzo y Slowinski (1998). Es de destacar también el trabajo de McKee, (2000), por ser la primera aplicación a la quiebra de empresas cotizadas en US, y ofrecer una panorámica general de las ventajas de la metodología frente a otras. Tay y Shen (2002) dividen la aplicación del modelo en la economía en tres áreas principales: predicción de crisis empresarial, utilización de grandes bases de datos en marketing e inversiones financieras, de hecho empiezan a aparecer trabajos dedicados a las quiebras de empresas. Aún así, en la exhaustiva revisión de la literatura de Ravir Kumar y Ravi (2007), sobre los trabajos realizados desde 1965 hasta 2005, en la aplicación de técnicas estadísticas y de inteligencia artificial para tratar problemas de predicción de quiebra en bancos y empresas² sólo encuentra seis artículos donde se utiliza la metodología de los rough sets. En definitiva, la metodología como tal ha sido escasamente aplicada al análisis de la quiebra empresarial.

En nuestro trabajo vamos a partir de un conjunto de numerosas variables de carácter financiero y no financiero y vamos a trabajar en dos sentidos: En primer lugar veremos si la introducción de variables no financieras mejora o no la calidad de la clasificación posterior y, en segundo lugar, determinaremos los reductos para determinar qué variables son redundantes, en el sentido de no aportar más información a la ya existente, en cuyo caso se podría prescindir de ellas sin que se vieran afectados los porcentajes de clasificación correcta. Estos análisis se harán separadamente para las empresas familiares y no familiares, detectando así si existen diferencias en los datos necesarios para clasificar bien a las empresas insolventes dentro de cada grupo. Los resultados obtenidos, si son importantes para el análisis de cualquier conjunto de datos, aún lo es más para el sector al que lo vamos a aplicar: el de las Microentidades, en el que la información de uno u otro tipo es bastante opaca y difícil de conseguir.

3. BASE DE DATOS

² La revisión se concentra en trabajos publicados en las áreas de contabilidad, finanzas, empresas, investigación operativa, sistemas expertos y sistemas de decisión. No incluye tesis ni documentos de trabajo.

La base de datos empleada en nuestra investigación empírica es una fuente de información secundaria proporcionada por el *Credit Management Research Centre* (en adelante, CMRC) perteneciente a *Leeds University Business School* de la Universidad de Leeds (Inglaterra). Contiene información (ratios económico-financieros, variables no financieras y macroeconómicas) de pequeñas y medianas empresas (PYMES) del Reino Unido entre los años 1999-2009 (ambos inclusive). Concretamente contiene 4.813.391 de cuentas anuales de PYMES (98,32% no insolventes y 1,68% insolventes).³

Como el objeto de nuestra investigación son las *micro-entities* (en adelante, microentidades o microempresas⁴) y nuestro periodo temporal comprende los años 2007 a 2009⁵, la muestra quedó restringida a 1.680.782 empresas, de las cuales 99,78% son no insolventes y 1,22% insolventes. 468.568 correspondientes a 2007 (98,89% no insolventes), 540.420 a 2008 (98,65% no insolventes) y 651.323 a 2009 (98,82% no insolventes). Esto supone para la muestra unos porcentajes de no insolventes del 28,22% (en 2007), 32,55% (en 2008) y 39,23% (en 2009).

Otra de las características sobre la que pretendemos realizar el estudio es la consideración de empresas familiar o no. Así, la muestra original quedó descompuesta de la siguiente forma: para las microentidades no familiares 231.743 (98,72% no insolventes) en 2007, 270.921 (98,47% no insolventes) en 2008, y 357.102 (98,84% no insolventes) en 2009. Para las microentidades familiares estos datos fueron respectivamente 236.825 (99,06%), 269.499 (98,82%) y 294.221 (98,78%)

Tabla 1: Microentidades

Porcentaje en la muestra		Microentidades no familiares		Microentidades familiares	
		insolvencia		insolvencia	
		no	si	no	si
Año del análisis	2007	26,95%	26,37%	29,58%	29,58%
	2008	31,51%	36,96%	33,66%	33,66%
	2009	41,53%	36,68%	36,75%	39,83%

Elaboración propia.

³ En línea con otros estudios, se define como empresas insolventes a aquellas que han entrado en situación concursal, en fase de liquidación o han cesado su actividad por dificultades financieras.

⁴ Las *micro-entidades* (MEs) fueron definidas en Mayo de 2011 por el Consejo de Competitividad Europeo como aquellas empresas con una cifra de negocios anual de menos de 500.000 €, un activo total de menos de 250.000 € y un número de empleados menores a 10 personas (BIS, 2011).

⁵ Considerado 2008 como el año de estallido de la crisis, tomamos un año antes y un año después.

A continuación aplicamos, al igual que la mayoría de los trabajos empíricos sobre modelos de predicción de la insolvencia empresarial recogidos en la literatura previa (ver, por ejemplo, Beaver, 1966; Altman, 1968; Deakin, 1972; Edmister, 1972; Blum, 1974; Fletcher y Goss 1993; Tsukuda y Baba 1994; Leshno y Spector 1996), la metodología del emparejamiento (*matched pairs methodology*). Esta técnica consiste en utilizar una muestra de casos en la que el número de empresas insolventes y solventes sean iguales. Como no queríamos perder la perspectiva temporal ni familiar y la proporción de casos insolventes es mucho menor que la de casos solventes, se procedió a realizar una selección aleatoria de casos no insolventes. Finalmente, la muestra con la que se trabajó, por año y por tipo de empresa, queda recogida en la Tabla 4 siguiente.

Tabla 2: Microentidades que forman la muestra

Micro entidad no familiar		insolvencia		insolvencia		insolvencia	
		no	si	no	no	no	si
		Recuento	Recuento	Porcentaje en el año	Porcentaje en el año	Porcentaje en la muestra	Porcentaje en la muestra
Año del análisis	2007	1124	1499	42,85%	57,15%	21,10%	25,95%
	2008	1324	2099	38,67%	61,33%	24,85%	36,33%
	2009	2879	2179	56,92%	43,08%	54,05%	37,72%
Micro entidad familiar		insolvencia		insolvencia		insolvencia	
		no	si	no	si	no	si
		Recuento	Recuento	Porcentaje en el año	Porcentaje en el año	Porcentaje en la muestra	Porcentaje en la muestra
Año del análisis	2007	1144	1123	50,46%	49,54%	29,55%	24,86%
	2008	1318	1599	45,18%	54,82%	34,04%	35,40%
	2009	1410	1795	44,00%	56,00%	36,42%	39,74%

Elaboración propia

Es decir, un total de 11.104 empresas no familiares, 52,03% no insolventes, y 8.389 empresas familiares, de las cuales el 46,16% eran no insolventes. En el grupo de empresas no

familiares, tras eliminar las observaciones en las que faltaba algún dato (valores perdidos), quedó una muestra válida de 11.087 empresas no familiares con un porcentaje de no insolventes del 47,65%.

4. DESCRIPCIÓN DE LAS VARIABLES

4.1. La variable dependiente: la insolvencia empresarial.

Aunque la literatura especializada no suele distinguir entre los términos de quiebra, insolvencia, fracaso, dificultades financieras y problemas financieros empresariales, cuando trata de desarrollar modelos de predicción, estos no son conceptos similares. Por ello vamos a conceptualizar exactamente cuál es la variable dependiente a estudiar. En nuestra base de datos las empresas consideradas insolventes son aquellas que estuvieron en alguna de las tres situaciones siguientes:

1. Liquidación empresarial motivada por problemas financieros.
2. Administración concursal.
3. Quiebra empresarial.

Todas aquellas empresas que estuvieran en cualquiera de estas tres situaciones serán calificadas indistintamente en este trabajo como empresas insolventes, quebradas, fracasadas, o con problemas o dificultades financieras, y a la variable dependiente se le asignará el valor 1. En caso contrario tomará el valor 0.

4.2. Variables financieras.

Existe un importante número de variables financieras, la mayoría de ellas ratios, que se han mostrado útiles en la clasificación/predicción de la quiebra de una empresa. Estudios empíricos previos han encontrado que una empresa es más probable que caiga en quiebra si es poco rentable, está muy endeudada y padece dificultades de liquidez (Myers, 1977).

Todos los ratios financieros que se utilizan en este estudio han sido previamente empleados por autores tales como Altman (1968), Altman et al. (2010), Ohlson (1980), Taffler (1984), and Zmijewski (1984). En total hemos considerado catorce ratios financieros (Tabla 5) que hemos agrupado en cinco categorías de acuerdo con el aspecto financiero que mide la variable: endeudamiento, liquidez, beneficio, actividad y tamaño.

En la tabla 3 se describen los ratios, su forma de cálculo y la categoría en la que se ha encuadrado.

En la literatura existente, los ratios de endeudamiento y aquellos relacionados con la atención al cumplimiento de las deudas son los que aparecen como mejores predictores de la quiebra y son un reflejo fiel del riesgo financiero. Además, de acuerdo con la teoría de las finanzas corporativas las empresas con mayores obligaciones respecto a su capital son las que presentan mayores probabilidades de padecer problemas financieros. En este sentido, hemos considerado cuatro ratios de endeudamiento: Capital Invertido/ Recursos Ajenos l.p., Recursos Ajenos a c.p. / Activo, Recursos Ajenos l.p. / Activo Corriente y Patrimonio Neto / Activo. La liquidez también es una categoría común en la mayoría de las decisiones acerca del crédito ya que representa la habilidad de convertir un activo en dinero en efectivo de manera rápida.

En este trabajo también hemos considerado cuatro ratios dentro de esta categoría: Activos líquidos / Activo Corriente, Tesorería / Patrimonio Neto, Activo Corriente / Pasivo Corriente y Tesorería / Activo. El primero de ellos resulta ser determinante en la probabilidad de quiebra en el trabajo de (Chen et al., 2011).

Respecto a la rentabilidad, hemos incluido un ratio en nuestro análisis, y hemos optado por Reservas / Activo, medimos así la habilidad para acumular reservas y puede ser utilizado como una variable proxy de la rentabilidad futura.

Los tres ratios referentes a proveedores y clientes son importantes para las pequeñas empresas, que tienden a depender financieramente de la forma de pago a los proveedores⁶ y la forma de cobro a los clientes, utilizando también el crédito comercial como estrategia de ventas para luchar contra la competencia.

Fundamentalmente son las pequeñas empresas las más propensas a acumular deudas comerciales pendientes de pago, lo que, junto a un inventario, en la mayoría de los casos, obsoleto, les hace tener dificultades para obtener créditos a corto plazo de los proveedores o de los bancos. Por otra parte, el crédito comercial se compone en un gran

⁶ Las pequeñas empresas suelen acudir a la financiación vía proveedores como sustituta de la financiación bancaria, representando dicha financiación un alto porcentaje de los recursos

porcentaje por los pasivos de una empresa, siendo este hecho especialmente relevante en las Microentidades (Hudson, 1987).

Tabla 3. Variables Financieras

Ratio	Cálculo	Categoría
Total_Assets	Activo	Tamaño
Stlta	Recursos Ajenos a c.p. / Activo	Endeudamiento
HHI_Sales	Poder de mercado	
Celt	Capital Invertido/ Recursos Ajenos l.p.	Endeudamiento
Qaca	Activos líquidos / Activo Corriente	Liquidez
Prta	Reservas / Activo	Rentabilidad
Tlca	Recursos Ajenos l.p. / Activo Corriente	Endeudamiento
Ncnw	Tesorería / Patrimonio Neto	Liquidez
Cratio	Activo Corriente / Pasivo Corriente	Liquidez
Tctd	Proveedores / Clientes	Actividad
Tctl	Proveedores / Recursos Ajenos l.p.	Actividad
Tdta	Clientes / Activo	Actividad
Cashta	Tesorería / Activo	Liquidez
Nwta	Patrimonio Neto / Activo	Endeudamiento

Estudios previos muestran la ambigüedad de la influencia del tamaño de la empresa, sobre la quiebra de una empresa. Así, Dietsch y Petey (2004) encuentran que las grandes empresas son menos propensas a encontrarse con las restricciones de crédito gracias al efecto de su buena reputación, y sus estudios concluyen que el pequeño tamaño de la empresa puede llevar a la insolvencia. En cambio Altman et al. (2010) encuentran que la relación entre el tamaño de los activos y el riesgo de

insolvencia no es lineal, siendo positivo cuando las empresas tienen menos de £ 350.000, y negativo cuando su activo es superior a este valor.

Finalmente hemos unido a estos catorce ratios una variable indicativa de la situación económica-financiera del sector donde opera la empresa, Indwoe. Esta variable es la inversa de la probabilidad de quiebra del sector, y se ha calculado para cada empresa a partir de un modelo desarrollado por *el Credit Management Research Centre* de la Universidad de Leeds y ha sido utilizada en diversos artículos científicos de máximo nivel académico (Altman et al., 2010).

4.3. Información no financiera.

La literatura no es concluyente respecto al poder que tiene la información no financiera para incrementar la capacidad predictiva de los modelos de insolvencia empresarial. Así, Jacobson et al. (2008) sugieren que la información macroeconómica resulta útil para complementar la información proporcionada por los ratios financieros, tanto en empresas cotizadas como en compañías no cotizadas. En cambio, en el trabajo de Liou y Smith (2006) esta información tiene un poder explicativo relativamente bajo. Además, es extremadamente complejo obtener información no financiera sobre cualquier empresa, siendo especialmente difícil en el caso de las pequeñas, debido, fundamentalmente, a que no están obligadas a publicarla. Por ello, la gran mayoría de los estudios sobre modelos predicción de la quiebra empresarial no utilizan variables no financieras como predictores, siendo este uno de los principales aspectos a mejorar sugeridos por la literatura especializada. Siguiendo esta línea de pensamiento hemos considerado las variables no financieras que se muestran en la Tabla 4 siguiente.

Tabla 4. Variables no financieras

Variables	Explicación	Categorías
Ln_Age	Logaritmo neperiano edad empresa	
Late Filing days_1	Retraso presentación cuentas	No (0)
		Si (1)
Late Filing days_2	Retraso presentación cuentas	No (0)
		Si (1)

No CCJs	Número acciones judiciales	Ninguna (0)
		Alguna (1)
CCJs_Value	Valor medio de las cantidades reclamadas	
Charge_Flag	Activos pignorados	No (0)
		Si (1)
Auditor_Changed	Cambio de auditor	No (0)
		Si (1)
Audited	Cuentas auditadas	No (0)
		Si (1)
AQ_Clean	Opinión favorable informe auditoria	No (0)
		Si (1)
AQ_No_Clean	Opinión no favorable informe auditoria	No (0)
		Si(1)
Empresa familiar	Empresa familiar	No (0)
		Yes (1)

Según Hudson (1987), las empresas más jóvenes tienen mayores probabilidades de entrar en quiebra, por ello es por lo que se ha considerado la variable Ln_Age que expresa en días el tiempo transcurrido desde el comienzo de su actividad hasta la fecha en que presenta sus últimas cuentas.

La normativa del país del que proviene la muestra de empresas utilizadas permite, a las que no cotizan, un período de 10 meses para presentar las cuentas a partir del final del ejercicio. Las variables Late Filing days_1 y Late Filing days_2 cuentan el número de días después de este periodo y, por tanto, se relacionan con el incumplimiento de la regulación que, a su vez, suele deberse a razones que afectan negativamente a la salud financiera de la empresa. La variable Late Filing Days_1 se refiere al año previo y la variable Late Filing Days_2 al año en cuestión.

La variable No CCJs cuenta el número de acciones judiciales llevadas a cabo por los acreedores para el cobro de las deudas que la empresa tiene contraídas con ellos en los últimos 12 meses, y se ha codificado según existan o no dichas reclamaciones.

CCJs_Value es el valor medio de las cantidades reclamadas judicialmente.

También está presente en nuestra base de datos una variable relacionada con las garantías aportadas por los prestatarios al solicitar financiación, Charge_Flag, que toma el valor 1 si la empresa tiene activos pignorados y, 0, en caso contrario. Los prestamistas, frecuentemente, exigen que los prestatarios aporten activos como garantía de la financiación solicitada (Citron y Wright, 2008). Cuando el prestatario no cumple con sus obligaciones el prestamista pignora las garantías aportadas haciendo uso de dichos activos. Por ello, si una empresa tiene activos pignorados por un acreedor significa que dicha empresa ha incumplido con sus obligaciones de pago contraídas con aquel. Por tanto, la información sobre si una empresa tiene activos pignorados es relevante desde la óptica del cumplimiento de sus obligaciones de pago.

Las cuatro siguientes variables están relacionadas con el proceso de auditoría, así, la primera de ellas es la variable Auditor_Changed. Generalmente, las empresas desean que el informe de auditoría no recoja aspectos u opiniones negativas acerca de la situación económica-financiera de la empresa ya que, en ese caso, se verá con más dificultades para financiarse, entre otros problemas. Por ello, si el auditor emite una opinión desfavorable sobre la empresa en su informe de auditoría, dicha compañía deseara cambiar de auditor para el próximo año con el objetivo de tener una opinión diferente. Aunque el cambio de auditor puede ocurrir por diversas razones y no necesariamente por la emisión de informes de auditorías desfavorables, puede, a priori, ser una de las variables que influyan sobre la insolvencia empresarial.

Audited, es una variable dummy que recoge el hecho de que la empresa haya sido o no auditada. Por lo general, la información financiera de las Microentidades con las cuentas auditadas será más fiable que las empresas que no se auditan sus estados financieros. Por otra parte, los auditores no sólo examinan la salud financiera de las empresas, sino que también aconsejan sobre cómo aumentar la eficiencia para conseguir sus objetivos. Para las empresas auditadas consideramos otras dos variables relativas al informe del auditor. Según la legislación británica (Altman et al., 2010) el auditor puede dar seis opiniones, ordenadas de peor a mejor, acerca de la situación de una empresa. No obstante, debido a la escasa proporción de empresas auditadas en nuestra muestra hemos procedido a reclasificar la opinión del auditor en dos variables

AQ_Clean y AQ_No_Clean con la finalidad de formar grupos con más sentido estadístico: AQ_Clean toma el valor 1 cuando el informe del auditor es favorable, es decir, el auditor no detecta problemas financieros, y AQ_No_Clean toma el valor 1 cuando el informe del auditor no es favorable.

La última variable considerada hace referencia al carácter familiar de la gestión empresarial. Esta toma el valor 1 cuando la gestión de la empresa es realizada por personas de la misma familia y, 0 en caso contrario. Según Morten et al. (2007), las empresas en las que la gestión la realizan personas de la misma familia suelen tener problemas unidos a su propia idiosincrasia: problemas de sucesión, escasa profesionalización y/o especialización de la gestión empresarial, baja productividad, etc., que las hacen tener más probabilidad de entrar en una situación de insolvencia empresarial que aquellas empresas administradas por gestores independientes

5. RESULTADOS

5.1. Estadísticos Descriptivos

5.1.1. Empresas Familiares

Tabla 5: Estadísticos descriptivos de las variables cuantitativas

Variables cuantitativas	Insolventes		No insolventes	
Estadísticas descriptivas	Media	Desviación típica (n)	Media	Desviación típica (n)
Ln_Age	8,203	0,565	8,211	0,598
Stlta	0,129	0,222	0,066	0,173
Total_Assets	102339,82	60407,57	72565,08	58842,41
Cetl	0,863	4,647	2,380	6,162
Qaca	0,768	0,289	0,858	0,260
Prta	-0,307	1,408	0,136	0,879
Tlca	2,665	6,571	2,545	8,686
Ncnw	7,359	9,847	3,617	6,490
Cratio	1,488	3,519	2,703	4,899
Tctd	5,501	20,431	11,123	27,492

Tctl	0,831	0,268	0,844	0,305
Tdta	0,452	0,304	0,324	0,302
Cashta	0,112	0,209	0,327	0,329
Nwta	-0,335	1,579	-0,096	12,455
Indwoe	-0,144	0,444	0,079	0,493

Elaboración propia

Tabla 6: Estadísticos descriptivos de las variables cualitativas

Variables cualitativas	Frecuencia relativa del SI	
Estadística	Insolventes	No insolventes
Late_Filing_Days_1	80,96%	94,09%
Late_Filing_Days_2	56,54%	75,26%
No_CCJ	8,18%	91,82%
Charge_Flag	5,58%	1,68%
Auditor_Changed	6,38%	8,39%
Audited	1,60%	1,84%
Aq_Clean	1,52%	1,26%
Aq_No_Clean	0,05%	0,49%

Elaboración propia

5.1.2. Empresas No Familiares

Tabla 7: Estadísticos descriptivos de las variables cuantitativas

Variables cuantitativas	Insolventes		No insolventes	
Estadísticas descriptivas	Media	Desviación típica (n)	Media	Desviación típica (n)
Ln_Age	7,969	0,738	8,036	0,557
Total_Assets	64882,453	56597,503	99635,252	60950,238
Stlta	0,075	0,195	0,131	0,231
Hhi_Sales	236,850	330,127	271,645	328,655
Cctl	2,673	6,810	0,872	4,428
Qaca	0,874	0,266	0,792	0,285

Prta	0,001	1,149	-0,428	1,273
Tlca	3,110	9,779	3,121	7,689
Ncnw	3,068	5,649	6,658	9,452
Cratio	3,197	5,881	1,501	3,583
Tctd	12,345	27,515	5,717	20,913
Tctl	0,830	0,327	0,829	0,278
Tdta	0,318	0,320	0,466	0,311
Cashta	0,368	0,357	0,123	0,212
Nwta	-0,137	3,872	-0,598	3,734
Indwoe	-0,082	0,454	0,162	0,540

Elaboración propia

Tabla 8: Estadísticos descriptivos de las variables cualitativas

Variables cualitativas	Frecuencia relativa del SI	
	Insolventes	No Insolventes
Late_Filing_Days_1	78,05%	86,13%
Late_Filing_Days_2	52,31%	72,38%
No_CCJ	17,14%	1,99%
Charge_Flag	6,70%	1,55%
Auditor_Changed	10,34%	6,85%
Audited	4,07%	3,86%
Aq_Clean	3,38%	3,62%
Aq_No_Clean	0,66%	0,21%

Elaboración propia

5.2. Aplicación empírica de la metodología Rough Set

Tanto para las Microentidades familiares como para las no familiares, se han realizado los siguientes pasos:

- Categorización de las variables continuas en 4 intervalos y posterior codificación en los valores 0, 1, 2, 3

- b) Aproximaciones del conjunto de elementos para las clases de decisión $D=0$ (Microentidades no insolventes y $D=1$ (Microentidades insolventes) cuando se utilizan sólo variables financieras y cuando se utilizan todas las variables
- c) Determinación de los atributos imprescindibles para la clasificación e importancia de cada uno de ellos
- d) Construcción de los reductos para extraer el mínimo conjunto de atributos que proporcionan la misma información que todos ellos
- e) Elección de uno de los reductos, elaboración de las reglas y resultados de la clasificación

5.2.1. Microentidades familiares

- a) Discretización de las variables continuas

Ln_Age : (-inf, 7.425) <7.425, 7.645) <7.645, 8.205) <8.205, +inf)
 CCJValue medio : (-inf, 15.5) <15.5, 492.5) <492.5, 25195.5) <25195.5, +inf)
 Indwoe : (-inf, -0.98) <-0.98, -0.29) <-0.29, 0.225) <0.225, +inf)
 Total_Assets : (-inf, 24500) <24500, 54500) <54500, 86500) <86500, +inf)
 Stlta:(-inf,0.0044543)<0.0044543,0.071685)<0.071685,0.38790)<0.38790, +inf)
 HHI_Sales : (-inf, 51.09) <51.09, 175.06) <175.06, 570.59) <570.59, +inf)
 Cetl: (-inf, -0.005) <-0.005, 0.495) <0.495, 0.995) <0.995, +inf)
 Qaca : (-inf, 0.005) <0.005, 0.885) <0.885, 0.985) <0.985, +inf)
 Prta : (-inf, -0.005) <-0.005, 0.235) <0.235, 0.555) <0.555, +inf)
 Tlca : (-inf, 0.625) <0.625, 0.855) <0.855, 1.005) <1.005, +inf)
 Ncnw : (-inf, -0.205) <-0.205, 0.195) <0.195, 10.945) <10.945, +inf)
 Cratio : (-inf, 0.015) <0.015, 1.175) <1.175, 2.165) <2.165, +inf)
 Tctd : (-inf, 0.295) <0.295, 0.995) <0.995, 47) <47, +inf)
 Tctl: (-inf, 0.295) <0.295, 0.905) <0.905, 0.995) <0.995, +inf)
 Tdta: (-inf, 0.005) <0.005, 0.205) <0.205, 0.645) <0.645, +inf)
 Cashta : (-inf, 0.025) <0.025, 0.175) <0.175, 0.405) <0.405, +inf)
 Nwta: (-inf, 0.035) <0.035, 0.245) <0.245, 0.445) <0.445, +inf)

- b) Calidad de las aproximaciones

El conjunto X_0 está formado por los elemento cuya variable de decisión es 0, es decir, los no insolventes. Y el conjunto X_1 por los elementos cuya variable de decisión es 1, es decir, los insolventes.

Si el conjunto B está formado solo por las variables financieras {Indwoe, Total_Assets, Stlta, HHI_Sales, Celt, Qaca, Prta, Tlca, Ncnw, Cratio, Tctd, Tctl, Tdta, Cashta, Nwta} $\underline{B}X_0=3140$ elementos y $\overline{B}X_0=4636$ elementos, lo que implica una precisión del 67,73%. $\underline{B}X_1=4517$ elementos y $\overline{B}X_1=5249$ elementos, lo que implica una precisión del 71,50%. $\overline{B}X - \underline{B}X = 1496$, por lo que el conjunto X, formado por dos clases de decisión, es un rough-set en base a los atributos considerados en B. Se obtiene una precisión del 69,73% y una calidad de la aproximación del 82,17%

Si el conjunto B está formado por todas las variables {Ln_Age, Late Filing days_1, Late Filing days_2, No CCJs, CCJs¬_Value, Charge_Flag, Auditor_Changed, Audited, AQ_Clean, AQ_No_Clean, Indwoe, Total_Assets, Stlta, HHI_Sales, Celt, Qaca, Prta, Tlca, Ncnw, Cratio, Tctd, Tctl, Tdta, Cashta, Nwta} $\underline{B}X_0=3703$ elementos y $\overline{B}X_0=4015$ elementos, lo que implica una precisión del 92,23%. $\underline{B}X_1=4374$ elementos y $\overline{B}X_1=4686$ elementos, lo que implica una precisión del 93,34%. $\overline{B}X - \underline{B}X = 312$, por lo que el conjunto X, formado por dos clases de decisión, es un rough-set en base a los atributos considerados en B. Se obtiene una precisión del 92,83% y una calidad de la aproximación del 96,28%

El conjunto X sigue siendo un rough-set en base a los atributos considerados en este nuevo conjunto B pero, a diferencia de lo que ocurría cuando solo considerábamos las variables financieras, los elementos (Microentidades) dudosos se reducen a 312 frente a los 1496 anteriores. Además la calidad de la aproximación aumenta en 14,11 puntos porcentuales.

c) Los atributos imprescindibles para la clasificación son :Ln_Age Late_Filing_Days_1, Late_Filing_Days_2, Charge_Flag, Auditor_Changed, Indwoe, Total_Assets, Stlta, Hhi_Sales, Cetl, Qaca, Prta, Tlca, Ncnw, Cratio, Tctd, Tctl, Tdta, Cashta, Nwta. Utilizándolos solo a ellos se obtiene una calidad de aproximación del 95,77%.

En la siguiente tabla presentamos el aumento en la calidad del modelo que supone la introducción de cada variable

Tabla 9: Importancia de cada variable en la mejora de la calidad

Variable introducida	Ln_Age	Late_Filing_Days_1	Late_Filing_Days_2	Charge_Flag	Auditor_Changed
Aumento en la calidad	3,92%	0,92%	2,42%	0,23%	0,88%
Variable introducida	Indwoe	Total_Assets	Stlta	Hhi_Sales	Cetl
Aumento en la calidad	3,27%	6,51%	0,37%	4,28%	0,45%
Variable introducida	Qaca	Prta	Tlca	Ncnw	Cratio
Aumento en la calidad	1,11%	0,66%	0,42%	0,18%	0,16%
Variable introducida	Tctd	Tctl	Tdta	Cashta	Nwta
Aumento en la calidad	0,03%	0,10%	2,31%	2,52%	0,36%

Elaboración propia

La variable de mayor importancia es *Total_Assets*, seguida de *Hhi_Sales*. En el grupo de las no financieras la que aporta mayor poder clasificatorio es *Ln_Age*.

d) Reductos

Se obtienen cuatro reductos, los dos primeros contienen 23 variables y los dos últimos 22. Todos contienen a todas las variables financieras y son las no financieras las que marcan las diferencias entre ellos.

1: {Ln_Age, Late_Filing_Days_1, Late_Filing_Days_2, Ccj_ValueMedio, Charge_Flag, Auditor_Changed, Aq_Clean, Aq_No_Clean, Indwoe, Total_Assets, Stlta, Hhi_Sales, Cetl, Qaca, Prta, Tlca, Ncnw, Cratio, Tctd, Tctl, Tdta, Cashta, Nwta }

2: {Ln_Age, Late_Filing_Days_1, Late_Filing_Days_2, No_CCJbinaria, Charge_Flag, Auditor_Changed, Aq_Clean, Aq_No_Clean, Indwoe, Total_Assets, Stlta, Hhi_Sales, Cetl, Qaca, Prta, Tlca, Ncnw, Cratio, Tctd, Tctl, Tdta, Cashta, Nwta }

3: {Ln_Age, Late_Filing_Days_1, Late_Filing_Days_2, Ccj_ValueMedio, Charge_Flag, Auditor_Changed, Audited, Indwoe, Total_Assets, Stlta, Hhi_Sales, Cetl, Qaca, Prta, Tlca, Ncnw, Cratio, Tctd, Tctl, Tdta, Cashta, Nwta }

4: {Ln_Age, Late_Filing_Days_1, Late_Filing_Days_2, No_CCJbinario, Charge_Flag, Auditor_Changed, Audited, Indwoe, Total_Assets, Stlta, Hhi_Sales, Cetl, Qaca, Prta, Tlca,

Ncnw, Cratio, Tctd, Tctl, Tdta, Cashta, Nwta}

Hemos elegido el último para la última de las etapas del método: elaboración de las reglas y validación de las mismas.

e) Resultados de la clasificación con el reducto 4⁷

Tabla 10: Porcentajes medios de clasificación [%]

	Correcto	Incorrecto	Sin clasificar
Total	70.74 +- 1.93	29.15 +- 1.89	0.12 +- 0.18
No insolventes	68.30 +- 3.99	31.54 +- 3.98	0.16 +- 0.25
Insolventes	72.81 +- 1.26	27.11 +- 1.21	0.09 +- 0.14

5.2.2. Microentidades no familiares

a) Discretización de las variables continuas

Ln_Age : (-inf, 7.325) <7.325, 7.535) <7.535, 8.735) <8.735, +inf)

Ccj_Valuemedio : (-inf, 9) <9, 188) <188, 2941) <2941, +inf)

Indwoe : (-inf, -0.27) <-0.27, 0.12) <0.12, 1.44) <1.44, +inf)

Total_Assets : (-inf, 14500) <14500, 37500) <37500, 119500) <119500, +inf)

Stlta : (-inf, 0.005) <0.005, 0.045) <0.045, 0.785) <0.785, +inf)

Hhi_Sales: (-inf, 39.12) <39.12, 48.81) <48.81, 175.06) <175.06, +inf)

Cctl: (-inf, -0.005) <-0.005, 0.005) <0.005, 0.595) <0.595, +inf)

Qaca: (-inf, 0.005) <0.005, 0.695) <0.695, 0.995) <0.995, +inf)

Prta: (-inf, -0.105) <-0.105, 0.265) <0.265, 0.575) <0.575, +inf)

Tlca : (-inf, 0.525) <0.525, 1.005) <1.005, 20.165) <20.165, +inf)

Ncnw: (-inf, 0.365) <0.365, 11.735) <11.735, 24.9) <24.9, +inf)

Cratio: (-inf, 0.015) <0.015, 0.995) <0.995, 2.435) <2.435, +inf)

Tctd: (-inf, 0.055) <0.055, 0.995) <0.995, 4.5) <4.5, +inf)

Tctl: (-inf, 0.105) <0.105, 0.465) <0.465, 0.995) <0.995, +inf)

Tdta: (-inf, 0.005) <0.005, 0.185) <0.185, 0.995) <0.995, +inf)

Cashta : (-inf, 0.075) <0.075, 0.245) <0.245, 0.595) <0.595, +inf)

⁷ Se obtienen 2222 reglas, aplicando el procedimiento LEM, que se han validado mediante el procedimiento de validación cruzada, formando 10 grupos.

Nwta: $(-\infty, -0.005) \cup (-0.005, 0.005) \cup (0.005, 0.355) \cup (0.355, +\infty)$

b) Calidad de las aproximaciones

El conjunto X_0 está formado por los elemento cuya variable de decisión es 0, es decir, los no insolventes. Y el conjunto X_1 por los elementos cuya variable de decisión es 1, es decir, los insolventes.

Si el conjunto B está formado solo por las variables financieras {Indwoe, Total_Assets, Stlta, HHI_Sales, Celt, Qaca, Prta, Tlca, Ncnw, Cratio, Tctd, Tctl, Tdta, Cashta, Nwta} $\underline{B}X_0=3892$ elementos y $\overline{B}X_0=6811$ elementos, lo que implica una precisión del 57,14%. $\underline{B}X_1=4274$ elementos y $\overline{B}X_1=7193$ elementos, lo que implica una precisión del 59,42%. $\overline{B}X - \underline{B}X = 2919$, por lo que el conjunto X, formado por dos clases de decisión, es un rough-set en base a los atributos considerados en B. Se obtiene una precisión del 58,31% y una calidad de la aproximación del 73,67%.

Si el conjunto B está formado por todas las variables {Ln_Age, Late Filing days_1, Late Filing days_2, No CCJs, CCJs-Value, Charge_Flag, Auditor_Changed, Audited, AQ_Clean, AQ_No_Clean, Indwoe, Total_Assets, Stlta, HHI_Sales, Celt, Qaca, Prta, Tlca, Ncnw, Cratio, Tctd, Tctl, Tdta, Cashta, Nwta} $\underline{B}X_0=5004$ elementos y $\overline{B}X_0=5549$ elementos, lo que implica una precisión del 90,18%. $\underline{B}X_1=5536$ elementos y $\overline{B}X_1=6081$ elementos, lo que implica una precisión del 91,04%. $\overline{B}X - \underline{B}X = 545$, por lo que el conjunto X, formado por dos clases de decisión, es un rough-set en base a los atributos considerados en B. Se obtiene una precisión del 90,63% y una calidad de la aproximación del 95,08%.

El conjunto X sigue siendo un rough-set en base a los atributos considerados en este nuevo conjunto B pero, a diferencia de lo que ocurría cuando solo considerábamos las variables financieras, los elementos (Microentidades) dudosos se reducen a 545 frente a los 2919 anteriores. Además la calidad de la aproximación aumenta en 21,41 puntos porcentuales.

c) Los atributos imprescindibles para la clasificación son: Ln_Age, Late_Filing_Days_1, Late_Filing_Days_2, Ccj_Valuemedio, Charge_Flag, Auditor_Changed, Audited, Indwoe, Total_Assets, Stlta, Hhi_Sales, Cetl, Qaca, Prta,

Tlca, Ncnw, Cratio, Tctl, Tdta, Cashta, Nwta . Utilizándolos solo a ellos se obtiene una calidad de aproximación del 95,08%.

En la siguiente tabla presentamos el aumento en la calidad del modelo que supone la introducción de cada variable

Tabla 11: Importancia de cada variable en la mejora de la calidad

Variable introducida	Ln_Age	Late_Filing_Days_1	Late_Filing_Days_2	Ccj_Value medio	Charge_Flag
Aumento en la calidad	4,29%	1,47%	2,96%	0,69%	0,30%
Variable introducida	Auditor_Changed	Audited	Indwoe	Total_Assets	Stlta
Aumento en la calidad	0,73%	0,48%	4,47%	6,81%	0,72%
Variable introducida	Hhi_Sales	Cctl	Qaca	Prta	Tlca
Aumento en la calidad	5,27%	0,28%	1,70%	1,30%	0,30%
Variable introducida	Ncnw	Cratio	Tctl	Tdta	Cashta
Aumento en la calidad	0,39%	0,37%	0,73%	2,41%	3,25
Variable introducida	Nwta				
Aumento en la calidad	0,52%				

Elaboración propia

La variable de mayor importancia es Total_Assets, seguida de Hhi_Sales. En el grupo de las no financieras la que aporta mayor poder clasificatorio es Ln_Age.

d) Reductos

Obtenemos dos reductos, el primero de ellos con 22 variables y el segundo con 21.

1:{Ln_Age, Late_Filing_Days_1, Late_Filing_Days_2, Ccj_Valuemedio, Charge_Flag,

Auditor_Changed, Aq_Clean, Aq_No_Clean, Indwoe, Total_Assets, Stlta, Hhi_Sales, Cetl, Qaca, Prta, Tlca, Ncnw, Cratio, Tctl, Tdta, Cashta, Nwta}

2: {Ln_Age, Late_Filing_Days_1, Late_Filing_Days_2, Ccj_Valuemedio, Charge_Flag, Auditor_Changed, Audited, Indwoe, Total_Assets, Stlta, Hhi_Sales, Cetl, Qaca, Prta, Tlca, Ncnw, Cratio, Tctl, Tdta, Cashta, Nwta}

La diferencia está en los ratios de auditoría. En el primer reducto se utilizan los informes del auditor (Aq_Clean y Aq_No_Clean) y en el segundo si está auditada o no (Audited).

En ambos el único ratio financiero que no aparece es TCTD (Proveedores / Clientes), hecho que las diferencia de las Microentidades con carácter familiar.

Hemos elegido el que tiene menos variables para la última de las etapas del método: elaboración de las reglas y validación de las mismas.

e) Resultados de la clasificación con el reducto 2⁸

Tabla 12: Porcentajes medios de clasificación [%]

	Correcto		Incorrecto		Sin clasificar	
Total	74.70 +- 1.41	25.30 +- 1.41	0.00 +- 0.00			
No insolventes	72.21 +- 2.60	27.79 +- 2.60	0.00 +- 0.00			
Insolventes	76.97 +- 1.58	23.03 +- 1.58	0.00 +- 0.00			

6. CONCLUSIONES

En este trabajo hemos analizado la importancia que tiene un conjunto de variables en la determinación de la quiebra empresarial, específicamente las variables no estrictamente financieras en la determinación de la quiebra de las microempresas. Para ello hemos utilizado la técnica de los Rough Sets, encuadrada dentro de los métodos de Inteligencia Artificial, que nos permite trabajar sin necesidad de que las variables de partida estén sometidas a ninguna hipótesis inicial.

Partiendo de una base de datos con información económico-financiera de 4.813.391 PYMEs del Reino Unido entre los años 1999-2009, hemos extraído una sub-

⁸ Se han obtenido mediante el procedimiento LEM, 2179 reglas, que se han validado mediante el procedimiento de validación cruzada, formando 10 grupos.

muestra de 19.476 microempresas con datos relativos a los años 2007, 2008 y 2009, que hemos sub-dividido a su vez según el carácter familiar o no de la misma.

Nuestros resultados muestran que la inclusión de variables no estrictamente financieras mejora considerablemente los porcentajes de clasificación correcta, en concreto la “edad” de la empresa es una variable determinante en la clasificación. Debido a la escasa información financiera publicada por las microentidades, la significatividad de la información no financiera en la predicción de la quiebra adquiere especial relevancia para este segmento empresarial. De la misma forma, y entre las variables financieras, es el “total de activos” la que aporta una mayor contribución a la clasificación, lo que pone de manifiesto la importancia de diferenciar los modelos en base al tamaño empresarial.

En cuanto a la distinción entre empresas familiares o no, con las primeras alcanzamos un mejor porcentaje de clasificación correcta (96,28% frente al 95,08% de las no familiares) encontrando que el ratio TCDT (Proveedores / Clientes) no aporta información añadida a las microempresas no familiares.

7. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Altman, E.I. (1968). “Financial ratios, discriminant analysis and prediction of corporate bankruptcy”. *Journal of Finance*, 23(4), pp 589–609.
- Altman, E.I., & Sabato, G. (2007). “Modeling Credit Risk for SMEs: Evidence from US” *Market ABACUS*, 43(3), pp 332-357.
- Altman, E.I., Sabato, G. & Wilson, N. (2010). “The Value of Non-financial Information in Small and Medium-sized Enterprise Risk Management”. *Journal of Credit Risk*, 6(2), pp 95-127.
- Beaver, W. (1966). “Financial Ratios as Predictors of Failure, Empirical Research in Accounting: Selected Studied”. *Journal of Accounting Research*, 4, pp 71-111.
- Berger, A. N. and Frame, W. S. (2007). “Small Business Credit Scoring and Credit Availability”. *Journal of Small Business Management*, 45, pp 5–22.
- BIS. (2011). *Simpler reporting for the smallest businesses*. Discussion paper for department of Business Innovations and Skills (BIS). Electronic document

(<http://www.bis.gov.uk/assets/biscore/business-law/docs/s/11-1100xsimpler-reporting-for-smallest-businesses-discussion-paper>).

- Blanco Oliver, A.J. “Predicción de la insolvencia en microentidades mediante analisis logit y redes neuronales artificiales”. Tesis Doctoral. Sevilla, 2012.
- Blum, M. (1974).”Failing company discriminant analysis”. *Journal of Accounting Research*, 12, pp 1-25.
- Carter, R. & Auken, H. V. (2006). “Small Firm Bankruptcy”. *Journal of Small Business Management*, 44: 493–512.
- Chen, S., Härdle, W.K. & Moro, R.A. (2011). “Modeling default risk with support vector machines”. *Quantitative Finance*, 11(1), pp 135-154.
- Ciampi F. & Gordini, N. (2013). “Small Enterprise Default Prediction Modeling through Artificial Neural Networks: An Empirical Analysis of Italian Small Enterprises”. *Journal of Small Business Management*, 51 (1): 23-45.
- Citron, D., & Wright, M. (2008).”Bankruptcy costs, leverage and multiple secured creditors: the case of managemnet buy-outs”. *Accounting and Business Research*, 38(1), pp 781-799.
- Claessens, S., Djankov, S., & Lang, L. (2000). “The separation of ownership and control in east Asian corporations”. *Journal of Financial Economics*, 58, pp 81-112.
- Deakin, E. B. (1972). “A discriminant analysis of predictors of business failure”. *Journal of Accounting Research*, 10(1), pp 167-179.
- Dietsch, M., & Petey, J. (2004). “Should SME Exposures be treated as Retail or Corporate Exposures? A Comparative Analysis of Default Probabilities and Asset Correlation in French and German SMEs”. *Journal of Banking and Finance*, 28(4), pp 773-788.
- Dimitras, A., Zanakis S., & Zopounidis C. (1996). “A survey of Business Failures with an Emphasis on Failure Prediction Methods and Industrial Applications”. *European Journal of Operational Research*, 90(3), pp 487-513.
- Edmister, R., (1972). “An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction”. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 7(2), pp 1477-1493.

- Fan, J., y Wong, T. (2001). "Corporate ownership structure and the informativeness of accounting earnings in East Asia". *Journal of Accounting and Economics*, 33, pp 401-426.
- Fletcher, D., & Goss, E. (1993). "Forecasting with neural networks: An application using bankruptcy data". *Information and Management*, 24(3), pp 159-167.
- Gómez-Domínguez, D.; Vazquez-Cueto, M. J. (2013) "Utilidad de la metodología de los conjuntos imprecisos en la elaboración de señales de alerta temprana de crisis financieras". *Revista Análisis Financiero*, 123, pp 76-87
- Gorzalczany, M.B., y Piasta, Z. (1999). "Neuro-Fuzzy approach versus rough-set inspired methodology for intelligent decision support". *Information Sciences* 120, pp 45-68
- Greco, S., Matarazzo, B., Slowinski, R., (1998). "A new rough set approach to evaluation of bankruptcy risk". In: Zopounidis, C. (Ed.), *Operational Tools in the Management of Financial Risks*. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, pp. 121–136.
- Greco, S., Matarazzo, B. y Slowinski, R. (2002) "Rough sets methodology for sorting problems in presence of multiple attributes and criteria". *European Journal of Operational Research* 138, pp 247–259.
- Hudson, J. (1987). "The Age, Regional and Industrial Structure of Company Liquidations". *Journal of Business Finance and Accounting*, 14 (2), pp 199-213.
- Jacobson, T., Kindell, R., Linde, J., & Roszbach, K. (2008). "Firm Default and Aggregate Fluctuations". Working Paper, Sveriges Riskbank, 226, Disponible en SSRN: <http://ssrn.com/abstract=1471254>.
- Leshno, M., & Spector, Y. (1996). "Neural network prediction analysis: The bankruptcy case". *Neurocomputing*, 10(2), pp 125-147.
- Liou, D.K., & Smith, M. (2006). "Macroeconomic Variables in the Identification of Financial Distress", Working Paper, May, Disponible en SSRN: <http://ssrn.com/abstract=900284>.
- McKee, T. (2000). "Developing a Bankruptcy Prediction Model via Rough Sets Theory" *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 9, pp 159-173

- McPherson, M.A. (1996). "Growth of micro and small enterprises in southern Africa" *Journal of Development Economics*, 48, pp 253-277.
- Mead, D.C y Liedholm, C. (1998). "The Dynamics of Micro and Small Enterprises in Developing Countries". *World Development*, 26, pp 161-74. Elsevier.
- Miller, K., Griffiths, T., and Jordan, M. (2009). "Nonparametric latent feature models for link prediction". In NIPS.
- Morten B., Nielsen, K. M., Perez-Gonzalez, F., & Wolfenzon, D. (2007). "Inside the Family Firm: The Role of Families in Succession Decisions and Performance". *The Quarterly Journal of Economics*, 122(2), pp 647-691.
- Mosqueda Almanza, R. M. (2010). "Faliabilidad del método Rough Set en la conformación de modelos índice de riesgo dinámico en la predicción del fracaso". *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*, 15 (28), pp 65-87.
- Myers, S. (1977). "Determinants of corporate borrowing". *Journal of Financial Economics*, 5(2), pp 147-175.
- Ohlson, J. A. (1980). "Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy". *Journal of Accounting Research*, 18(1), pp 109-131.
- O'Leary, D. (1995). On the history of AI applications. II. *IEEE Conference on Artificial Intelligence Applications IEEE Expert*, 10(1), pp 61-65
- Pawlak, Z. (1982). "Rough sets". *International Journal of Information and computer Sciences* 11, pp 341-356.
- Pawlak, Z., Grzymala-Busse, J.W., Slowinski, R. y Ziarko, W. (1995). "Rough Sets". *Communications of the ACM*, 38 (11), pp 89-95.
- Ravi Kumar, P., & Ravi, V. (2007). "Bankruptcy Prediction in Banks and Firms Via Statistical and Intelligent Techniques - A Review". *European Journal of Operational Research*, 180(1), pp 1-28.
- Rose, www-idss.cs.put.poznan.pl/rose
- Samaniego Medina, R., Vázquez-Cueto, M. J. (2013). "Modeling credit risk: an application of the rough set methodology". *International Journal Of Banking And Finance*, 10(1)

- Slowinski, R. y Zopounidis, C. (1995). "Application of the rough set approach to evaluation of bankruptcy risk". *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 4, pp 27-41
- Taffler, R. J. (1984). "Empirical Models for the Monitoring of UK Corporations". *Journal of Banking and Finance*, 8(2), pp 199-227.
- Tay, F. E. & SHEN, L. (2002). "Economic and financial prediction using rough set model European". *Journal of Operational Research*, 129, 141, pp 641-659.
- Tsukuda, J., & Baba, S. (1994). "Prediction Japanese corporate bankruptcy in terms of financial data using neural networks". *Computers and Industrial Engineering*, 27(1-4), pp 445-448.
- Tsumoto, S. (1998). "Automated induction of medical expert system rules from clinical databases based on rough set theory". *Information Sciences*, 112, pp 67-84.
- Zmijewski, M. E. (1984). "Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models". *Journal of Accounting Research*, 22, pp 59-82.