



Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales
Universidad de León

Grado en Finanzas
Curso 2019 / 2020

INFLUENCIA DEL GÉNERO EN EL FRACASO
EMPRESARIAL: ESTUDIO PARA CINCO PAÍSES
EUROPEOS.

GENDER INFLUENCE ON BUSINESS FAILURE: AIM FOR
FIVE EUROPEAN COUNTRIES.

Realizado por la Alumna D^a. Sara Corral Fernández

Tutelado por el Profesor D. Francisco Javier Castaño Gutiérrez

León, julio 2020

MODALIDAD DE DEFENSA PÚBLICA:

Tribunal Póster

ÍNDICE DE CONTENIDOS

RESUMEN.....	5
ABSTRACT	6
1. INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS.....	7
2. REVISIÓN DE LA LITERATURA	11
3. METODOLOGÍA.....	22
4. ANÁLISIS EMPÍRICO	25
4.1. SELECCIÓN DE DATOS	25
4.2. SELECCIÓN DE VARIABLES	27
4.3. RESULTADOS	30
4.3.1. Estadísticos descriptivos	30
4.3.2. Regresión logística (<i>logit</i>).....	31
4.4. ROBUSTEZ DEL ANÁLISIS	37
4.4.1. <i>Probit</i>	37
4.4.2. <i>Z-Score</i>	38
5. CONCLUSIONES.....	41
6. BIBLIOGRAFÍA	44

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 4.1. Muestra empresas quebradas	26
Tabla 4.2. Signos esperados de las variables independientes.....	29
Tabla 4.3. Valores descriptivos de las variables independientes.....	30
Tabla 4.4. Matriz de correlaciones.....	32
Tabla 4.5. Variables incluidas en el modelo	33
Tabla 4.6. Prueba ómnibus de coeficientes de modelo	35
Tabla 4.7. Resumen del modelo	35
Tabla 4.8. Tabla de clasificación logit.....	36
Tabla 4.9. Curva de ROC.....	36
Tabla 4.10. Tabla de clasificación probit.....	38
Tabla 4.11. Probabilidades de quiebra.....	40

ÍNDICE DE GRÁFICAS

Gráfica 3.1. Función logística	23
Gráfica 4.1. Curva de ROC	37

RESUMEN

El fracaso empresarial ha sido estudiado por numerosos autores a lo largo de los años, sin embargo, la relación existente entre dicho fracaso y el género del CEO (*Chief Executive Order*) de las empresas no ha sido analizada en profundidad. Los datos escogidos han sido las grandes empresas europeas en el periodo comprendido entre 2010 y 2018.

El objetivo que persigue este trabajo es determinar la relación existente entre el fracaso empresarial, el género del CEO y la actividad principal de la empresa. Para ello, se ha realizado una regresión logística con las ratios contables más utilizadas en la literatura previa, además del género del CEO, el sector de pertenencia y la edad de las empresas, siendo todas ellas capaces de clasificar a una empresa como sana o quebrada.

Del estudio se concluye que sí existe una relación significativa entre el género del CEO y el fracaso empresarial, dando como resultado que las empresas lideradas por mujeres presentan menor probabilidad de fracasar que las dirigidas por hombres. Del mismo modo, se constata la relación entre el sector de pertenencia y el fracaso empresarial, siendo las empresas que operan en el sector servicios las menos propensas a la quiebra.

PALABRAS CLAVE

Fracaso empresarial, quiebra, género, regresión logística, sector, ratios.

ABSTRACT

Business failure has been studied by numerous authors over the years. However, the relationship between business failure and the gender of the CEO (*Chief Executive Order*) of companies has not been analysed in depth. The data chosen has been large European companies in the time frame between 2010 and 2018.

The aim of this paper is to determine the relationship between business failure and the CEO's gender and the company's core business. To do so, a logistic regression has been carried out with the most used accounting ratios in previous literature, in addition to the gender of the CEO, the sector to which the company belongs and the age of the companies, all of which are capable of classifying a company as healthy or as bankrupt.

The aim concludes that there is a significant relationship between the gender of the CEO and business failure, with the result that companies led by women are less likely to fail than those led by men. Likewise, the relationship between the sector to which the companies belong and business failure is verified, with companies operating in the service sector being the least likely to fail.

PALABRAS CLAVE

Business failure, bankruptcy, gender, logistics regression, sector, ratios.

1. INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS

Los estudios sobre el fracaso empresarial datan de principios del siglo XX, y desde entonces, el interés por su predicción ha ido aumentando debido a la importancia que representa para la sociedad. Esta importancia se sustenta en dos ámbitos, el económico y el social. Dentro del ámbito económico, Contreras en su tesis doctoral del año 2016, destaca que el fracaso genera pérdidas de producción, reduce la demanda interna y externa, y aumenta la morosidad en las entidades financieras. Mientras que, en el ámbito social, genera paro, inestabilidad social, condiciones de vida precarias e incluso la migración de la población hacia países con mayores oportunidades. En definitiva, el fracaso empresarial tiene consecuencias económicas y sociales, que hacen que el país presente síntomas de pobreza.

El fracaso empresarial es definido, según la RAE (Real Academia Española), como el resultado adverso de una empresa o de un negocio. Este resultado adverso puede deberse a diferentes riesgos en los que incurre una empresa. Por una parte, están los riesgos procedentes del entorno en el que se desarrolla la actividad empresarial, como pueden ser los nuevos competidores, los productos sustitutivos o la fuerte rivalidad entre los competidores actuales. Y, por otra parte, están los riesgos financieros, entre los que se incluyen el riesgo de crédito, el riesgo de liquidez, el riesgo de mercado, el riesgo operativo y el riesgo legal. El riesgo de crédito es aquel que hace referencia al incumplimiento de los pagos adeudados a la entidad; el riesgo de liquidez mide las dificultades para financiar los negocios y su crecimiento con un coste normal, ya sea por no poder deshacer o cerrar una posición a tiempo en el mercado, o por un desfase temporal en los flujos de caja; el riesgo de mercado, también conocido como riesgo de posición, contempla la posibilidad de pérdida ante cambios adversos en los precios de los instrumentos financieros en los mercados en los que se opere; el riesgo operativo comprende los riesgos derivados de sucesos inesperados relacionados con la infraestructura operativa y tecnológica; y por último, el riesgo legal que se debe a la incapacidad legal para ejecutar los derechos propios o derivados del incumplimiento de la ley.

La actividad económica actual está inmersa en una constante renovación y en un cambio de contexto global, lo que incrementa de manera considerable el fracaso empresarial. La globalización implica un aumento de la competencia y una reducción de los precios. Las

empresas deben hacer frente a un mercado altamente competitivo, por lo que, si no optan por ampliar su mercado, verán cómo la demanda de sus productos disminuye. Si a la reducción de la demanda le añadimos la disminución de los precios, muchas empresas se verán abocadas a la quiebra. Cordera (2017) sugiere que la mejor forma de abordar el constante cambio en los procedimientos y el aumento de la globalización es a través de la inversión en tecnología, conocimiento e innovación, el problema es que la mayoría de las empresas no disponen de los recursos necesarios para llevar a cabo estas inversiones por lo que terminan quebrando.

Durante los años 2008-2013, se produjo una gran crisis que afectó no solo a España, sino también a numerosos países, lo que ocasionó la quiebra de un gran número de empresas y la destrucción de gran parte del empleo. Si a esto se le añade el importante proceso de globalización en el que estamos inmersos, cobra especial relevancia realizar el estudio para una zona geográfica en lugar de para un solo país. Para ello se va a tomar como zona de estudio la Unión Europea, y más concretamente, los cinco países que mayor aportación realizan al PIB (Producto Interior Bruto) europeo, tales como Alemania, España, Francia, Italia y Reino Unido.

A estos años de crisis le siguieron unos años de recuperación y de crecimiento de la economía, pero actualmente, este crecimiento se ha visto ralentizado. El descenso actual de los principales indicadores económicos (PIB, índice de producción industrial o indicadores de oferta y demanda) prevén la proximidad de una etapa de recesión, incluso el Banco Central Europeo en sus estimaciones de los próximos años pronostica una continua desaceleración del PIB, lo que supondrá una recesión en la economía.

A esta más que probable etapa de recesión hay que añadirle la actual situación de la economía como consecuencia de la pandemia sufrida a causa del coronavirus. Por este motivo, la actividad económica española se ha visto interrumpida durante varios meses, tras los cuales, se ha reanudado paulatinamente dicha actividad. Como consecuencia de la pandemia, se prevé una recesión en la economía más profunda y duradera debido a que muchas empresas se han visto condenadas al cierre y las que han logrado sobrevivir necesitarán realizar una gran inversión para adecuar sus negocios a las nuevas normas de salud pública.

Por todo ello, es importante desarrollar métodos y sistemas que posibiliten la identificación del momento en el que una empresa puede correr el riesgo de entrar en

dificultades. De este modo, las empresas pueden actuar sobre los aspectos a mejorar y potenciar aquellos con los que ya cuentan, para así lograr evitar quiebra. Si estos métodos no existieran, no sería posible revertir una situación de posible peligro, ya que no seríamos conscientes de las dificultades hasta que la empresa se situase muy próxima al fracaso.

Numerosos estudios realizados sobre el tema del fracaso empresarial se han basado en analizar el impacto de las ratios y variables contables en el fracaso empresarial. La mayoría de dichos estudios han llegado a una conclusión común, el papel relevante que cobra la rentabilidad y el endeudamiento en las empresas. En cambio, en casi ningún estudio se ha analizado la importancia de la edad de las empresas, y mucho menos, la influencia del género del CEO.

Por este motivo, en este trabajo se pretende establecer un modelo para analizar el fracaso empresarial en Europa para los siguientes sectores: fabricación, ventas y servicios, así como determinar cuáles son las variables o factores que presentan mayor relevancia en la predicción del fracaso.

El objetivo principal del trabajo es analizar si existe relación entre el género del CEO y el fracaso empresarial. Y una vez comprobada la existencia o no de dicha relación, en caso afirmativo, determinar si las empresas lideradas por mujeres fracasan más o menos que las lideradas por hombres.

El segundo objetivo trata de conocer cómo influye el sector en el fracaso empresarial, además de determinar cuál de los tres sectores presenta menor probabilidad de fracaso, y, por consiguiente, cuál es el sector con una mayor tasa de empresas fracasadas.

Una vez analizada la relación existente entre el fracaso empresarial, y el género del CEO y el sector al que pertenece la empresa de manera individual, se procede a estudiar cómo afectan estas variables de manera conjunta, siempre que el resto de las variables del modelo permanezcan constantes. Con el fin de determinar a qué sector pertenecen y qué género tienen las personas que lideran las empresas con menor probabilidad de fracaso.

Por último, mediremos el efecto de la edad de las empresas sobre la quiebra empresarial.

Una vez llevados a cabo los diferentes objetivos propuestos en este trabajo, la principal aplicación práctica se dirige a las propias empresas, ya que de este modo puede determinar su situación actual, así como conocer en qué punto se sitúan y prever su futuro a corto plazo. Pero no solo les sirve a ellas, ya que este trabajo puede ser aplicado por otras

empresas para determinar alianzas o llevar a cabo fusiones o absorciones, así como por los diferentes proveedores, para saber a qué empresas pueden vender y así garantizarse el cobro de sus facturas. Del mismo modo, puede llevarse a la práctica por parte de las entidades financieras para determinar el riesgo de las empresas, y así lograr mejorar su solvencia y reducir la tasa de morosidad. Incluso puede ser usado por la administración pública, para determinar qué sectores presentan mayores dificultades lo que propicia un aumento del paro o una disminución de la oferta, y así estar preparados y evitar el colapso económico al quebrar gran parte de las empresas de un mismo sector.

Se comprueba que al igual que en los trabajos previos, la rentabilidad y el endeudamiento a largo plazo son variables claves para la medición del fracaso empresarial, al igual que la solvencia o el periodo de cobro.

Como principal contribución del trabajo, destaca la influencia del género del CEO en el fracaso empresarial, dando como resultado que las empresas lideradas por mujeres presentan menor probabilidad de fracaso empresarial que las lideradas por hombres. Del mismo modo, destaca la influencia del sector en el que la empresa desarrolla su actividad como una variable para tener en cuenta en las situaciones de fracaso, siendo las empresas procedentes del sector servicios las que presentan menor probabilidad de fracaso, mientras que las del sector de la fabricación presentan mayor probabilidad de fracaso. Por último, las empresas con menor edad se acercan más a la quiebra que las que presentan mayor edad.

2. REVISIÓN DE LA LITERATURA

El fracaso empresarial es un concepto de gran interés entre los investigadores, debido a su importancia tanto a nivel económico como social. Como ya se comentó anteriormente, el fracaso empresarial data de principios del siglo XX, concretamente, a partir del año 1930 empezaron a llevarse a cabo diferentes estudios para abordar el tema de manera formal. Pero no es hasta los años 60, cuando aparecen los primeros trabajos científicos, destacando los llevados a cabo por Beaver (1966) y Altman (1968), ya que fueron los primeros trabajos considerados fiables, contrastables y de referencia.

En este apartado analizaremos el fracaso empresarial como concepto, así como las diferentes variables y modelos utilizados a lo largo del tiempo, y mostraremos los estudios llevados a cabo por los investigadores en este campo.

El fracaso empresarial no tiene un único significado, sino que existen grandes diferencias entre las definiciones que aportan los distintos autores que han abordado este amplio concepto. Dependiendo de la acepción que se elija, variarán los modelos a utilizar, así como las variables y los datos que se deben seleccionar.

Graveline y Kokolari (2008) establecen tres acepciones diferentes sobre el fracaso: impago de una deuda; cumplir con los criterios necesarios establecidos por la normativa vigente en materia de quiebra; o tener una situación patrimonial que muestre indicios de fracaso en el futuro.

Teniendo en cuenta estas tres definiciones de fracaso empresarial, Tascón y Castaño (2012), agruparon a los distintos autores en función del concepto de fracaso que utilizan.

En el primer grupo se clasifican autores como Beaver (1966), Marais et al. (1984), Gabás (1990), García et al. (1995) o Westgaard y Van Der Wijst (2001), que definen el fracaso como el incumplimiento de las obligaciones financieras a su debido tiempo.

Entre los grandes representantes del segundo grupo encontramos a Deakin (1972) que entiende por fracaso a aquellas empresas en quiebra, suspensión de pagos o concurso de acreedores, mientras que Zmijewski (1984) solo considera a las empresas en quiebra, y Taffler (1982) que establece como fracaso a aquellas empresas que se encuentran en liquidación, independientemente de que sea por voluntad propia, por ley o por intervención del Estado.

El concepto de fracaso, como hecho administrativo o judicial en el que se hace una declaración expresa del fracaso, que defiende Deakin (1972), es también apoyado por numerosos autores españoles como Lizarraga (1997), Ferrando y Blanco (1998), López et al. (1998) y Gómez et al. (2008).

El máximo exponente del tercer grupo es Altman (1981) que definen el fracaso como la insolvencia técnica o falta de liquidez. También destacan: Gilbert et al. (1990) y Hill et al. (1996) quienes consideran el fracaso como la prolongación de pérdidas a lo largo del tiempo; Gazengel y Thomas (1992) para los cuales una empresa fracasada es aquella que presenta más gastos que ingresos; Davydenko (2007) establece fracaso cuando la situación patrimonial muestra un valor minorado de los activos o una escasez de tesorería; y, por último, Correa et al. (2003) y Rubio (2008) plantean el concepto de fracaso cuando una empresa presenta un patrimonio neto negativo.

Como puede observarse, el concepto de fracaso en algunos casos es definitivo, mientras que en otros es temporal. Se entiende por fracaso definitivo aquel que conlleva a la liquidación de la empresa, todos los demás casos se consideran temporales ya que existe la posibilidad de revertir la situación. En los dos primeros grupos (aquellos que consideran el fracaso empresarial como el incumplimiento de las obligaciones financieras a su debido tiempo o como el estado de quiebra, suspensión de pagos o concurso de acreedores), el fracaso es irreversible, mientras que en el último grupo (aquel que considera el fracaso como la insolvencia técnica o falta de liquidez), se considera el fracaso como temporal u ocasional, e incluso se entiende por empresas fracasadas aquellas que todavía no lo son, pero que se prevé que lo sean en el corto plazo debido a su situación patrimonial. Por lo tanto, se observa una evolución del propio concepto.

Y esta evolución, propicia un cambio en los modelos, pasando de modelos de identificación de empresas sanas y quebradas utilizados por Beaver (1966), Deakin (1972) o Taffler (1982), a modelos basados en la predicción de la quiebra utilizados por Altman (1981), Davydenko (2007) o Rubio (2008). Los modelos de identificación se centran únicamente en una comparación entre empresas sanas y quebradas una vez que estas ya han sido consideradas como tal, mientras que los modelos de predicción comparan empresas sanas con empresas fracasadas en las fases anteriores a la quiebra.

Otros autores como Laitinen (1993), Shumway (2001), Jones y Hensher (2004), Balcaen y Ooghe (2006), Beaver et al. (2005) y Labatut et al. (2009) han analizado la evolución de las variables y las fases anteriores al fracaso, teniendo que abordar el tema con diferentes limitaciones tales como la diferenciación de las fases debido a la inexactitud de las denominaciones, la diferente normativa vigente o la falta de homogeneidad en la velocidad de deterioro de las empresas ya que dependen de factores externos como las restricciones al crédito o la evolución negativa de la demanda, así como de factores internos como problemas en la dirección o en la sucesión de la propiedad.

Una vez determinados los criterios para considerar a una empresa fracasada, es necesario determinar la forma de seleccionar la muestra. La mayor parte de los autores opta por la formación de dos submuestras de igual número de empresas, una de empresas fracasadas y otra de empresas sanas, teniendo en cuenta el sector y el tamaño, pero esta selección no siempre cumple el requisito de aleatoriedad. Este incumplimiento se debe al emparejamiento de las empresas teniendo en cuenta el sector y el tamaño (Altman, 1968), a la gran diferencia que existe entre el número total de empresas fracasadas y de empresas sanas, por lo que se produce una sobrerrepresentación (Zmijewski, 1984; Sueyoshi y Goto 2009), o a la exclusión de las empresas más jóvenes o pequeñas (Taffler, 1982). No seleccionar la muestra de manera aleatoria implica los siguientes problemas: sobreestimación de la capacidad predictiva, imposibilidad de generalizar el modelo y dificultad de interpretación económica de los resultados, según establece Palepu en su trabajo de 1986.

Argentini (1976) clasifica los errores que precipitan a una empresa al fracaso en tres fases consecutivas diferentes por las que pasan todas las empresas antes de llegar a la quiebra. En la primera fase se encuentran los errores propiciados por una gestión ineficiente, por carencias en el sistema contable o por falta de adecuación ante los cambios. La segunda etapa engloba los errores provenientes de un leve control del apalancamiento, de la continuidad de actividades o negocios poco rentables, o de un problema puntual de un negocio rentable para la empresa pero que, de forma repentina, falla y se convierte en un gran obstáculo. En la tercera fase, se observan grandes problemas financieros (escasa liquidez, aumento del apalancamiento o gran disminución de la tesorería sobre la deuda), aparece la contabilidad creativa para así no mostrar la realidad de la empresa o empieza a fallar la parte de la actividad empresarial (disminución de la calidad de los bienes o servicios, aumento del periodo de pago a los proveedores...).

Este mismo autor, distingue tres tipos de empresas quebradas: las que nunca consiguen tener éxito, las que crecen de manera exponencial y se convierten en empresas incontrolables para su creador, y las empresas que consiguen mantenerse en el tiempo, pero debido a su mala gestión terminan quebrando tras unos años de deterioro. El orden de las fases es diferente para cada tipo de empresa, así como la duración de las mismas.

La mayoría de los autores no comparten la opinión de Argenti ya que consideran poco útil identificar los errores y las causas que llevan a una empresa a fracasar, ya que no sirve para prevenir o predecir el fracaso. Por este motivo, Scott (1981) expone que, aunque los modelos empíricos no se basan en una teoría explícita, el éxito de esta radica en la existencia de una fuerte regularidad subyacente.

Y es esa regularidad subyacente la que dota de relevancia a los modelos estadísticos. Mediante la agregación estadística se resume la información que aportan los estados financieros de las empresas analizadas, y así, determinar si están más cerca del perfil de las empresas sanas o de las empresas quebradas. Como bien señalan Keasey y Watson (1988), los modelos estadísticos no están diseñados para constituir una teoría que explique el fracaso, sino que se deben utilizar como herramientas descriptivas que permiten reconocer ciertas pautas que acaban llevando al fracaso.

Debido a la ausencia de un marco conceptual para identificar variables, los autores han optado por sustituir la teoría sobre qué variables deben incluirse atendiendo al modelo que se va a utilizar, por la regularidad estadística de unas variables que sean explicativas del objeto de análisis. Aunque, bien es cierto, que cuando se procede a seleccionar variables, el punto de partida es aquella que ya ha sido estudiada y elegida anteriormente y que tiene una base en el razonamiento económico o en el respaldo empírico de trabajos anteriores de otros autores.

Las variables más utilizadas han sido estudiadas por numerosos autores entre los que se encuentran Dimitras et al. (1996), Daubie y Meskens (2002) y Bellovary et al. (2007), aunque, para este trabajo, vamos a utilizar las variables aportadas por Tascón y Castaño (2012). Los autores realizan una revisión de 40 trabajos empíricos realizados entre el año 1966 y el año 2009, agrupando las variables obtenidas en función de los factores económicos que representan, para posteriormente, ordenarlos en función de su relevancia, es decir, en función del número de veces que han aparecido a lo largo de los diferentes trabajos. Dando como resultado diferentes factores económicos que ordenados de mayor

a menor relevancia serían: Rentabilidad, Endeudamiento, Equilibrio Económico-Financiero, Estructura Económica, Margen y Rotaciones.

Labatut et al. (2009) definen la rentabilidad generada por la empresa como la variable con mayor información para detectar el fracaso, ya que resulta fundamental para la subsistencia de las empresas a largo plazo. Esta misma teoría la apoyan Gil de Albornoz y Giner (2013) demostrando en su estudio cómo aumenta la probabilidad de fracaso en las empresas al mismo tiempo que se reduce su rentabilidad. Por lo tanto, la rentabilidad presenta un signo negativo, es decir, la rentabilidad y el fracaso se relacionan de forma inversa.

La función principal de los ratios de endeudamiento es determinar la cantidad y la calidad de la deuda que tienen las empresas, así como determinar hasta qué punto la carga financiera puede ser soportable. Al contrario que en el caso anterior, como explican Gil de Albornoz y Giner (2013), las empresas más endeudadas son más propensas al fracaso, es decir, el endeudamiento presenta un signo positivo, la relación entre el endeudamiento y el fracaso es directa.

Más recientemente, Cathcart et al. (2018) realizaron un estudio con una muestra de seis millones de empresas procedentes de seis países europeos durante los años 2005-2014. Dichas empresas pertenecían tanto a pymes como a grandes empresas. Como conclusión de este estudio, se determina que el endeudamiento tiene un gran impacto sobre la probabilidad de quiebra, siendo esta mayor en las pymes que en las grandes empresas.

Dentro del factor del equilibrio económico-financiero, destaca la ratio de liquidez. Benito et al. (2004) determinan que la relación existente entre la ratio de liquidez y la probabilidad de fracaso presenta un signo negativo, es decir, a mayor liquidez, menor probabilidad de fracaso.

Como puede observarse, las variables más relevantes a la hora de realizar un modelo son las que provienen de la información contable, siendo las más destacables, todas aquellas relacionadas con la rentabilidad y el endeudamiento, colocándose la liquidez en tercer lugar.

La utilización de datos contables tiene dos claros inconvenientes: la influencia de las políticas contables sobre las variables y la divergencia de la normativa contable entre diferentes países o entre diferentes periodos de tiempo.

Además de utilizar ratios y variables contables, a lo largo de los años, numerosos autores han intentado incorporar diferentes variables ajenas a los estados financieros, entre las que destacan las variables que afectan al país o al sector en el que opera la empresa.

Zavgren (1988) y Hillegeist et al. (2004) fueron los primeros en determinar que incluir variables de mercado contribuye a mejorar los resultados de los modelos. En esta misma línea destacan Mairais et al. (1984) quienes incorporaron como variables las cotizaciones de las acciones y las calificaciones crediticias de los bonos, Barniv et al. (1997) consideraron como variable fundamental los resultados anormales acumulados de los dos meses previos al fracaso, y Atiya (2001) que incluye la variación y la volatilidad de los precios de mercado, así como el precio sobre el *cash flow*.

Otro grupo de autores incorporan variables cualitativas. Son ejemplo de este grupo de autores, Stein y Ziegler (1984) quienes comprobaron el efecto de la gestión sobre el fracaso, utilizando variables tales como: el despido de los empleados, el cambio en la forma legal o el perfil de los gestores. Y Grunert et al. (2005) que consideran como variables relevantes la edad y el tipo de negocio.

Otro gran bloque de variables son las relacionadas con los aspectos macroeconómicos. Altman (1983) determina que los diferentes entornos macroeconómicos influyen en la precisión de la predicción del fracaso empresarial, mientras que, Somoza (2001) tras incluir en sus modelos variables como el tamaño de la empresa deflactado por el PIB y la variación de la producción sectorial entre otras, obtiene unos resultados nada determinantes, por lo que la incorporación de variables macroeconómicas no tiene el impacto en la predicción del fracaso que se esperaba.

Por consiguiente, no existe una clara evidencia de la influencia de las variables macroeconómicas, variando el impacto en función del país que se esté analizando. Muestra de esto, son los trabajos de Jones y Hensher (2008) que no encontraron significativas ninguna de las variables macroeconómicas utilizadas en una muestra de empresas australianas, mientras que, Jacobson et al. (2008) sí que pudieron probar la significación de dichas variables para una muestra de empresas suecas. En el punto medio se encuentran Liou y Smith (2006) quienes sí encontraron significación para un grupo de empresas de Reino Unido, aunque esta fuese baja.

Por último, podemos señalar que, en los modelos de predicción, es necesario que todas las variables independientes mantengan una relación estable entre ellas, así como con la variable dependiente, como explican Edmister (1972), Zavgren (1983), Mensah (1984) y Jones (1987). Sin embargo, como apuntan Balcaen y Ooghe (2006) los ciclos económicos-financieros conllevan variaciones en la inflación, en la demanda y en los tipos de interés, además de cambios en la tecnología y en las demandas, lo que propicia esa falta de estabilidad. Y esta falta de estabilidad se incrementa en empresas con dificultades o cercanas al fracaso (Dambolena y Khoury, 1980).

Como consecuencia de estos problemas, resulta difícil la generalización de variables, teniendo que elegir el investigador en cada estudio las variables que resulten más oportunas. Por ello, como ya se comentó anteriormente, se suelen elegir unas variables base, argumentando su elección en la teoría económica o en estudios previos, y posteriormente, se añaden las variables que el autor considere más relevantes para el análisis.

En cuanto a estudios en los que se engloben muestras de diferentes países, destaca Dietsch y Petey (2002) quienes realizaron su investigación con empresas alemanas y francesas, demostrando que la correlación entre empresas es mayor en las grandes empresas que en las pymes. Por otra parte, Beck et al. (2008), realizaron un estudio con una muestra de empresas de 48 países, determinando que una misma estructura de capital no afecta de la misma manera a las grandes empresas que a las pymes, es decir que, aunque presenten la misma estructura de capital, el riesgo al que están sometidas no es similar en ambos casos.

Además de la segmentación por países, en este trabajo se realiza otra segmentación por sectores. Esta última segmentación está basada en los siguientes estudios: Lincoln (1984) realizó un estudio con empresas australianas, determinando que la mejor diferenciación entre ellas era por sectores, al igual que López et al. (1998) quienes explican que una de las variables claves a la hora de predecir el fracaso de una empresa, es el sector al que pertenece.

Como se ha visto a lo largo de este epígrafe, existen numerosos tipos de variables que pueden lograr explicar el fracaso empresarial. Para este estudio, se han elegido diversas variables contables, siendo consideradas estas como las más relevantes por diversos estudios previos, además de dos variables ajenas a los estados financieros como son la edad de la empresa y el género del máximo responsable del órgano de administración.

En lo referente a la edad de las empresas, se tiende a relacionar con la probabilidad de fracaso de manera inversa, es decir, cuanto más longeva es la empresa menor es la probabilidad de fracaso (Dunne et al., 1989). Esta afirmación se basa en que las empresas ineficientes suelen desaparecer en los primeros años, por lo que las empresas longevas no suelen ser ineficientes ya que, en ese caso, habrían desaparecido en sus primeros años de vida. Las empresas maduras suelen estimar sus costes de manera más precisa a los costes reales que las empresas jóvenes. A pesar de esto, no existe una clara evidencia de que la edad de las empresas influya de manera importante al fracaso de las empresas.

En cuanto a la influencia del género del CEO, debido a que es una materia poco estudiada, no existe consenso sobre la importancia de esta variable en la predicción del fracaso empresarial.

Algunos autores consideran que las empresas dirigidas por mujeres tienen mayor probabilidad de fracaso debido a la dificultad para acceder a los mercados de capitales (Carter y Allen, 1997) o al trato desigual de las instituciones financieras (Goffe y Scase, 1983; Hisrich y Brush, 1984). De Andrés et al. (2019), avalan esta teoría en una muestra de empresas españolas. Mientras que, otros estudios como el de Khan y Vieito (2013), consideran que las empresas dirigidas por mujeres tienen menor probabilidad de fracaso ya que dichas empresas presentan menor riesgo que las dirigidas por hombres. Se parte de la premisa de que las CEOs mujeres presentan mayor aversión al riesgo que sus homólogos masculinos. En esta misma línea, destaca el estudio realizado por Bloom (2003), en el que compara empresas holandesas dirigidas por hombres y por mujeres, llegando a la conclusión de que las empresas lideradas por mujeres presentan tasas de fracaso empresarial notablemente más bajas que las dirigidas por hombres.

En un punto intermedio se encuentra Justo, que, en su tesis doctoral del año 2008, explica que la variable género no tiene una influencia clara, sino que depende de las variables con las que se mezcle (edad, estudios...). Considera que dicha variable no se puede tomar como hombre o mujer, ya que existen muchas categorías de hombres y de mujeres, así como la concepción de éxito o fracaso que pueden tener cada uno de ellos.

Es interesante destacar el estudio realizado por Bates en 2002, en el que evidencia de manera empírica que existe mayor proporción de empresas lideradas por mujeres que cierran sus empresas de forma exitosa.

En cuanto a la metodología utilizada para discernir a las empresas fracasadas de las empresas sanas, los primeros trabajos destables sobre dicha materia datan de mediados del siglo XX.

Durante los años 30, empiezan a desarrollarse los primeros modelos univariantes básicos, basados exclusivamente en ratios contables sobre empresas fracasadas. Como, por ejemplo, FitzPatrick (1932) quien estudió dichas ratios sobre una muestra de 20 empresas durante los años anteriores a que las empresas fracasaran, o Smith y Winakor (1935) quienes ampliaron la muestra hasta 189 empresas, y lograron encontrar diferencias considerables en las ratios utilizadas dependiendo del tipo de actividad y del tamaño de la empresa estudiada. Posteriormente, Merwin (1942) llegó a la conclusión de que la utilización de determinadas ratios lograba predecir en un periodo de cinco años la supervivencia o no de las empresas analizadas. No obstante, no es hasta los años 60, cuando los nuevos estudios empiezan a considerarse fiables, contrastables y de referencia.

El primer estudio que cumple con estas tres consideraciones es el de Beaver (1966), quien demuestra la existencia de grandes diferencias entre las ratios de las empresas quebradas y las empresas sanas. Todo su estudio se basa en la información contable para determinar el fracaso de las empresas, siendo su principal objetivo mostrar el gran potencial de los datos contables, no la predicción.

Estos primeros estudios utilizan únicamente modelos univariantes, los cuales pueden presentar resultados dispares y presentan ciertas limitaciones. Por estos motivos, empiezan a utilizarse modelos multivariantes.

El primer autor en utilizar el análisis multivariante es Altman (1968) en su estudio sobre el fracaso empresarial. En dicho estudio, utiliza cinco ratios como variables independientes para un modelo de análisis discriminante. Selecciona un grupo de empresas de distintos sectores y utilizando las cinco ratios logra su combinación lineal generando una calificación conocida como *Z-Score* que logra discernir a las empresas en sanas o quebradas. El punto que separa a las empresas sanas de las quebradas fue el 2,67, siendo los valores superiores síntoma de salud empresarial, y los valores inferiores síntoma de empresas en riesgo o en quiebra. También pueden utilizarse como punto de corte el 2,99 o el 1,87. El primer modelo de *Z-Score* fue diseñado para empresas manufactureras cotizadas, pero posteriormente, Altman desarrolló dos variaciones para

poder utilizar dicho modelo en empresas no cotizadas y en empresas no manufactureras. Por este motivo, existen tres puntos de corte diferentes.

Gracias al análisis discriminante se logra una función que permite clasificar a las empresas a partir de la puntuación que obtienen utilizando las cinco ratios que posteriormente se comentarán. En este mismo estudio, Altman consigue demostrar que existen algunas variables que por sí solas no resultan significativas en un modelo univariante, pero que, combinadas con otras, pueden ser de gran importancia.

Para utilizar este análisis es necesario que se cumplan una serie de requisitos como son: normalidad de las variables independientes, existencia de homocedasticidad y representatividad de las muestras seleccionadas. Si estos requisitos se cumplen, el modelo que se obtiene permite clasificar de manera precisa.

Debido al necesario cumplimiento del requisito de normalidad, y dado que los estudios realizados por Deakin (1976) y García-Ayuso (1995) muestran que no todas las variables cumplen con dicho requisito, se ha puesto en duda la validez de algunos modelos que utilizan dicha técnica.

Con el fin de poder evitar el problema de la normalidad, así como el resto de los impedimentos metodológicos existentes para poder aplicar el análisis discriminante, Martin (1977) utiliza una nueva técnica para el análisis del fracaso, la regresión logística. La regresión logística binaria o *logit* binario muestra la probabilidad de que una empresa pertenezca al grupo de las empresas sanas o al de las quebradas. La variable dependiente toma el valor 0 o 1, es decir, es una variable dicotómica. Por este motivo, a este modelo también se le denomina modelo de elección dicotómico.

A partir de este modelo, han surgido diferentes variantes como el *mixed logit* que desarrolla Jones y Hensher (2004) o los modelos *probit* desarrollados por Laitinen y Kankaanpää (1999) cuya única diferencia es la utilización de una distribución normal acumulativa en lugar de una distribución logística.

Posteriormente, en la década de los 90 comenzaron a utilizarse las técnicas de inteligencia artificial para analizar el fracaso empresarial. Uno de los primeros trabajos que aborda este tipo de técnica es el realizado por Bell et al. en 1990. La inteligencia artificial consiste en elaborar programas informáticos mediante los cuales se generan conocimientos

analizando únicamente ratios, para posteriormente utilizar dicho conocimiento sobre nuevos datos.

La mayor parte de los trabajos que utilizan la inteligencia artificial para analizar el fracaso empresarial se basan en redes neuronales artificiales, en árboles de decisión o en el análisis envolvente de datos.

Las redes neuronales artificiales son un sistema interconectado de unidades de cálculo (neuronas), clasificadas en tres niveles (de entrada, ocultas y de salida). Sarle (1994) explica las redes neuronales más empleadas (BPNN) como simples regresiones no lineales y modelos discriminantes aplicables mediante programas estadísticos comunes. Aunque Zhang et al. (1999) y Fletcher y Gross (1993), han demostrado la mejora de la predicción y de la estimación de la clasificación de este modelo respecto a los modelos discriminantes, así como su gran robustez, como señalan Tam (1991), Tam y Kiang (1992) y Wilson y Sharda (1994).

Los árboles de decisión son un tipo de particionamiento recursivo, basados en una técnica de análisis multivariante utilizada fundamentalmente para predecir. Los árboles de decisión más utilizados son modelos que dividen en dos grupos la muestra total de ejemplos mediante un conjunto de participaciones binarias. Según establecen Hastie et al. en su trabajo de 2009, los árboles de decisión se pueden clasificar en dos tipos según el tipo de predicción que realizan: en árboles de regresión, que predicen valores continuos ligados a los ejemplos, y en árboles de clasificación, que predicen las categorías a las que pertenecen los ejemplos.

El análisis envolvente de datos (DEA) es una herramienta para la evaluación de la quiebra creada por Rhodes (1978). Compara la eficiencia de las unidades productivas a partir de los datos de sus *inputs* y sus *outputs*. La finalidad de esta técnica es establecer un límite de aceptación en la toma de decisiones basada en casos. Este tipo de modelo es utilizado por autores como Troutt et al. (1996), únicamente desde el punto de vista teórico, o por Paradi et al. (2004) y Cielen et al. (2004) quienes ya aplican el modelo de manera teórica y empírica.

Más recientemente, Tascón et al. (2018), desarrollan una nueva metodología, principalmente orientada a pymes, basada en las diferencias entre los percentiles para calcular las puntuaciones y la distancia a la quiebra de una empresa en particular o de un sector en general.

3. METODOLOGÍA

En este trabajo, se van a utilizar tres modelos para la gestión del riesgo de crédito que se usan habitualmente en los estudios sobre fracaso empresarial: el modelo de *Z-Score* de Altman, el modelo *logit* y el modelo *probit*.

Para determinar el modelo principal de este trabajo se va a utilizar como metodología la regresión logística. Los otros dos modelos (*probit* y *Z-Score* de Altman), se utilizarán posteriormente como medida de robustez del modelo principal.

El modelo *logit* o regresión logística, desarrollado por Berkson (1944), es un modelo de elección discreta dicotómico, siendo su variable dependiente cualitativa. Este modelo, además de clasificar individuos, permite pronosticar la probabilidad de que un individuo pertenezca o no a uno de los grupos. Su gran ventaja es la determinación del impacto que tiene cada variable independiente en la probabilidad predicha. Las únicas dos restricciones que tiene este modelo son:

- Ausencia de multicolinealidad de las variables independientes.
- Linealidad entre los logs *odds* y la variable dependiente.

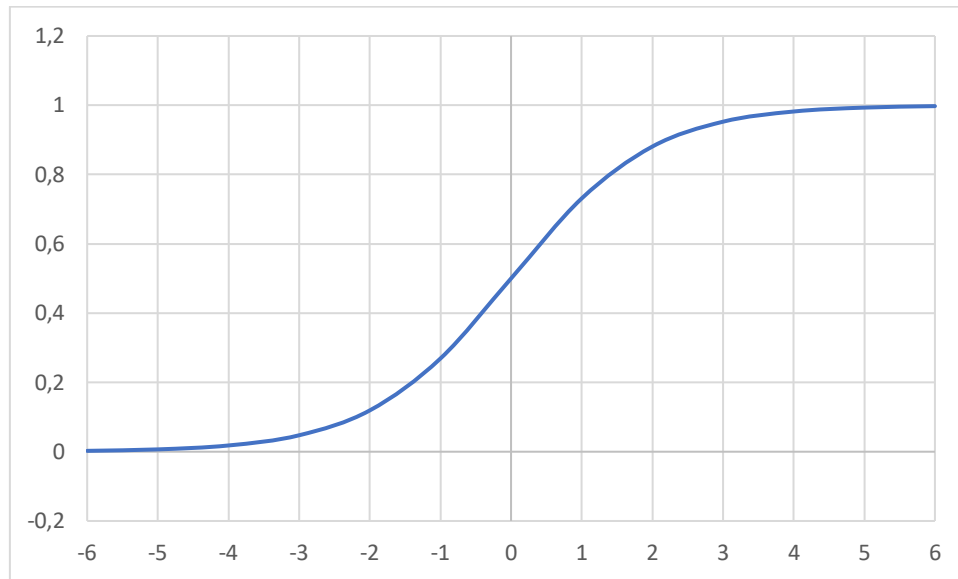
La variable dependiente presenta dos categorías, ocurrencia y no ocurrencia del acontecimiento definido por la variable, codificando estas categorías en 0 y 1. Las variables independientes pueden ser cuantitativas (discretas o continuas) y categóricas (con dos o más modalidades).

Una vez determinada la variable dependiente en función de la ocurrencia o no del acontecimiento, el modelo de regresión logística expresa dicha variable en términos de probabilidad. Esto se consigue mediante la función logística, que estima la probabilidad de que ocurra el acontecimiento o de que un individuo elija la opción uno de la variable dependiente, según los valores que presenten las variables explicativas del modelo, mediante la siguiente expresión:

$$\pi_i = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_p x_{pi}}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_p x_{pi}}} = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_p x_{pi})}}$$

$$i = 1, 2 \dots n$$

Siendo $\pi_i = P(y = 1)$.

Gráfica 3.1. Función logística

Fuente: Elaboración propia.

Dado que el modelo anterior no es lineal respecto a las variables independientes, se considera la inversa de la función logística, que es el *logit* o logaritmo de *odds*, definiendo esta como el cociente entre la probabilidad de que ocurra el acontecimiento y la probabilidad de que no ocurra, como puede observarse en la siguiente formulación:

$$\text{logit}(\pi_i) = \ln \left[\frac{\pi_i}{1 - \pi_i} \right] = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_p x_{pi} \quad ,, \quad i = 1, 2 \dots n$$

Esta formulación facilita la interpretación del modelo, así como de sus coeficientes, que reflejan, el cambio en el *logit* correspondiente a un cambio unitario en la variable independiente considerada.

La capacidad predictiva del modelo de regresión logística se valora mediante la comparación entre el grupo de pertenencia observado y el pronosticado por el modelo. El modelo pronosticado clasifica a los individuos en cada grupo establecido por la variable dependiente basándose en el punto de corte definido por las probabilidades predichas a partir de los coeficientes estimados y del valor que toman las variables explicativas para cada individuo.

Otra forma de determinar la capacidad predictiva del modelo es mediante la representación gráfica de la curva de ROC (*Receiver Operating Characteristics*). Dicha curva se obtiene a través de los valores de especificidad y los valores de sensibilidad. La especificidad expresa la proporción de casos correctamente predichos como “no ocurrencia del evento” del total de casos observados para esta categoría ($Y=0$), mientras que, la sensibilidad expresa la proporción de casos correctamente predichos como “ocurrencia del evento” ($Y=1$). Si el área bajo la curva es 0,5, el modelo carece de poder predictivo, alcanzándose la máxima capacidad predictiva del modelo cuando el área bajo la curva se aproxima a 1.

4. ANÁLISIS EMPÍRICO

En este apartado vamos a aplicar el método de regresión logística para el estudio del fracaso empresarial de grandes empresas alemanas, españolas, francesas, italianas e inglesas.

Para analizar el modelo de regresión logística se utilizará el programa estadístico SPSS.

4.1. SELECCIÓN DE DATOS

Para poder aplicar los métodos es necesario seleccionar una muestra de empresas. La primera muestra corresponde a empresas quebradas, y una vez acotada dicha muestra, se procede a buscar las empresas pares sanas de estas, para así, disponer de una muestra de empresas quebradas y otra de empresas sanas del mismo tamaño, como hacen Altman (1968), Zmijewski (1984) y Sueyoshi y Goto (2009) en sus trabajos previos sobre este mismo tema.

El primer paso para seleccionar la muestra de empresas quebradas es determinar el criterio de quiebra. Debido a que el estudio va a analizar empresas de cinco países diferentes, para determinar el criterio de quiebra a seguir se ha optado por tomar como referencia los expuestos por la Comisión Europea, en los que se detallan los siguientes casos (solo es necesario el cumplimiento de uno de ellos):

- En caso de una empresa de responsabilidad limitada, se considerará que está en situación de quiebra cuando desaparezca más de la mitad del capital suscrito.
- En caso de una empresa de responsabilidad ilimitada, se considerará que está en situación de quiebra cuando desaparezca más de la mitad de los fondos propios que aparecen en la contabilidad de la misma.
- Según los criterios establecidos en el Derecho nacional.
- Cuando obtengan una calificación de las agencias de *rating* equivalente a CCC+.
- Cuando obtengan una ratio deuda/capital superior a 7,5.
- Cuando obtengan una ratio de cobertura de los intereses de la empresa sobre el EBIT o EBITDA inferior a la unidad, durante los dos años anteriores.

- Si no se cumple ninguno de los casos anteriores, queda a discreción de las instituciones considerar a una empresa en situación de quiebra, siempre que haya pruebas concluyentes, de que la empresa desaparecería en el corto o medio plazo si no mediase el Estado.

Para este estudio solo se considerarán empresas quebradas cuando hayan sido declaradas administrativamente en quiebra, concurso de acreedores o en suspensión de pagos.

En cuanto a los datos, salvo los referentes a las variables macroeconómicas, han sido recopilados de la base de datos Amadeus ya que proporciona datos de empresas de distintos países de Europa. En cuanto a las variables macroeconómicas, los datos del PIB se han extraído de Eurostat, el tipo de interés del Banco Central Europeo, y la tasa de inflación del Fondo Monetario Internacional (FMI).

En una primera selección de la muestra, se obtuvieron un total de 2.319 empresas quebradas de 28 países diferentes. Para acotar dicha muestra, se han seleccionado las empresas que pertenecen a los siguientes países: Alemania, España, Francia, Italia y Reino Unido. El número de empresas que comprenden estos cinco países es 1.357, lo que supone el 58,52% de la muestra total. El criterio de selección de estos países ha sido la contribución que realizan al PIB europeo, siendo esta según Eurostat del 70,28% en su conjunto. Individualmente representan un 21,60%, 7,56%, 14,79%, 11,10% y 15,24% respectivamente.

Además de separar la muestra en función del país en el que se encuentran, se ha realizado una separación en función del sector en el que desarrollan su actividad principal, dando como resultado la siguiente composición muestral:

Tabla 4.1. Muestra empresas quebradas

	Alemania	España	Francia	Italia	Reino Unido	Total
Fabricación	35	40	79	114	79	347
Ventas	5	36	39	89	99	268
Servicios	43	94	130	243	232	742
Total	83	170	248	446	410	1.357

Fuente: Elaboración propia a partir de datos obtenidos de Amadeus.

Una vez acotada la muestra de las empresas quebradas, para encontrar sus empresas homólogas sanas, se han tenido en cuenta los siguientes criterios:

- País de procedencia.
- Sector al que pertenece.
- Valor máximo y mínimo de ingresos de explotación.
- Número máximo y mínimo de empleados.
- Valor máximo y mínimo de activos totales.

Dando como resultado, una muestra de empresas sanas con el mismo número de empresas por país y sector. Finalmente, se obtuvieron un total de 2.714 empresas (1.357 sanas y 1.357 fracasadas).

Los individuos para el estudio son los datos anuales comprendidos en el periodo de estudio 2010-2018, para las empresas seleccionadas (sanas y quebradas), dando como resultado un total de 24.426 observaciones.

4.2. SELECCIÓN DE VARIABLES

Para el modelo de regresión logística, como se comentó anteriormente, existen ciertas variables que están incluidas en gran parte de los estudios previos. Las principales variables a considerar son la rentabilidad y el endeudamiento, actuando la primera de forma positiva, mientras que la segunda se comporta de manera negativa como explican Gil de Albornoz y Giner en su estudio de 2013. Otra variable de gran importancia es la liquidez, muestra de ello es el estudio de Benito et al. del año 2004.

La principal contribución de este trabajo es determinar si el género del CEO impacta de manera significativa en el fracaso de las empresas, y en caso afirmativo, establecer si la probabilidad de fracaso es mayor en las empresas lideradas por hombres o por mujeres. También tienen especial relevancia las variables relacionadas con el sector y con la edad de la empresa.

Por lo tanto, las variables estudiadas son:

- ROA: resultado de explotación / activo total: conocido como rentabilidad sobre los activos (*Return On Assets*). Mide la capacidad de la inversión para generar beneficios.

- ROE: resultado antes de impuestos / fondos propios: conocido como rentabilidad sobre los fondos propios (*Return On Equity*). Mide la capacidad de generar beneficio para los aportantes de fondos.
- Periodo de cobro: (deudores comerciales y otras cuentas a cobrar / ingresos de explotación) x 360: periodo que transcurre entre la fecha de la venta del bien o la prestación del servicio, y la fecha del ingreso del importe. Es una medida de la liquidez de la empresa, a mayor número de días, menor liquidez.
- Ratio de solvencia: patrimonio neto / activo total: mide la autonomía financiera de la empresa.
- Ratio de liquidez: activo corriente / activo total: mide la capacidad de los activos de la empresa para ser transformados en dinero efectivo.
- Deuda a corto plazo: pasivo corriente / activo total: es una ratio de endeudamiento a corto plazo.
- Deuda a largo plazo: pasivo no corriente / activo total: es una ratio de endeudamiento a largo plazo.
- Coste bruto de la deuda: gastos financieros / pasivo exigible: mide el coste que tiene para la empresa la financiación ajena.
- Ratio de cobertura de efectivo: EBITDA / (gastos financieros + pasivo corriente): mide la capacidad de generar efectivo para liquidar los gastos financieros y la deuda a corto plazo.
- Producto Interior Bruto (PIB): conjunto de bienes y servicios producidos en un país durante un año. Es el indicador por excelencia de la situación económica de un país.
- Tipo de interés: medido como la rentabilidad de los bonos a 10 años.
- Inflación: medido como la variación del índice de precios en el tiempo, generalmente, el Índice de Precios al Consumidor (IPC), que mide los precios de una selección de bienes y servicios adquiridos por un consumidor medio.
- Edad de la empresa: medido, en el caso de las empresas quebradas, como la diferencia entre la fecha de quiebra y la fecha de constitución, y en el caso de las empresas sanas, como la diferencia entre el año 2018 y la fecha de constitución.
- Sector: al ser una variable *dummy*, se ha codificado asignando el valor 0 a las empresas manufactureras, el valor 1 a las empresas dedicadas a la venta (al por mayor y al por menor), y el valor 2 a las empresas dedicadas a la prestación de servicios.

- Género del CEO: al igual que el sector, es una variable categórica, codificada con el valor 0 en el caso de que el director sea hombre, y con el valor 1, en el caso de que sea una mujer quien dirija la empresa.

Los signos esperados de las variables independientes con respecto a la variable dependiente, codificada en este caso, con el valor 0 si la empresa está activa, y con el valor 1 si la empresa está quebrada, son los siguientes:

Tabla 4.2. Signos esperados de las variables independientes

Variable	Categoría	Signo esperado
ROA	Rentabilidad	Negativo
ROE	Rentabilidad	Negativo
Periodo de cobro	Liquidez	Positivo
Ratio solvencia	Solvencia	Negativo
Ratio liquidez	Liquidez	Negativo
Deuda a corto plazo	Endeudamiento	Positivo
Deuda a largo plazo	Endeudamiento	Positivo
Coste bruto de la deuda	Endeudamiento	Positivo
Ratio cobertura de efectivo	Liquidez	Negativo
PIB	Macroeconómica	Negativo
Tipo de interés	Macroeconómica	Positivo
Inflación	Macroeconómica	Positivo
Edad		Negativo
Sector		No definido
Género CEO		No definido

Fuente: Elaboración propia.

4.3. RESULTADOS

4.3.1. Estadísticos descriptivos

En la tabla 4.3., se muestran los estadísticos descriptivos de las variables independientes del modelo de regresión logística. La lógica prevé que las variables con valores más diferenciados entre las empresas quebradas y las activas, sean las que posteriormente resulten más significativas en el modelo, ya que son las que mejor clasifican a las empresas en los dos grupos. Por ejemplo, el ROE, parece cumplir este requisito ya que el valor medio de las empresas quebradas es negativo, mientras que el de las empresas activas resulta positivo y con una gran diferencia. Además, la mediana de dicha ratio es cuatro veces mayor en el caso de las empresas activas que en las quebradas. Otro ejemplo es el periodo de cobro, que tanto el valor medio como la mediana resulta superior en las empresas quebradas que, en las activas, llegando las empresas quebradas a duplicar los días de retraso en el cobro a las empresas activas.

En cuanto a la variable *dummy* género, predomina el hombre como CEO tanto en las empresas quebradas, como en las activas.

Tabla 4.3. Valores descriptivos de las variables independientes

	QUEBRADAS				ACTIVAS			
	Media	Mediana	Moda	Des. Típica	Media	Mediana	Moda	Des. Típica
ROA	-2,16	0,33		17,14	6,31	4,72		10,32
ROE	-1,37	5,87		110,74	28,51	20,34		74,68
Periodo de cobro	84,81	55,10		113,80	39,87	32,97		34,55
RSolvencia	1,86	1,10		4,83	1,41	1,21		1,85
RLiquidez	1,30	0,79		3,93	1,05	0,97		1,61
Deuda a largo	5,44	0,14		250,86	0,09	0,05		0,14
Coste bruto de la deuda	2,86	0,02		175,37	-0,07	0,01		27,53
Rcobertura de efectivo	0,61	0,06		8,57	77,17	0,11		8279,80
PIB	0,42	0,60		0,45	0,34	0,30		0,45
Inflación	1,59	1,50		1,05	1,48	1,50		1,06
Tinterés	2,37	2,21		1,30	2,49	2,21		1,42
Edad	20,85	23,00		204,39	32,55	29,00		62,48
Género			0				0	
Sector			2				2	

Fuente: Elaboración propia a partir de datos obtenidos del programa SPSS.

4.3.2. Regresión logística (*logit*)

Como se expuso en la metodología, la regresión logística es un método muy robusto que solo exige el cumplimiento de dos restricciones. La principal, es la ausencia de multicolinealidad.

Inicialmente, el modelo cuenta con las quince variables independientes explicadas anteriormente, dando como resultado la siguiente función:

$$\begin{aligned} \text{Estado} = & \beta_0 + \beta_1 \text{ROA} + \beta_2 \text{ROE} + \beta_3 \text{Periodo de cobro} \\ & + \beta_4 \text{Ratio Solvencia} + \beta_5 \text{Ratio Liquidez} + \beta_6 \text{Deuda a corto} \\ & + \beta_7 \text{Deuda a largo} + \beta_8 \text{Coste bruto de la deuda} \\ & + \beta_9 \text{Ratio de cobertura de efectivo} + \beta_{10} \text{PIB} \\ & + \beta_{11} \text{Tipo de interés} + \beta_{12} \text{Inflación} + \beta_{13} \text{Edad} + \beta_{14} \text{Sector} \\ & + \beta_{15} \text{Género CEO} \end{aligned}$$

Una vez formulado el modelo, se procede a determinar el cumplimiento de la hipótesis fundamental del modelo. Para determinar el cumplimiento de esta, se va a utilizar la matriz de correlaciones. Se considera que dos variables no cumplen esta hipótesis cuando presentan una correlación superior a 0,75, ya que, en ese caso, se consideran fuertemente correlacionadas.

Ninguna de las variables estudiadas presentaba una correlación superior a 0,75, por lo que no fue necesario excluir ninguna variable por este motivo. En la tabla 4.4., se pueden observar las correlaciones entre las variables significativas en el modelo, siendo siempre dicha correlación inferior a 0,75, por lo que se confirma la ausencia de multicolinealidad.

Tabla 4.4. Matriz de correlaciones

	Constante	ROE	Periodo de cobro	Deuda a largo	Género	Sector	Edad	Inflación	Solvencia
Constante	1,000	-0,089	-0,235	-0,140	-0,021	-0,329	-0,883	-0,226	-0,007
ROE	-0,089	1,000	0,010	0,051	-0,025	-0,016	0,069	-0,015	-0,094
Periodo de cobro	-0,235	0,010	1,000	0,125	0,007	-0,015	0,021	0,039	-0,075
Deuda a largo	-0,140	0,051	0,125	1,000	-0,035	0,010	-0,028	0,059	-0,168
Género	-0,021	-0,025	0,007	-0,035	1,000	-0,048	-0,033	0,014	0,004
Sector	-0,329	-0,016	-0,015	0,010	-0,048	1,000	0,114	-0,039	0,101
Edad	-0,883	0,069	0,021	-0,028	-0,033	0,114	1,000	-0,038	-0,074
Inflación	-0,226	0-,015	0,039	0,059	0,014	-0,039	-0,038	1,000	0,023
Solvencia	-0,007	-0,094	-0,075	-0,168	0,004	0,101	-0,074	0,023	1,000

Fuente: Elaboración propia a partir de datos obtenidos del programa SPSS.

De las quince variables iniciales, finalmente, el modelo cuenta con ocho variables. Como puede observarse en la tabla 4.5., tanto la constante como las variables independientes presentan un estadístico de Wald significativo para un nivel de significación del 5%.

Tabla 4.5. Variables incluidas en el modelo

	B	Error estándar	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	95% C.I. para EXP(B)	
							Inferior	Superior
ROE	-0,004	0,000	193,030	1	0,000	0,996	0,996	0,997
Periodo de cobro	0,012	0,000	640,858	1	0,000	1,012	1,011	1,013
Deuda a largo	3,880	0,138	793,191	1	0,000	48,411	36,956	63,417
Género	-0,115	0,057	4,021	1	0,045	0,891	0,796	0,997
Sector	-0,094	0,022	17,323	1	0,000	0,911	0,871	0,952
Edad	-0,939	0,073	163,692	1	0,000	0,391	0,339	0,452
Inflación	0,251	0,018	190,232	1	0,000	1,285	1,240	1,332
Solvencia	-0,612	0,098	38,948	1	0,000	0,542	0,447	0,657
Constante	-0,820	0,119	47,141	1	0,000	0,441		

Fuente: Elaboración propia a partir de datos obtenidos del programa SPSS.

La variable dependiente, estado, ha sido codificada tomando el valor 0, las empresas sanas, y el valor 1, las empresas quebradas. Esto se debe a que el estudio se centra en determinar el fracaso, por lo que el valor 1 (ocurrencia del acontecimiento), corresponde al fracaso empresarial.

Los *odds* ratio del ROE, la edad y la solvencia son inferiores a la unidad, por lo que se les considera factores de baja probabilidad de fracaso, es decir, cuando aumentan estas variables, disminuye la probabilidad de fracaso. Empresas con altos valores en estas variables tendrán menor probabilidad de fracaso. El ROE, es una rentabilidad, y la solvencia, son indicadores de buena salud empresarial, por lo tanto, tenderán a ser más altos en empresas sanas que en empresas quebradas. En cuanto a la edad, como se expuso en la revisión de la literatura, las empresas más jóvenes, tienden a fracasar en mayor medida que las más maduras. Por lo tanto, las tres variables presentan unos *odds* ratio que se ajustan a la idea intuitiva que se presentó anteriormente.

Mientras que los *odds* ratio del periodo de cobro, la deuda a largo y la inflación, presentan valores superiores a la unidad, por lo que se consideran factores de alta probabilidad de fracaso, cuando aumentan estas variables, aumenta también la probabilidad de fracaso. El periodo de cobro está ligado con la liquidez, pero en sentido inverso, a mayor periodo de cobro, menor liquidez. Uno de los principales motivos del fracaso empresarial es la falta de liquidez, por lo tanto, a mayor número de días de periodo de cobro, mayor probabilidad de fracaso. En el caso del endeudamiento, se espera que las empresas fracasadas presenten

altos valores de endeudamiento, por lo que también cumple con la idea inicial. En cuanto a la inflación, única variable macroeconómica que resulta significativa para el modelo, también cumple con la idea inicial, ya que, en periodos de aumento de la inflación, se reduce el consumo, y, por lo tanto, disminuye el volumen de facturación de las empresas, y, por consiguiente, aumenta la probabilidad de fracaso.

Para determinar cuánto aumenta o disminuye dicha probabilidad hay que fijarse en los coeficientes de las variables. La variable con mayor impacto negativo es la deuda a largo plazo, es decir, el aumento de esta propicia un aumento de la probabilidad de fracaso. Mientras que las que más impactan de manera positiva, es decir, disminuyendo la probabilidad de fracaso, son la edad de la empresa y la solvencia de esta.

Las variables género y sector, al ser variables categóricas, se interpretan de manera diferente. En el caso del género, la variable se codificó asignando un 0 a las empresas dirigidas por hombres, y un 1 a las empresas dirigidas por mujeres. Por lo tanto, como el coeficiente de la variable es negativo, cuando las empresas están dirigidas por mujeres la probabilidad de fracaso disminuye, es decir, la probabilidad de que una empresa fracase es superior cuando está dirigida por hombres.

En cuanto al sector, la variable se codificó asignando un 0 a las empresas manufactureras, un 1 a las empresas dedicadas a la venta, y un 2 a las empresas dedicadas a los servicios. El coeficiente de esta variable también presenta signo negativo, por lo que las empresas del sector servicios serían las menos propensas al fracaso, seguidas por las empresas dedicadas a las ventas, y finalmente las empresas manufactureras. Por lo tanto, las empresas manufactureras serían las que más probabilidad de fracaso tendrían.

Por último, si juntamos ambas variables categóricas, se puede concluir, que, si permanecen constantes el resto de las variables independientes, las empresas de servicios dirigidas por mujeres serían las que presentan menor probabilidad de fracaso, mientras que las empresas manufactureras dirigidas por hombres, serían las empresas con mayor probabilidad de fracaso empresarial.

Por lo tanto, el modelo definitivo sería:

$$\begin{aligned} \text{Estado} = & \beta_0 + \beta_1 \text{ROE} + \beta_2 \text{Periodo de cobro} + \beta_3 \text{Deuda a largo} \\ & + \beta_4 \text{Género CEO} + \beta_5 \text{Sector} + \beta_6 \text{Edad} \\ & + \beta_7 \text{Inflación} + \beta_8 \text{Solvencia} \end{aligned}$$

Y la función logística, que determina la probabilidad de ocurrencia del acontecimiento, en este caso, la quiebra, sería:

$$\pi_i = \frac{1}{1 + e^{-(-0,82 - 0,04x_{1i} + 0,012x_{2i} + 3,88x_{3i} - 0,115x_{4i} - 0,094x_{5i} - 0,939x_{6i} + 0,251x_{7i} - 0,612x_{8i})}}$$

Siendo $\pi_i = P(y = 1)$.

Una vez comprobada la significación de los coeficientes, se debe comprobar que el modelo estimado es significativo en su conjunto. En la tabla 4.6., se muestra el resultado de la prueba Ómnibus, cuya hipótesis nula supone que los coeficientes del modelo son iguales a cero.

Tabla 4.6. Prueba ómnibus de coeficientes de modelo

	Chi-cuadrado	gl	Sig.
Paso	2441,354	8	0,000
Bloque	2441,354	8	0,000
Modelo	2441,354	8	0,000

Fuente: Elaboración propia a partir de datos obtenidos del programa SPSS.

Para un nivel de significación del 5%, se puede rechazar la hipótesis nula, por lo que el modelo sí sería de utilidad para la predicción de la probabilidad de pertenencia a los grupos. En cuanto a los coeficientes R^2 de Cox y Snell y de Nagelkerke que se muestran en la tabla 4.7., valoran la bondad de ajuste del modelo, presentando unos valores en torno al 20%. Dichos valores no son muy altos, pero son los más comunes en este tipo de estudios en los que se utilizan ratios contables.

Tabla 4.7. Resumen del modelo

Logaritmo de la verosimilitud -2	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
16602,802	0,140	0,202

Fuente: Elaboración propia a partir de datos obtenidos del programa SPSS.

En cuanto a la capacidad predictiva del modelo, de acuerdo con la tabla de clasificación, se observa un porcentaje de clasificación correcto del 76,6%. Resulta bastante superior la capacidad de predicción de empresas activas respecto a las empresas quebradas, lo que indica que el método es más conservador a la hora de imputar la quiebra a una empresa. También puede deberse, a que actualmente, una empresa puede pedir la suspensión de pagos por falta de liquidez durante un tiempo, sin que esto afecte a otras variables.

Tabla 4.8. Tabla de clasificación *logit*

Observado		Pronosticado		
		Estado		Porcentaje correcto
		Activa	Quiebra	
Estado	Activa	11278	508	95,7
	Quiebra	3287	1153	26,0
Porcentaje global				76,6

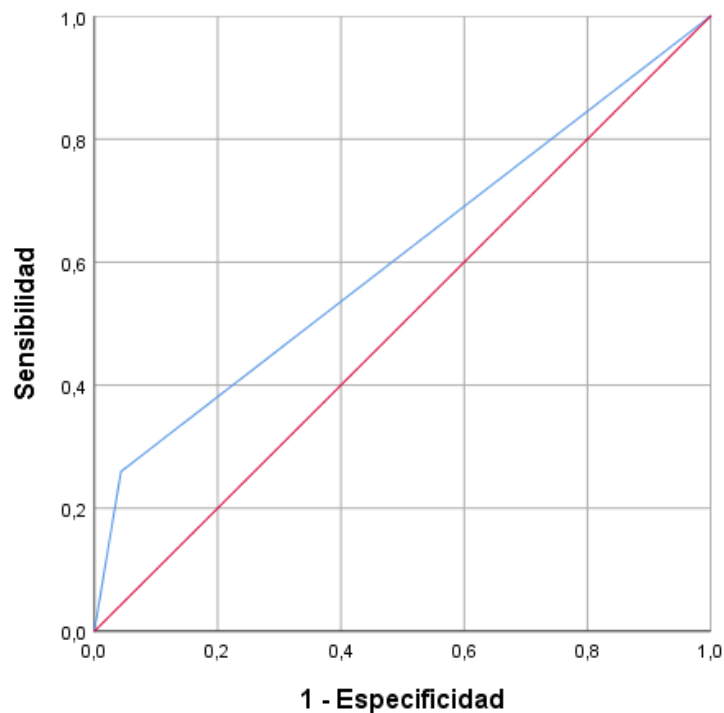
Fuente: Elaboración propia a partir de datos obtenidos del programa SPSS.

Finalmente, se valida el modelo mediante la curva de ROC que representa su especificidad y sensibilidad. Si el área bajo la curva es superior a 0,50, el modelo estimado sería adecuado para clasificar, en caso de que fuese inferior a 0,50, el modelo no sería apto para clasificar. En este caso, se rechaza la hipótesis nula, ya que el área bajo la curva es 0,608, lo que confirma el poder predictivo del modelo de regresión logística.

Tabla 4.9. Curva de ROC

Área bajo la curva				
Variables de resultado de prueba: Grupo pronosticado				
Área	Desv. Error	Significación asintótica	95% de intervalo de confianza asintótico	
			Límite inferior	Límite superior
0,608	0,005	0,000	0,598	0,619

Fuente: Elaboración propia a partir de datos obtenidos del programa SPSS.

Gráfica 4.1. Curva de ROC

Fuente: Programa SPSS.

4.4. ROBUSTEZ DEL ANÁLISIS

Para comprobar que el modelo propuesto es robusto, se va a realizar el análisis de las mismas variables utilizando la metodología *probit*, así como el modelo Z-Score de Altman.

El interés de estos análisis es comprobar que el modelo de regresión logística (*logit*), clasifica de forma correcta a los individuos estudiados.

4.4.1. *Probit*

El análisis *probit*, desarrollado por Bliss (1934), ajusta modelos de máxima verosimilitud con una variable dependiente dicotómica que toma los valores 0 y 1. Al igual que en el modelo *logit*, la única restricción de las variables independientes es que exista ausencia de multicolinealidad. Siguiendo el modelo *logit*, en este caso, la función de densidad toma la siguiente expresión:

$$p_i = \int_{-\infty}^{\beta_0 + \beta_1 x_{1i}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{v^2}{2}} dv$$

Donde v es una variable normal estandarizada, es decir, $v \sim N(0,1)$.

Los modelos *logit* y *probit* obtienen resultados similares, aunque las estimaciones de los coeficientes de los dos modelos no son directamente comparables, debido a que la varianza de la variable normal estándar (*probit*) es uno, mientras que la varianza de la distribución logística (*logit*), es $\pi^2/3$.

Para este modelo, se han utilizado las mismas variables que para el modelo de regresión logística, resultando significativas las mismas variables que en el anterior modelo. En cuanto a los resultados de clasificación, como puedo observarse en la tabla 4.10., el 76,7% de los casos están clasificados correctamente. Al igual que en el modelo de regresión logística, la capacidad de predicción es superior en el caso de las empresas activas que en el de las empresas quebradas.

Tabla 4.10. Tabla de clasificación *probit*

Observado		Pronosticado		
		Estado		Porcentaje correcto
		Activa	Quiebra	
Estado	Activa	11.310	476	96,0
	Quiebra	3.311	1.129	25,4
Porcentaje global				76,7

Fuente: Elaboración propia a partir de datos obtenidos del programa SPSS.

En comparación con el modelo *logit*, la diferencia de clasificación es casi nula, por lo tanto, se puede concluir que el modelo principal clasifica de forma correcta.

4.4.2. Z-Score

La *Z-Score* de Altman es un modelo econométrico construido a partir de ratios financieros. Dichas ratios se combinan de manera lineal para generar una puntuación (*Z-Score*) que clasifica a las empresas en función del cumplimiento o incumplimiento de los compromisos crediticios que posean.

En el primer modelo (1968), Altman contaba con una lista de 22 ratios, de las cuales, finalmente, el modelo solo cuenta con cinco:

$$X_1 = \text{fondo de maniobra} / \text{activo total}$$

$$X_2 = \text{reservas} / \text{activo total}$$

$$x_3 = \text{EBIT} / \text{activo total}$$

$$x_4 = \text{fondos propios} / \text{pasivo total}$$

$$x_5 = \text{ventas} / \text{activo total}$$

En el caso de las empresas procedentes de Reino Unido, al no publicar datos en concepto de ventas, se ha utilizado en su lugar, los ingresos de explotación.

Una vez determinadas las cinco ratios del modelo, Altman otorgó a cada una de ellas una ponderación, dando como resultado la siguiente función:

$$Z = 1,2 x_1 + 1,4 x_2 + 3,3 x_3 + 0,6 x_4 + 0,99 x_5$$

El objetivo de Altman era predecir la quiebra empresarial con una anticipación de hasta cinco años. Por este motivo, los coeficientes permanecen constantes ya que en el caso de que estos se modificasen a lo largo de los años estudiados, no sería posible comparar la puntuación arrojada por la misma empresa en diferentes periodos.

Para poder clasificar a las empresas, Altman establece tres zonas diferentes en función de la puntuación obtenida por el modelo:

- Si la Z es superior a 2,99, se considera una empresa saludable.
- Si la Z está comprendida entre 1,81 y 2,99, la empresa se sitúa en la zona gris que implica un estudio más profundo.
- Si la Z es inferior a 1,81, se considera que la empresa está en quiebra.

A este modelo se le atribuye un gran poder de predicción de la quiebra, como puede observarse en la tabla 4.11., mediante la observación del deterioro en la calificación de la empresa.

Tabla 4.11. Probabilidades de quiebra

Años previos a la quiebra	Quiebra	No quiebra
1	96,2%	89,7%
2	84,9%	93,1%
3	74,5%	91,4%
4	68,1%	89,5%
5	69,8%	82,1%

Fuente: Elaboración propia a partir de datos obtenidos de Altman (1968).

En este trabajo, se considerará como empresa sana a aquella que presente un valor de Z superior a 1,81, mientras que aquellas que obtengan un valor inferior a 1,81, serán consideradas en quiebra.

Una vez determinado el punto de corte a tener en cuenta en este trabajo, se procede a realizar el análisis del modelo a cada empresa durante todo el periodo analizado.

Conocidos los valores, ya se pueden clasificar las empresas en sanas y quebradas, y comparar dichos resultados con la situación administrativa declarada por cada empresa, dando como resultado un 78,08% de empresas bien clasificadas. Altman en su trabajo de 1968, obtuvo una precisión del 72%, es decir, el modelo clasificó de manera correcta al 72% de las empresas, pero, tras realizar una serie de pruebas posteriores, situó la precisión del modelo entre el 80% y el 90%. Por lo tanto, la precisión del modelo en este trabajo se asemeja bastante a las precisiones calculadas por Altman.

En cuanto a la comparación del poder de clasificación de este modelo respecto al modelo de regresión logística, no existen grandes diferencias, ya que el modelo *logit* clasifica de manera correcta el 76,6% de los individuos, mientras que el Z-Score clasifica correctamente el 78,08%. Por lo tanto, se puede concluir que el modelo principal de este trabajo clasifica a los individuos de forma correcta.

5. CONCLUSIONES

El fracaso empresarial es la principal amenaza a la que se ven sometidas las empresas. Por lo tanto, es primordial determinar las causas y los motivos que pueden llevar a una empresa a la quiebra. De esta manera, las empresas que actualmente están operativas pueden conocer su situación, así como actuar de forma preventiva en aquellos aspectos que provocan un empeoramiento de la salud empresarial. Es decir, no se actúa cuando la quiebra está cercana, sino cuando se observan los primeros síntomas que hacen prever una posible quiebra futura.

El trabajo consiste en la creación de un modelo que permita predecir la quiebra empresarial, así como determinar las variables que presenten mayor impacto en el fracaso a nivel europeo. Como se comentó en la revisión de la literatura, existen diversas metodologías para realizar este estudio, pero en este caso, para nuestro estudio hemos utilizado la regresión logística como metodología principal.

El concepto de fracaso empresarial no es único, ya existen distintas definiciones. En este trabajo se ha adoptado como criterio para discernir a las empresas quebradas de las sanas la declaración administrativa de quiebra, concurso o suspensión de pagos.

El fracaso empresarial ha sido estudiado en numerosas ocasiones por numerosos autores, aunque, en muy pocos estudios se había incorporado como variable el género del CEO de la empresa.

Además del género y de las variables contables más utilizadas en este tipo de estudios, se han incluido variables como el sector, la edad de la empresa, o variables macroeconómicas como el PIB, el tipo de interés o la inflación.

El resultado más destacable arrojado por el modelo es la influencia del género. Como se comentó en la revisión de la literatura, no existe una clara evidencia de la influencia del género en el fracaso ya que es un tema todavía por explorar, aunque actualmente se encuentra en auge. En este estudio, se ha constatado que el género del gestor de la empresa sí es determinante, dando como resultado, que las empresas dirigidas por hombres tienen mayor probabilidad de fracaso que las dirigidas por mujeres, como ya explicaron Bloom (2003) y Khan y Vieito (2013) en sus respectivos estudios.

La mayor parte de los estudios se centran en un determinado sector ya que resulta difícil comparar a empresas cuya actividad principal no es la misma. En este caso, para determinar si la influencia del sector es tal, se ha optado por incluir como variable el sector al que pertenecen las empresas. Los tres sectores analizados son: fabricación, ventas y servicios. Para nuestro modelo, la variable sector sí ha resultado significativa, dando como resultado que las empresas de fabricación presentan mayor probabilidad de fracaso, mientras que las dedicadas a los servicios son las que menos probabilidad presentan.

En cuanto a la edad, los resultados arrojados por el modelo indican que las empresas más jóvenes tienen mayor probabilidad de fracaso que las empresas con más edad, como ya explicaron Dunne et al. en su trabajo de 1989.

Respecto a las variables contables, la rentabilidad y la solvencia afectan de manera inversa a la probabilidad de fracaso, como ya indicaron Labatut et al. (2009), mientras que el periodo de cobro y la deuda a largo plazo afectan de manera directa a dicha probabilidad, como ya indicaron Gil de Albornoz y Giner en su estudio de 2013. Destacar que la variable con mayor impacto en la probabilidad de fracaso es la deuda a largo plazo.

Dentro de las variables contables, destacar el uso de la variable, periodo de cobro, ya que no es una variable que se utilice normalmente en este tipo de estudios. En este caso, se ha utilizado ya que actualmente es uno de los mayores problemas a los que se enfrentan las empresas.

En resumen, para que una empresa presente una baja probabilidad de fracaso debe ser capaz de generar rentabilidad y ser solvente, al mismo tiempo que limita la deuda a largo plazo y establece unos periodos de cobro relativamente pequeños. Una vez que estos parámetros sean constantes, la probabilidad de fracaso se verá reducida si la empresa tiene mayor edad, pertenece al sector servicios y es dirigida por una mujer.

Respecto a la capacidad global de predicción, nuestro modelo presenta un 76,6% de clasificación correcta, siendo superior la capacidad de predicción de las empresas activas en comparación con las empresas quebradas.

Para determinar la robustez del análisis, es decir, comprobar la efectividad del modelo, se ha optado por realizar dos análisis; el modelo *probit* y el modelo *Z-Score*. En el modelo *probit* han resultado significativas las mismas variables que el modelo *logit*, además de

presentar un nivel de clasificación (76,7%) casi idéntico al del modelo principal del trabajo. En cuanto a los valores arrojados por el modelo *Z-Score*, se clasifican correctamente el 78,08% de los individuos.

Por lo tanto, debido a que los niveles de clasificación son muy similares en las tres metodologías, se puede determinar que nuestro modelo es robusto, es decir, sirve para clasificar a los individuos de manera correcta.

La principal limitación a la hora de realizar este estudio ha sido la poca disociación de los sectores, ya que solo se ha podido trabajar con tres grandes sectores, debido a las limitaciones que presenta la base de datos en la desagregación de la actividad de las empresas que contiene. Por otra parte, señalar también, la falta de información del género del CEO a lo largo del periodo de estudio, ya que solo se dispone de la información del último año.

Por último, para profundizar en el estudio, sería interesante aplicar el modelo obtenido a pequeñas y medianas empresas, comprobando de esta forma si la importancia del género aumenta, disminuye, o, por el contrario, no resulta relevante. En caso de que resulte relevante, si al igual que en este estudio, las pymes lideradas por mujeres presentan menor probabilidad de fracaso, se podría llegar a generalizar que las empresas, independientemente de su tamaño, lideradas por hombres tienen mayor probabilidad de quiebra que las dirigidas por mujeres. Si, por el contrario, resulta relevante, pero presenta el signo contrario, es decir, las pymes lideradas por mujeres tienen más probabilidad de fracasar que las dirigidas por hombres, resultaría interesante, estudiar la causa que propicia esta diferencia de implicación del género del CEO.

Otra posible futura línea de investigación sería determinar el impacto que ha tenido el coronavirus en el fracaso empresarial. Además, como en este estudio se ha analizado la importancia de los sectores, cobra especial interés determinar el impacto de dicho virus teniendo en cuenta la actividad principal de la empresa, ya que no todos los sectores han experimentado la misma situación durante esta pandemia. Esta línea de investigación no se ha podido incluir en este estudio debido a que actualmente no contamos con los datos contables que permiten analizar dicho fenómeno.

6. BIBLIOGRAFÍA

- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 568-609. doi:10.2307/2978933
- Altman, E. I. (1981). *Financial Handbook*. New York, Estados Unidos: John Wiley & Sons, Inc.
- Altman, E. I. (1983). *Corporate Financial Distress*. Chichester, Reino Unido: John Wiley & Sons, Inc.
- Argentini, J. (1976). *Corporate collapse: The causes and symptoms*. New York, Estados Unidos: John Wiley & Sons, Inc.
- Atiya, A. F. (2001). Bankruptcy Prediction for Credit Risk Using Neural Networks: A Survey and New Results. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 12(4), 929-935. doi:10.1109/72.935101
- Balcaen, S., y Ooghe, H. (2006). 35 Years of studies on business failure: An overview of the classic statistical methodologies and their related problems. *The British Accounting Review*, 38(1), 63-93.
- Barniv, R., Anurag, A., y Leach, R. (1997). Predicting the Outcome Following Bankruptcy Filing: A Three State Classification Using Neural Networks. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 6(3), 177-194. doi:10.1002/(SICI)1099-1174(199709)6:33.3.CO;2-4
- Bates, T. (2002). Restricted Access to Markets Characterizes Women-Owned Businesses. *Journal of Business Venturing*, 17(4), 313-324.
- Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71-111. doi:10.2307/2490171
- Beaver, W. H., McNichols, M., y Rhie, J. (2005). Have Financial Statements Become Less Informative? Evidence from the Ability of Financial Ratios to Predict Bankruptcy. *Review of Accounting Studies*, 10(1), 93-122.

- Beck, T., Demirgüç-Kunt, A., y Maksimovic, V. (2008). Financing patterns around the world: Are small firms different? *Journal of Financial Economics*, 89(3), 467-487. doi:10.1016/j.jfineco.2007.10.005
- Bell, T. B., Ribar, G. S., y Verchio, J. (1990). Neutral Nets Versus Logistic Regression: A Comparison of Each Model's Ability to Predict Commercial Bank Failures. *Auditing Symposium on Auditing Problems*, 29-53.
- Bellovary, J. L., Giacominio, D. E., y Akers, M. D. (2007). A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present. *Journal of Financial Education*, 33(Winter), 1-42.
- Benito, A., Delgado, F. J., y Martínez, J. (2004). A synthetic indicator of financial pressure for Spanish firms. *Documentos de trabajo del Banco de España*, 11, 1-32. Recuperado de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=934589>
- Berkson, J. (1944). Application of the logistic function to bio-assay. *Journal of the American Statistical Association*, 39(227), 357-365.
- Bliss, C. I. (1934). The method of probits. *Science*, 79, 38-39.
- Bloom, R. J. (2003). *Vrouw in Zaken [Woman in Business]*. Amsterdam: Uitgeverij Bert Bakker.
- Carter, N., y Allen, K. (1997). Size determinants of women-owned business: choice or. *Entrepreneurship & Regional Development*, 9, 211-220.
- Cathcart, L., Dufour, A., Rossi, L., y Varotto, S. (2018). The Differential Impact of Leverage on the Default Risk of Small and Large Firms. *Journal of Corporate Finance*, 60. doi:10.2139/ssrn.3226246
- Cielen, A., Peeters, L., y Vanhoof, K. (2004). Bankruptcy Prediction Using a Data Envelopment Analysis. *European Journal of Operational Research*, 154(2), 526-532.
- Contreras, J. G. (2016). *Análisis de quiebra empresarial: modelo de ecuaciones de estimación* (Tesis doctoral). Universidad Complutense de Madrid, Departamento de Economía Financiera y Contabilidad. Recuperado de <https://eprints.ucm.es/37377/1/T37123.pdf>

- Cordera, R. (2017). Globalización en crisis; por un desarrollo sostenible. *Economía UNAM*, 14(40), 3-12. doi:10.1016/j.eunam/2017.01.001
- Correa, A., Acosta, M., y González, A. L. (2003). La insolvencia empresarial: un análisis empírico para la pequeña y mediana empresa. *Revista de Contabilidad*, 6(12), 47-79. Recuperado de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=1197776>
- Dambolena, I. G., y Khoury, S. J. (1980). Ratio stability and corporate failure. *Journal of Finance*, 35(4), 1017-1026. doi:10.1111/j.1540-6261.1980.tb03517.x
- Daubie, M., y Meskens, N. (2002). Business failure prediction: A review and analysis of the literatura. En Zopounidis, C. *New Trends in Banking Management*, (págs. 71-86). Heidelberg, Alemania: Springer-Verlag.
- Davydenko, S. A. (2007). When do firms default? A study of the default boundary. *University of Toronto - Finance Area*. doi:10.2139/ssrn.672343
- De Andrés, P., Gimeno, R., y Mateos, R. (2019). The Gender Gap in Bank Credit Access. *Banco de España Working Paper*, 1945. Recuperado de https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3510121
- Deakin, E. B. (1972). A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure. *Journal of Accounting Research*, 10(1), 167-179. doi:10.2307/2490225
- Deakin, E. B. (1976). Distributions of financial accounting ratios: some empirical evidence. *The Accounting Review*, 51(1), 90-96.
- Dietsch, M., y Petey, J. (2002). The credit risk in SME loans portfolios: Modeling issues, pricing, and capital requirements. *Journal of Banking and Finance*, 26(2), 303-322. doi:10.1016/S0378-4266(01)00224-2
- Dimitras, A., Zanakis, S., y 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), 487-513. doi:10.1016/0377-2217(95)00070-4
- Dunne, T., Roberts, M. J., y Samuelson, L. (1989). The growth and failure of US manufacturing plants. *The Quarterly Journal of Economics*, 104, 672-698. doi:10.2307/2937862

- Edmister, R. O. (1972). An empirical test of financial ratio analysis for small business failure prediction. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 7(2), 1477-1493. doi:10.2307/2329929
- Ferrando Bolado, M., y Blanco Ramos, F. (1998). La previsión del fracaso empresarial en la Comunidad Valenciana: aplicación de los modelos discriminante y logit. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 27(95), 499-540. Recuperado de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=44269>
- FitzPatrick, P. J. (1932). A comparison of ratios of successful industrial enterprises with those of failed firms. *Journal of Accounting Research*.
- Fletcher, D., y Gross, E. (1993). Application Forecasting with Neural Networks: An Application Using Bankruptcy Data. *Information and Management*, 24, 159-167.
- Gabás Trigo, F. (1990). *Técnicas actuales de análisis contable: evaluación de la solvencia empresarial*. Madrid: Instituto de Contabilidad y Auditoría de Cuentas. Ministerio de Economía y Hacienda. Recuperado de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/libro?codigo=58013>
- García Pérez de Lema, D., Calvo-Flores Segura, A., y Arques Pérez, A. (1995). Un modelo discriminante para evaluar el riesgo bancario en los créditos a empresas. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 82, 175-200. Recuperado de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=44155>
- García-Ayuso, M. (1995). La necesidad de llevar a cabo un replanteamiento de la investigación en materia de análisis de la información financiera. *Análisis financiero*, 66, 36-61. Recuperado de <https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/44208.pdf>
- Gazengel, A., y Thomas, P. (1992). Les défaillances d'entreprises. *Les Cahiers de recherche*, 105(92).
- Gil de Albornoz, B., y Giner, B. (2013). Predicción del fracaso empresarial en los sectores de construcción e inmobiliario: modelos generales versus específicos. *Universia Business Review*, 39(29), 118-131. Recuperado de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=4392078>

- Gilbert, L. R., Menon, K., y Schwartz, K. B. (1990). Predicting bankruptcy for firms in financial distress. *Journal of Business Finance & Accounting*, 17(1), 161-171. doi:10.1111/j.1468-5957.1990.tb00555.x
- Goffe, R., y Scase, R. (1983). Business Ownership and Women's Subordination: A. *The Sociological Review*, 31(4), 625-648.
- Gómez, M. E., de la Torre, J. M., y Román, I. (2008). Análisis de sensibilidad temporal en los modelos de predicción de insolvencia: una aplicación a las PYMES industriales. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 37(137), 85-111. doi:10.1080/02102412.2008.10779640
- Graveline, J., y Kokalari, M. (2008). Credit Risk. *The Research Foundation of CFA Institute*.
- Grunert, J., Norden, L., y Weber, M. (2005). The Role of Non-Financial Factors in Internal Credit Ratings. *Journal of Banking and Finance*, 54(1), 509-531.
- Hastie, T., Tibshirani, R., y Friedman, J. H. (2009). The elements of statistical learning data mining, inference, and prediction.
- Hill, N. T., Perry, S. E., y Andes, S. (1996). Evaluating Firms In Financial Distress: An Event History Analysis. *Journal of Applied Business Research*, 12(3), 60-71. doi:10.19030/jabr.v12i3.5804
- Hillegeist, S. A., Keating, E., Cram, D. P., y Lundstedt, K. G. (2004). Assessing the Probability of Bankruptcy. *Review of Accounting Studies*, 9(1), 5-34. doi:10.1023/B:RAST.0000013627.90884.b7
- Hisrich, R. D., y Brush, C. (1984). The Woman Entrepreneur: Management Skills and Business Problems. *Journal of Small Business Management*, 22(1), 30-37.
- Jacobson, T., Kindell, R., y Lindé, J. (2008). Firm default and aggregate fluctuations. *Journal of the European Economic Association*, 11(4). doi:10.2139/ssrn.1170442
- Jones, F. L. (1987). Current techniques in bankruptcy prediction. *Journal Accounting*, 6, 131-164.
- Jones, S., y Hensher, D. A. (2004). Predicting firm financial distress: A mixed logit model. *The Accounting Review*, 79(4), 1011-1038.

- Jones, S., y Hensher, D. A. (2008). *Advances in credit risk modelling and corporate bankruptcy prediction*. Cambridge, Reino Unido: Cambridge University Press.
- Justo, R. (2008). *La influencia del género y entorno familiar en el éxito y fracaso de las iniciativas emprendedoras* (Tesis doctoral). Universidad Autónoma de Madrid, Departamento de Estructura Económica y Economía de Desarrollo. Recuperado de https://repositorio.uam.es/bitstream/handle/10486/1811/5527_justo_rachida.pdf?sequence=1
- Keasey, K., y Watson, R. (1988). The non-submission of accounts and small company financial failure prediction. *Accounting and Business Research*, 19(73), 47-54. doi:10.1080/00014788.1988.9728835
- Khan, W., y Vieito, J. (2013). CEO gender and firm performance. *Journal of Economics and Business*, 67, 55-66. doi:10.1016/j.jeconbus.2013.01.003
- Labatut, G., Veres, E., y Veres, E. J. (2009). Modelización temporal de los ratios contables en la detección del fracaso empresarial de la pyme española. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 28(143), 423-448. Recuperado de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=3073136>
- Laitinen, E. K. (1993). Financial Predictors for Different Phases of the Failure Process. *Omega International Journal of Management Science*, 21(2), 215-228.
- Laitinen, T., y Kankaanpää, M. (1999). Comparative Analysis of Failure Prediction Methods: the Finnish Case. *The European Accounting Review*, 8(1), 67-92.
- Lincoln, M. (1984). An empirical study of the usefulness of accounting ratios to describe levels of insolvency risk. *Journal of Banking and Finance*, 8(2), 321-340. doi:10.1016/0378-4266(84)90011-6
- Liou, D. K., y Smith, M. (2006). Macroeconomic Variables in the Identification of Financial Distress. *SSRN Electronic Journal*. doi:10.2139/ssrn.900284
- Lizarraga Dallo, F. (1997). Utilidad de la información contable en el proceso de fracaso: análisis del sector industrial de la mediana empresa española. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 26(93), 871-915.

- López, J., Gandía, J. L., y Molina, R. (1998). La suspensión de pagos en pymes: una aproximación empírica. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 27(94), 71-97.
- Marais, M. L., Patell, J. M., y Wolfson, M. A. (1984). The Experimental Design of Classification Models: An Application of Recursive Partitioning and Bootstrapping to Commercial Bank Loan Classifications. *Journal of Accounting Research*, 22, 87. doi:10.2307/2490861
- Martin, D. (1977). Early warning of bank failure: A logit regression approach. *Journal of Banking and Finance*, 1(3), 249-276. doi:10.1016/0378-4266(77)90022-X
- Mensah, Y. M. (1984). An Examination of the Stationarity of Multivariate Bankruptcy Prediction Models: A Methodological Study. *Journal of Accounting Research*, 22(1), 380-395. doi:10.2307/2490719
- Merwin, C. L. (1942). *Financing small corporations in five manufacturing industries, 1926-1936*. New York: National Bureau of Economic Research.
- Palepu, K. G. (1986). Financial distress, employees' welfare and entrepreneurship among SMEs. *Social Indicators Research*, 129(3), 1135-1153. doi:10.1007/s11205-015-1164-6
- Paradi, J. C., Asmild, M., y Simak, P. C. (2004). Using DEA and Worst Practice DEA in Credit Risk Evaluation. *Journal of Productivity Analysis*, 21(2), 153-165.
- Rhodes, E. (1978). Data envelopment analysis and approaches for measuring the efficiency.
- Rubio, M. (2008). Análisis del fracaso empresarial en Andalucía. Especial referencia a la edad de las empresas. *Cuadernos de Ciencias Económicas y Empresariales*, 54, 35-56. Recuperado de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=2856946>
- Sarle, W. S. (1994). Neural Networks and Statistical Models. *Proceedings of the Nineteenth Annual SAS Users Group International Conference*.
- Scott, J. (1981). The probability of bankruptcy: A comparison of empirical predictions and theoretical models. *Journal of Banking and Finance*, 5(3), 317-344. doi:10.1016/0378-4266(81)90029-7

- Shumway, T. (2001). Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model. *Journal of business*, 74(1), 101-124.
- Smith, R. F., y Winakor, A. H. (1935). *Changes in the financial structure of unsuccessful industrial corporations*. Urbana: University of Illinois.
- Somoza López, A. (2001). La consideración de factores cualitativos, macroeconómicos y sectoriales en los modelos de predicción de la insolvencia empresarial. *Papeles de Economía Española*, 89-90, 402-426. Recuperado de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=65526>
- Stein, J. H., y Ziegler, W. (1984). The Prognosis and Surveillance of Risks from Commercial Credit Borrowers. *Journal of Banking and Finance*, 8(2), 249-268.
- Sueyoshi, T., y Goto, M. (2009). Methodological comparison between DEA (Data envelopment analysis) and DEA-DA (Discriminant analysis) from the perspective of bankruptcy assessment. *European Journal of Operational Research*, 199(2), 561-575. doi:10.1016/j.ejor.2008.11.030
- Taffler, R. J. (1982). Forecasting Company Failure in the UK using Discriminant Analysis and Finance Ratio Data. *Journal of the Royal Statistical Association*, 145(3), 342-358. doi:10.2307/2981867
- Tam, K. Y. (1991). Neural Network Models and the Prediction of Bank Bankruptcy. *Omega*, 19(5), 429-445.
- Tam, K. Y., y Kiang, M. Y. (1992). Managerial Applications of Neural Networks: The Case of Bank Failure Predictions. *Management Science*, 38(7), 926-947.
- Tascón Fernández, M. T., y Castaño Gutiérrez, F. J. (2012). Variables y modelos para la identificación y predicción del fracaso empresarial: Revisión de la investigación empírica reciente. *Revista de Contabilidad*, 15(1), 7-58. Recuperado de [https://doi.org/10.1016/S1138-4891\(12\)70037-7](https://doi.org/10.1016/S1138-4891(12)70037-7)
- Tascón, M. T., Castaño, F. J., y Castro, P. (2018). A new tool for failure analysis in small firms: Frontiers of financial ratios based on percentile differences (PDFR). *Spanish Journal of Finance and Accounting - Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 47(4), 433-463.

- Troutt, M. D., Rai, A., y Zhang, A. (1996). The Potential Use of DEA for Credit Applicant Acceptance Systems. *Computers & Operations Research*, 23(4), 405-408.
- Westgaard, S., y Van Der Wijst, N. (2001). Default Probabilities in a Corporate Bank Portfolio: A Logistic Model Approach. *European Journal of Operational Research*, 135(2), 338-349.
- Wilson, R. L., y Sharda, R. (1994). Bankruptcy Prediction Using Neural Networks. *Decision Support Systems*, 11(5), 545-557. doi:10.1016/0167-9236(94)90024-8
- Zavgren, C. V. (1983). The prediction of corporate failure: the state of the art. *Journal of Accounting Literature*, 2(1), 1-38.
- Zavgren, C. V. (1988). The Association between Probabilities of Bankruptcy and Market Responses- A Test of Market Anticipation. *Journal of Business, Finance and Accounting*, 15(1), 27-45. doi:10.1111/j.1468-5957.1988.tb00118.x
- Zhang, G. P., Hu, M. Y., Patuwo, B. E., y Indro, D. C. (1999). Artificial Neural Networks in Bankruptcy Prediction: General Framework and Cross-Validation Analysis. *European Journal of Operational Research*, 116(1), 16-32.
- Zmijewski, M. E. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59-82. doi:10.2307/2490859