



Universidad
Politécnica
de Cartagena

ESCUELA
INTERNACIONAL DE
DOCTORADO

PROGRAMA DE DOCTORADO EN ECONOMÍA

TESIS DOCTORAL

**BIG DATA EN EL ANÁLISIS ECONÓMICO-FINANCIERO DE LA EMPRESA:
PROPUESTAS EMPÍRICAS EN LA PREDICCIÓN DEL FRACASO**

Presentada por José Noguera Venero para optar al
grado de Doctor
por la Universidad Politécnica de Cartagena

Dirigida por:
Dr. Manuel Ruiz Marín

Codirigida por:
Dra. María Luz Maté Sánchez-Val

Cartagena, 2023

Agradecimientos

En primer lugar, deseo expresar mi más sincero agradecimiento a mis directores de esta tesis doctoral, el Dr. Manuel Ruiz, por haber compartido sus conocimientos, tiempo y trabajo, además de dirigir con dedicación y paciencia esta investigación, y a la Dra. M^a Luz Maté, mi madrina docente sin la cual nada de esto habría sido posible. Su motivación, confianza y apoyo en los últimos años, tanto en el máster como durante la elaboración de la tesis, sus consejos, tanto personales como profesionales que me han ayudado a crecer en todos los ámbitos de mi vida.

Al programa de iniciación a la investigación de la UPCT en colaboración con el Banco Santander, por su apoyo económico el cual me ayudó a dar el paso a iniciar este camino. Así como agradecer a la propia universidad todos estos años de grado, máster y doctorando que han sido parte de la persona que a día de hoy soy.

A mi familia. A mi madre, por darme la vida y ser un pilar fundamental para mí, que siempre confió pese a todo y siempre nos antepuso a mí y a mi hermano por encima de todo. A mi padre, por enseñarme a nunca bajar los brazos y darme por vencido, y a tener la entereza de afrontar los problemas de la vida. A mi hermano, por todas esas discusiones y diferentes puntos de vista que han aportado su granito de arena.

A mi pareja, Miriam, por tantos años de felicidad. Ella que se preocupó por mí en cada momento, que fue mi inspiración, que confió en mí siempre. Si de algo estoy seguro es que no habría terminado esta tesis sin su apoyo incondicional, sin su cariño. Parte de este gran paso ha sido culpa tuya, y te estaré eternamente agradecido por significar tanto para mí desde el día en que nos conocimos.

A mis amigos, por ser mi vía de escape, ese apoyo moral y humano. Cada cerveza, cada entrenamiento, cada partido, cada conversación, cada quedada, es parte de esto. Los calvos, el litro, a los de la nasa, a mi vecina, los del jugger, los del barrio, a mis niños de Molina, gracias.

También en memoria de Teru, por ayudarme a tener pensamiento crítico y reforzar mis valores. Hasta siempre, diez.

Tabla de contenidos

Resumen.....	5
Abstract.....	7
Introducción.....	9
Contexto	10
Objetivos	12
Esquema de la tesis.....	14
Capítulo 1: Metodologías de fracaso empresarial.....	16
1.1 El fracaso empresarial	17
1.2 Evolución de la literatura.....	18
1.3 Metodologías para definir el fracaso empresarial.....	20
1.3.1 <i>Análisis univariante discriminatorio</i>	20
1.3.2 <i>Análisis Multivariante Discriminatorio</i>	21
1.3.3 <i>Análisis de Regresión Lógica</i>	23
1.3.4. <i>Análisis de Regresión Probabilística</i>	24
1.3.5. <i>Algoritmo de Participación Recursiva</i>	25
1.3.6. <i>Análisis de supervivencia</i>	26
1.3.7. <i>Análisis Cualitativo Comparativo</i>	27
1.3.8. <i>Evolución del fsQCA</i>	30
Capítulo 2: Caracterización de procesos de fracaso empresarial frente a cambios estructurales.....	34
2.1 Introducción.....	35
2.2 Base de datos y muestra.....	36
2.2.1 <i>Muestra</i>	36
2.2.2 <i>Variables</i>	37
2.3 Metodología.....	39
2.3.1 <i>Proceso de simbolización de ratios financieros</i>	40
2.3.2 <i>Agrupación simbólica de la quiebra de empresas</i>	41
2.3.3 <i>Regresiones logísticas multinomiales</i>	42
2.5. Resultados.....	42
2.5.1. <i>Procesos de fracaso empresarial anteriores y posteriores a la crisis</i>	43
2.5.2. <i>Proceso de clustering</i>	44

2.5.3.	<i>Regresión logística multinomial</i>	45
2.6.	Discusión y conclusiones de los resultados de este capítulo	48
	Capítulo 3 Aplicación de la propuesta metodológica al sector agrario	50
3.1	Introducción.....	51
3.2	Muestra y variables de este estudio	52
3.2.1	<i>Datos</i>	52
3.2.2	<i>Variables</i>	52
3.3	Resultados.....	53
3.3.1	<i>Procesos de ruptura empresarial pre y post Covid en empresas agrarias</i>	54
3.3.2	<i>Árboles de decisión para caracterizar las empresas agrarias en quiebra</i>	55
3.4	Discusión de los resultados de este capítulo.....	56
	Capítulo 4: Técnicas de simbolización para examinar el impacto geográfico de los procesos de fracaso empresarial.....	60
4.1.	Introducción	61
4.2.	Metodología	63
4.2.1.	Prueba de dependencia espacial $Q(m)$ de los datos cualitativos	63
4.3	Base de datos y variables	63
4.2.	Resultados.....	65
4.2.1.	<i>Proceso de fracaso empresarial</i>	65
4.2.2.	<i>Distribución geográfica de los procesos de fracaso</i>	65
4.2.3.	<i>Patrones espaciales pre y post covid aplicando el test de dependencia espacial $Q(m)$ para datos cualitativos</i>	68
4.3.	Discusión y Conclusiones de este capítulo	70
	Capítulo 5: Conclusiones	72
5.1.	Conclusiones y consideraciones finales.....	73
5.2	Principales conclusiones	74
5.2.1	Análisis Financiero.....	74
5.2.2	Análisis económico	74
5.2.3	Análisis de los procesos de fracaso empresarial.....	75
5.2.4.	Implicaciones empresariales y políticas	75
5.3	Futuras líneas investigación.....	75
	Referencias bibliográficas.....	77

Resumen

Si imaginamos el mercado como un circuito en el que diferentes agentes actúan entre ellos para obtener un beneficio económico, podemos decir que, las empresas forman parte de este circuito junto a otros agentes (como los hogares, el estado, las entidades bancarias, inversores...etc.). Que alguno de esos agentes deje de existir afecta desde una perspectiva económica a los que permanecen en el circuito (deflación, desempleo, disminución de la actividad productiva), incluso a otros agentes del mismo tipo (pérdida de proveedores), aun perteneciendo a otros países (disminución del comercio internacional). En este sentido, y por ubicarnos en un sistema capitalista, analizamos la situación en la que las empresas dejan de existir por ser un aspecto de importancia fundamental en ámbitos políticos y socioeconómicos.

El objetivo de esta tesis es determinar la combinación de condiciones financieras necesarias que hacen que las empresas fracasen. Además, examinamos si estas condiciones varían ante shocks externos inesperados y difíciles de predecir como es el caso de la crisis derivada de la situación de la pandemia del Covid.

Para ello, desarrollamos una metodología basada en análisis simbólico, a partir del cual caracterizamos el proceso de fracaso empresarial en base a la información que obtenemos a partir de los ratios financieros. En particular, superamos las limitaciones derivadas de la aplicación de técnicas de análisis cualitativo comparativo de conjuntos difusos (fsQCA) respecto a su carácter subjetivo mediante la aplicación de algoritmos de Big Data basados en el análisis simbólico, y la utilización de herramientas de estadística tradicional. Además, aplicamos herramientas de clusterización con el fin de identificar características financieras comunes en las distintas empresas que determinamos como fracasadas en el proceso anterior. Esto nos ayuda a identificar distintos procesos de fracaso empresarial. Este procedimiento propuesto se aplica posteriormente para comprobar si la tipología de los procesos de fracaso empresarial ha variado antes y después del Covid. Posteriormente, desarrollamos un análisis empírico aplicando el procedimiento previamente descrito al sector primario encontrando resultados que permiten identificar

diferencias entre distintos tipos de procesos de fracaso empresarial. Finalmente, contrastamos la existencia de procesos de agrupación territorial de los distintos tipos de procesos de fracaso empresarial señalando si existen diferencias en la distribución espacial de estos procesos cuando se comparan los periodos pre y post Covid.

Esta tesis aporta a la literatura empresarial de fracaso empresarial un procedimiento para identificar distintos tipos de procesos de fracaso empresarial en base a la información financiera de la empresa.

Abstract

If we imagine the market as a circuit in which different agents act among themselves to obtain an economic benefit, we can say that companies form part of this circuit together with other agents (such as households, the state, banks, investors, etc.). If any of these agents cease to exist, from an economic perspective, this affects those who remain in the circuit (deflation, unemployment, decrease in productive activity), and even other agents of the same type (loss of suppliers), even if they belong to other countries (decrease in international trade). In this sense, and because we are located in a capitalist system, we analyse the situation in which companies cease to exist because they are of fundamental importance in political and socio-economic spheres.

The objective of this thesis is to determine the combination of necessary financial conditions that cause firms to fail. In addition, we examine whether these conditions vary in the face of unexpected and hard-to-predict external shocks such as the crisis resulting from the Covid pandemic situation.

To this end, we develop a methodology based on symbolic analysis, from which we characterise the process of business failure based on the information we obtain from financial ratios. In particular, we overcome the limitations derived from the application of fuzzy set comparative qualitative analysis (fsQCA) techniques with respect to their subjective character by applying Big Data algorithms based on symbolic analysis, and the use of traditional statistical tools. In addition, we apply clustering tools in order to identify common financial characteristics in the different companies that we determined as failures in the previous process. This helps us to identify different processes of business failure. This proposed procedure is then applied to test whether the typology of business failure processes has changed before and after Covid. Subsequently, we develop an empirical analysis applying the previously described procedure to the primary sector, finding results that allow us to identify differences between different types of business failure processes. Finally, we test for the existence of territorial clustering processes for the different types of business failure processes and whether there exist differences in the spatial distribution when we compare pre- and post-Covid periods.

This thesis contributes to the business failure literature with a procedure to identify different types of business failure processes based on the financial information of the company.

Introducción

Contexto

La pandemia del Covid-19 ha provocado dificultades financieras en diferentes sectores. La crisis del coronavirus ha reducido las transacciones comerciales de las empresas dada la normativa gubernamental de distanciamiento social para controlar la propagación de esta enfermedad (Baqae y Farhi, 2020). Esta cuestión crítica se ha convertido en un importante ámbito de investigación en el campo de las predicciones econométricas. No cabe duda de que el Covid-19 ha dejado profundas cicatrices en la economía (Baldwin y di Mauro, 2020, Bénassy-Quéré y di Mauro, 2020). Las investigaciones sobre las consecuencias económicas de la pandemia del Covid-19 y los descensos de actividad asociados concluyeron sobre el enorme impacto de esta situación en los mercados laborales a corto plazo (Coibion et al., 2020b; Lozano Rojas et al. 2020) y probablemente a largo plazo (Barrero et al., 2020; Gregory et al., 2020), en particular para las empresas más vulnerables y susceptibles de sufrir perturbaciones financieras externas (Alstadsæter et al., 2020; Montenovio et al., 2020).

Considerar la situación empresarial en periodos de crisis requiere el desarrollo de herramientas que permitan predecir la posible situación de fracaso empresarial para ayudar en los procesos de toma de decisiones (Alaka, 2018). Sin embargo, existen otros agentes interesados en este tipo de análisis (instituciones financieras, prestamistas, inversores, algunos gobiernos, etc.) que buscan desarrollar modelos que permitan evaluar eficazmente la probabilidad de impago de los socios como consecuencia de la quiebra (Barboza et al., 2017). A pesar de que los impagos se comportan de forma estocástica, la información del mercado de capitales puede utilizarse para desarrollar modelos de predicción de quiebras. La mayoría de los estudios realizados en el ámbito del análisis de la quiebra empresarial utilizan variables basadas en los ratios financieros construidos a partir de los estados financieros de las empresas como variables principales para desarrollar modelos de predicción (Kou et al., 2021). Esta predicción es útil para asegurar que la posible situación de quiebra sea tratada a tiempo, esquivando posibles escenarios que culminen en la extinción de la empresa (Jones, 2017).

El efecto de la pandemia Covid sobre los resultados de las empresas depende de un

conjunto de factores internos y externos. Entre los factores internos, la gestión financiera de las empresas es un elemento clave para tener en cuenta. El tradicional debate sobre la estructura financiera más adecuada de las empresas se convierte en un factor decisivo (Fahlenbrach et al., 2021). La literatura afirma que las empresas plantean políticas financieras para garantizar un acceso fiable y rentable al mercado de capitales. Los factores explicativos del trade off entre capital y deuda se exponen en diferentes estudios como el de Modigliani y Miller (1963) y el de Myers y Majluf (1984). Estos estudios destacan el concepto de flexibilidad financiera de las empresas indicando que la deuda se aplica para la financiación transitoria a corto plazo y con la emisión de deuda se continúa principalmente con el desapalancamiento para restablecer la posibilidad de pedir préstamos. Así, las empresas prefieren emitir deuda en lugar de capital para satisfacer sus necesidades de financiación debido a que tiene menores costes de información asimétrica. Por lo tanto, las empresas tenderán a aumentar temporalmente la deuda para tener la posibilidad de emitir nueva deuda y afrontar nuevas necesidades de financiación (DeAngelo et al., 2018). A pesar de que los directivos destacan la importancia de las prácticas de flexibilidad financiera para la riqueza financiera de las empresas, los estudios empíricos no suelen encontrar que las empresas utilicen esta práctica (Graham y Harvey 2001). En particular, algunos estudios encuentran que el apalancamiento medio disminuye durante mucho tiempo para las empresas con valores de deuda elevados o que han aumentado el apalancamiento (DeAngelo y Roll, 2015).

Como hemos dicho, es probable que las respuestas macropolíticas que han intentado mitigar la pandemia también hayan provocado grietas en el sistema (Eichenbaum et al., 2021; Gourinchas, 2020). Jordà et al. (2020) considerando que algunas deficiencias macroeconómicas provocadas por las medidas adoptadas en anteriores crisis pandémicas desde el siglo XIV en adelante persistieron aproximadamente cuarenta años después. Por tanto, es esencial identificar los indicadores para anticiparse a las situaciones de fracaso empresarial con el fin de tomar medidas para mitigar estos efectos.

Estos indicadores los obtenemos fundamentalmente en los ratios financieros, variables dadas por las características internas de la empresa. La predicción de la quiebra de las empresas a partir de los ratios financieros es un tema ampliamente estudiado desde

los trabajos pioneros de Beaver (1966) y Altman (1968). Kumar y Ravi (2007), Olson et al. (2012), Sun et al. (2014), Tian et al. (2015) y Alaka et al. (2018) ofrecen una revisión de la literatura sobre la predicción de las dificultades financieras. Estudios sobre predictores no financieros son más escasos y suelen centrarse en países concretos (por ejemplo, Estados Unidos, Finlandia, Italia o España). Existe un gran número de métodos estadísticos diferentes desarrollados para la predicción de la quiebra diseñados para aumentar la precisión o alargar el horizonte temporal de predicción (Dimitras, Zanakis y Zopounidis 1996; Bellovary, Giacomino y Akers 2007; Du Jardin 2015).

Objetivos

El fracaso empresarial es uno de los temas de investigación más tratados estos últimos años. Además, debido a la situación excepcional derivada de la pandemia del Covid-19, el número de empresas en quiebra aumentó de manera continuada en los últimos meses. Esto ha generado un mayor interés en el desarrollo de estudios de predicción de fracaso empresarial haciendo especial hincapié en la identificación de los indicadores capaces de anticiparse a la situación de fracaso empresarial con el fin de adoptar medidas que disminuyan estos efectos.

En este contexto, el trabajo que proponemos tiene como objetivo principal el desarrollo de una metodología basada en análisis simbólico de los ratios financieros de la empresa para el estudio y la predicción del fracaso empresarial, como extensión y mejora de la técnica de análisis cualitativo comparativo de conjuntos difusos (fsQCA). Esta propuesta presenta una ventaja respecto a las técnicas aplicadas en la literatura anterior ya que no sólo nos permite determinar las variables internas que propician una situación de fracaso empresarial, sino que además detecta qué factores son suficientes para que se dé dicha situación. Además, el análisis simbólico nos permite reducir el ruido inherente a los ratios financieros y quedarnos con información relevante que caracterice el fracaso empresarial. Esta característica nos permite identificar distintos tipos de procesos de fracaso empresarial. Como inconveniente, el análisis simbólico a veces requiere que el investigador proponga una serie umbrales en el proceso de simbolización de carácter subjetivo. Nosotros superamos esta limitación subjetiva mediante la aplicación de

técnicas de simbolización en el contexto del Big Data.

Esta tesis supone una contribución a la literatura económico-financiera de predicción de quiebra identificando las combinaciones de variables posibles en el fracaso empresarial. Nuestra propuesta se basa en el desarrollo de la literatura anterior que nos ofrece un campo de análisis sobre los distintos indicadores que pueden incidir en la probabilidad de fracaso empresarial. En base a diferentes estudios del fracaso empresarial de la literatura tradicional, como Beaver (1966), Altman (1968), Ohlson (1980), Zmijewski (1984) o Frydman (1985), procedemos a la selección de indicadores financieros para que sean procesados mediante el modelo que proponemos, que se basa en un modelo cualitativo de carácter innovador el cual se ha aplicado durante los últimos años en diferentes investigaciones sociales, pero que prácticamente no ha sido aplicado en los procesos de predicción de fracaso empresarial hasta la fecha y cuyo carácter subjetivo no había sido superado.

Nuestro objetivo general se divide en una serie de objetivos específicos:

- Desarrollo de un algoritmo con el que experimentar la posibilidad de quiebra en base a la totalidad de variables financieras con motivo de ofrecer un análisis mucho más general y adaptable.

- Examinar el estudio de fracaso empresarial a partir del análisis simbólico considerando distintos subconjuntos de empresas en base a su actividad productiva principal (códigos CNAE) con motivo de arrojar una mejor visión de los procesos de fracaso empresarial disminuyendo la posible heterogeneidad derivada del sector en este tipo de estudios.

- Realizar un análisis en el que entre en juego el factor de contagio empresarial en los procesos de fracaso empresarial mediante la aplicación de las coordenadas geográficas de las empresas fracasadas con motivo de ofrecer una relación entre ellas y su proximidad.

Para conseguir estos objetivos, realizamos varias aplicaciones empíricas sobre una muestra de empresas de las que podremos:

- a) Identificar los indicadores de fracaso empresarial; ya que, en un modelo multivariante no sólo es necesario realizar una selección de los ratios financieros más populares utilizados a lo largo de la literatura, sino que también es necesario demostrar por qué lo son, y considerarlos como un conjunto, no tratarlos de manera individual.
- b) Determinar la evolución temporal de los mismos con el objetivo de anticiparse a la situación de fracaso.
- c) Comprobar si existen diferencias en el patrón de fracaso empresarial antes y después de la situación de crisis derivada del Covid-19.
- d) Analizar el comportamiento espacial de los distintos procesos de fracaso empresarial.

Esquema de la tesis

Esta tesis se divide en cuatro capítulos. Antes se ha expuesto una introducción general para mostrar las motivaciones y aportaciones de nuestro estudio.

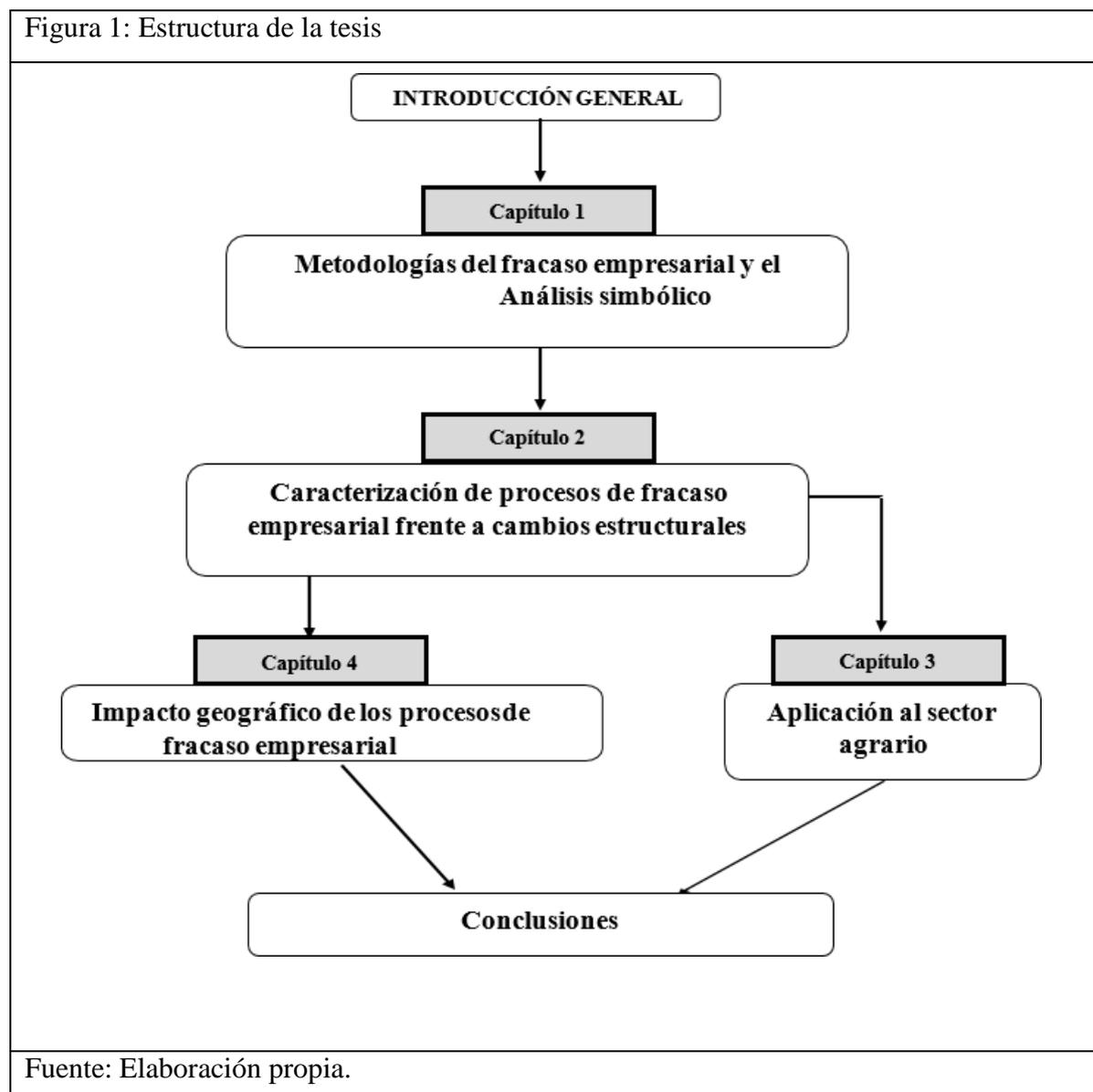
En el Capítulo 1 se analizan los métodos de análisis en el fracaso empresarial más relevantes y el modelo fsQCA desarrollado por Ragin (2009), su adaptación al proceso de fracaso empresarial y la evolución de la metodología a lo largo de los años.

En el Capítulo 2 se presenta la propuesta metodológica basadas en análisis simbólico y una aplicación empírica de una muestra de más de 30.000 empresas localizadas en la Comunidad de Madrid de la que se extraen conclusiones respecto a la categorización de los procesos de fracaso empresarial y establece una comparación de estos procesos entre los periodos pre y post-covid.

En el Capítulo 3 aplicamos nuestra propuesta metodológica a una sub-muestra específica de empresas dedicadas cuya actividad principal es el sector agrario. Además, con el fin de profundizar más en estos procesos, aplicamos métodos de árbol de decisión para identificar las principales características internas de las empresas agrarias fracasadas según el tipo de proceso de fracaso empresarial.

En el Capítulo 4, a partir de nuestra propuesta metodológica, examinamos la distribución espacial de los distintos tipos de procesos de fracaso empresarial a través de la aplicación de tests de dependencia espacial. De este modo, evaluamos los efectos de interacción espacial entre empresas fracasadas localizadas próximas entre si según el tipo de fracaso y comparamos si estas estructuras de correlación espacial se mantienen cuando comparamos los periodos pre y post-Covid. Finalmente, cerramos este documento de tesis con un capítulo en el que incluimos las principales conclusiones derivadas de nuestro estudio.

Figura 1: Estructura de la tesis



Fuente: Elaboración propia.

*Capítulo 1: Metodologías de fracaso
empresarial*

1.1 El fracaso empresarial

Consideramos fracaso empresarial a esa situación en la que una entidad o empresa deja de generar ingresos suficientes para continuar con su actividad económica. Un fracaso es un acontecimiento en el que se puede encontrar cualquier empresa, independientemente de su tamaño, de su sector de actividad o de las condiciones económicas del país en el que se encuentre. Cuando analizamos el concepto de fracaso en la empresa, se observa que tiene más de una definición. Así, si una empresa no puede pagar sus deudas, ésta se declara en situación de fracaso y cesa su actividad. Beaver (1966) considera que la quiebra empresarial es la incapacidad de una empresa para pagar sus obligaciones financieras a su vencimiento. Según Beaver esa incapacidad se manifiesta por culpa del impago de intereses o del importe del propio capital en los plazos previstos, la falta de financiación de cuentas, impago de dividendos y la bancarrota. Propulsor del MDA (Análisis Discriminante Multivariante) en la predicción del fracaso empresarial con su modelo Z-Score, Altman (1968) se refiere al fracaso empresarial cuando la entidad entra jurídicamente en quiebra y se somete a un proceso de concurso de acreedores.

Posteriormente, Deakin (1972) adaptaba el modelo de Beaver pero sin tener en cuenta los dividendos y las condiciones de pago en las obligaciones, en su estudio tomaba como fracaso empresarial la situación de insolvencia, las que eran liquidadas en beneficio de los acreedores y la propia quiebra legal. Blum (1974), Ohlson (1980), Zmijewski (1984), Zavgren (1985) y Lo (1986) tomaron como situación de fracaso la quiebra legal. Por otro lado, Goudie (1987), también trabajando sobre el modelo de Beaver, categorizó como concepto de fracaso a las empresas en suspensión de pagos o que entraban en proceso de liquidación.

Romero (2013) clasifica las diferentes definiciones consideradas por los autores de la literatura del fracaso empresarial en tres categorías diferentes, (I) falta de liquidez y activos disponibles de la empresa, que conllevan la imposibilidad de poder hacer frente a obligaciones y deudas, (II) insolvencia para hacer frente a los pagos, de las más utilizadas a lo largo de la literatura, y (III) patrimonio negativo varios años consecutivos, una

previsión de bajos flujos de caja y una disminución en los activos de la empresa, que suelen generar una situación financiera perjudicial para la empresa. El fracaso empresarial además puede ser instantáneo, que resulta impredecible y bastante arduo de amortiguar; y el prolongado, que consiste en la sucesión de diferentes casualidades que desembocan en el fracaso (D'Aveni, 1989; Hamilton, 2006). El prolongado, también predecible, es el tratado a lo largo de la literatura a través del estudio de diferentes indicadores. Estos indicadores que generalmente consisten en variables internas, también llamados ratios financieros han de oscilar entre los valores óptimos según la industria de la empresa a estudiar (Platt, 1991). De presentar valores inferiores aumenta la probabilidad de que la empresa fracase, por eso es necesario el estudio de estos indicadores para la predicción de la situación de fracaso con motivo de sobreponerse a la quiebra, en vez de reestablecer la actividad de la empresa y acarrear con dicho coste, tanto en situaciones adversas en las que se presenten choques en el mercado como en etapas de calma.

1.2 Evolución de la literatura

El estudio del fracaso empresarial en la literatura tiene como objetivo la aplicación o desarrollo de metodologías que nos permitan anteponernos a la quiebra antes de que suceda, sirviendo de herramienta a los diferentes organismos reguladores para tratar la situación de manera legal y dentro de los márgenes temporales evitando la extinción definitiva (Jones, 2017). Dichas metodologías pasan por una fase de determinación de indicadores que han propulsado esa situación de quiebra, y se aplican en un marco similar a empresas que realizan la misma actividad económica.

Los primeros pasos en la literatura, como hemos mencionado anteriormente, fueron de Beaver (1966) que proponía el análisis univariante para determinados ratios financieros para predecir la quiebra. Aunque el análisis univariante ha sido criticado en el ámbito del fracaso empresarial debido que la evaluación de la importancia de un índice concreto individualmente es muy difícil, ya que la mayoría de los índices están conectados (Tamari, 1966), además de que el resultado de este método suele ser diferente de la práctica, cuando varios ratios tienen una dependencia no lineal respecto al estado de quiebra (Keasey y Watson 1991). Beaver (1966) analizaba individualmente en su modelo como variables el

cashflow respecto al pasivo total, los beneficios netos respecto al activo total y el pasivo total (o deuda de la empresa) respecto al total del activo.

Posteriormente, Altman (1968) desarrolló su estudio sobre el modelo de análisis discriminante múltiple (MDA), aunque varios estudios posteriores se basaron en el análisis de regresión. En "*Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy*", Altman (1968) integró una selección de ratios financieros en un punto de vista discriminante pero como conjunto, adquiriendo una mayor significatividad estadística que la técnica común de comparaciones secuenciales de coeficientes.

El Modelo MDA hasta entonces se había utilizado para predicciones de comportamiento en biología cuando la variable podía clasificarse como cualitativa. Fue Walter (1959) quién propuso utilizarlo en un contexto financiero. Al poder cuantificar una característica financiera de la empresa (evaluada a través de ratios financieros), el análisis discrimina una serie de ratios, dando mayor relevancia a determinados datos contables en una situación de fracaso empresarial. El modelo Z-Score, propuesto por Altman en base al MDMA analiza cinco variables arrojando como resultado un único índice, dicho modelo proporciona una predicción de quiebra a corto plazo, pero ignora las varianzas de los indicadores y presenta una baja correlación, pudiendo presentar deficiencias en términos de normalidad, independencia y linealidad (Deaking, 1972). La precisión del modelo de Altman es alta, pero no es replicable en diferentes macroentornos. Altman sostiene que la predicción del Z-Score sólo es funcional en una situación de mercado perfecta.

Esto abrió otras perspectivas de análisis predictivo multivariante cubriendo las limitaciones del Z-Score. Como por ejemplo Ohlson (1980), que fue el primero en usar una regresión logística (análisis logit u O-Score) utilizando las variables seleccionadas de Altman para predecir el fracaso empresarial y añadiendo variables dicotómicas. Ohlson no tuvo en cuenta flujos de caja ni el valor añadido de la empresa. Zmijewski (1984). Otro análisis realizado por Zmijewski (1984) utilizaba la regresión probabilística (probit) para la medición de la relación existente entre apalancamiento, liquidez y rentabilidad. Pese a ser muy similar al análisis de logit presenta complicaciones en su interpretación ya que, en ocasiones, pueden resultar coeficientes negativos. Frydman et al. (1985) adaptaron el

algoritmo de participación recursiva (RPA) o sistema de árboles de decisión para el análisis de fracaso empresarial utilizando ratios financieros. El modelo maximiza la varianza para dividir la muestra en grupos, clasificando todas las observaciones en grupos según el criterio subjetivo del autor. Uno de los problemas en este modelo es que, al filtrar la muestra a través de las variables seleccionadas, las submuestras tienden a sesgarse hacia la mayoría y la minoría no se encuentra bien representada (Syed Nor, 2019).

Tras estos modelos se ha dirigido la literatura hacia otro tipo de metodologías basadas en programación matemática (Gupta, 1990) y multifactoriales (Vermeulen, 1998), modelos de supervivencia (Luoma y Laitinen, 1991), modelos teóricos de sistemas expertos (Messier y Hansen, 1988) o la decisión multicriterio son algunos ejemplos de análisis que predicen la extinción de las empresas antes de llegar a una situación de fracaso. Estos métodos, aunque novedosos y útiles, presentan problemas en la adopción de variables discriminantes que normalmente representan el carácter cualitativo de determinadas características de la empresa, además de limitaciones en la identificación de las variables y condiciones necesarias para la quiebra (Eisenbeis, 1977; Dimitras et al. 1996). Los modelos de predicción basados en la inteligencia artificial (IA) abordan esta cuestión gracias a su potente capacidad para tratar datos no lineales, superando a los enfoques analíticos en la mayoría de los atributos de rendimiento.

1.3 Metodologías para definir el fracaso empresarial

En esta sección describimos los principales métodos de definición y análisis del fracaso empresarial, prestando mayor atención al análisis cualitativo comparativo, por ser la base de nuestra nueva propuesta metodológica.

1.3.1 Análisis univariante discriminatorio

El análisis de fracaso empresarial mediante el análisis univariante discriminatorio ha pasado a un segundo plano desde el desarrollo de otras técnicas modernas, empezando por el análisis multivariante de Altman (1968) y continuando con otros métodos más avanzados.

El análisis univariante clásico se basa en los ratios financieros y consiste en el análisis del rendimiento de la empresa y del riesgo en los niveles de actividad operativo y financiero (Vintila, 2004) de forma estática y dinámica (Stancu, 2007). La clasificación dicotómica de las empresas (en quiebra/no en quiebra) utiliza como variables independientes una serie de ratios financieros y un valor de corte individual. El mejor ratio financiero de predicción en términos de tasa de error fue el ratio de flujo de caja/deuda total, que condujo a una precisión de clasificación del 78% cinco años antes de la quiebra. Beaver utilizó ratios que miden la rentabilidad, la liquidez, la capacidad de autofinanciación, el endeudamiento y la capacidad de pago de intereses y devolución de préstamos. Este método presenta algunas limitaciones (Stancu, 2007; Vintila, 2004) que han llevado al desarrollo y aplicación de algunos métodos estadísticos más avanzados para analizar y predecir el fracaso empresarial.

Aunque la investigación de Beaver se basa en el análisis univariante, Deakin (1972) demostró tras su análisis comparativo frente al modelo de Altman que, es mejor que el de Beaver a corto plazo mientras que el de Beaver es mejor a largo plazo (5 años) en términos de tasas de clasificación de errores.

1.3.2 Análisis Multivariante Discriminatorio

A pesar de no ser tan popular como el análisis de regresión, el MDA se ha utilizado en diversas disciplinas desde su primera aplicación en la década de 1930. Durante esos primeros años, el MDA se utilizó principalmente en biología, aunque también se ha aplicado con éxito a problemas financieros como la evaluación del crédito al consumo y clasificación de inversiones.

Este modelo se utiliza principalmente para clasificar y/o hacer predicciones en problemas en los que la variable dependiente aparece en forma cualitativa, por ejemplo, hombre o mujer, en nuestro caso empresas fracasadas o no. Por lo tanto, el primer paso es establecer clasificaciones de grupo explícitas. El número de grupos originales puede ser de dos o más. Una vez establecidos los grupos, se recogen los datos de los objetos de los grupos; intentando obtener una combinación lineal de estas características que discrimine "mejor" entre los grupos. Cuando estos coeficientes se aplican al ratio financiero real,

existe una base para la clasificación en uno de los grupos mutuamente excluyentes. La técnica del MDA tiene la ventaja de considerar todo un perfil de características comunes a las empresas en cuestión, así como la interacción de estas propiedades. En cambio, un estudio univariante sólo puede considerar las medidas utilizadas para la asignación de grupos de una en una (Altman, 1968).

Uno de los problemas en las técnicas de predicción tradicionales, y en algunas modernas, es el uso masificado de variables independientes o ratios financieros, si no se realiza una selección es probable que presenten un alto grado de multicolinealidad entre sí (Altman, 1968). Al igual que la programación lineal y la programación entera han mejorado las técnicas tradicionales de estimación (Weingartner, 1963), el análisis MDA tiene el potencial de reformular el problema correctamente. Más concretamente, siendo posible analizar de manera conjunta las combinaciones de ratios eliminar posibles ambigüedades y clasificaciones erróneas observadas en estudios tradicionales anteriores. Altman preseleccionó 22 variables clasificadas en: liquidez, rentabilidad, apalancamiento, solvencia y ratios de actividad basados en la popularidad de la literatura, en la relevancia potencial para el estudio y subjetividad del autor para su testeo. De esta lista, destacó 5 ratios financieros para su estudio por ser la combinación que mejor predecía el fracaso empresarial, y por cumplir las siguientes características:

- (1) Observación de la significación estadística de diversas funciones alternativas, incluyendo la determinación de las contribuciones relativas de cada variable independiente;
- (2) Evaluación de las inter-correlaciones entre las variables relevantes;
- (3) Observación de la precisión predictiva de los diversos perfiles; y
- (4) juicio del analista (Altman, 1968).

Algunos de los problemas del análisis MDA los expone Eisenbeis (1977), en su estudio. Eisenbeis expone que: (i) Existen ciertos requisitos estadísticos impuestos a las propiedades distributivas de los predictores. Por ejemplo, las matrices de varianza-covarianza de los predictores deben ser las mismas para ambos grupos (empresas fallidas

y no fallidas); además, el requisito de que los predictores se distribuyan normalmente desaconseja el uso de variables independientes ficticias. (ii) El resultado de la aplicación de un modelo MDA es una puntuación que tiene poca interpretación intuitiva, ya que es básicamente un dispositivo de clasificación ordinal (discriminatorio). (iii) También existen ciertos problemas relacionados con los procedimientos de "emparejamiento" que se han utilizado habitualmente en el MDA (pares). En particular, además de los problemas que presenta el MDA, el modelo Z de Altman presenta subjetividad en los criterios predictivos, no añade variables externas al modelo y no diferencia entre tipos de fracaso empresarial con características similares.

1.3.2 Análisis de Regresión Lógica

Desde finales de la década de 1960 ha sido un modelo muy utilizado en la predicción de fracaso empresarial. El modelo de regresión logística se interpreta como la determinación de los parámetros de predicción del modelo, la medición de la eficacia y la explicación de la importancia de los parámetros predictivos (Nurcan, 2021). El modelo de regresión logística es un análisis estadístico multivariante utilizado cuando la variable dependiente es categórica y las variables independientes son cuantitativas o cualitativas, y cuando no se cumple el supuesto de normalidad multivariante (Wijekoon y Azeez, 2015).

La regresión logística requiere supuestos estadísticos menos restrictivos, por lo que el uso del análisis logit evita esencialmente todos los problemas comentados con respecto al análisis discriminante. Incluso si se cumplen los supuestos, muchos investigadores prefieren la regresión logística porque es similar a la regresión múltiple (Ohlson, 1988).

El primero en utilizar la regresión logística o modelo logit en el ámbito del fracaso empresarial fue Ohlson (1980). La regresión logística no trata de manera subjetiva las probabilidades previas de fracaso y/o la distribución de los predictores. La significación estadística de los distintos predictores se obtiene a partir de la teoría asintótica (de grandes muestras). Sin duda, como ocurre en cualquier análisis paramétrico, hay que especificar un modelo, por lo que siempre hay espacio para una mala especificación del modelo de probabilidad básico (Ohlson, 1988). Aunque se plantea que la regresión logística tiene

determinadas ventajas sobre el MDA también presenta una serie de inconvenientes.

La regresión logística es una alternativa atractiva al análisis discriminante; sus resultados económicos son paralelos a los de la regresión múltiple en cuanto a su interpretación y a las medidas de diagnóstico de residuos, y maneja fácilmente las variables independientes categóricas, además es una buena solución frente al análisis discriminante ya que el uso de variables ficticias crea problemas con las igualdades de covarianza (Vuran, 2009). No obstante, los principales inconvenientes subyacen en la linealidad del modelo frente a variables categóricas, la normalidad y la correlación entre las variables estándar, lo que limita la aplicación de estos modelos en algunos casos (Chen, 2011).

1.3.4. Análisis de Regresión Probabilística

La regresión probabilística y la lógica guardan relación a lo largo de su aplicación, la principal diferencia se encuentra en la representación de resultados. En la práctica esta diferencia no es significativa a no ser que la muestra contenga un número elevado de observaciones con valores extremos, en ese caso, las colas de las distribuciones se comportan de manera diferente (Klieštík et al., 2015).

El primero en utilizar el análisis probit para la predicción de fracaso empresarial fue Zmijewski (1984) el cual señaló que los investigadores suelen estimar los modelos de predicción de dificultades financieras en muestras no aleatorias. Como mencionamos anteriormente, debido al número elevado de observaciones, Zmijewski utilizó dos sesgos sobre el modelo para acotar la muestra y reducir el problema del número elevado de observaciones. El primer sesgo, un sesgo de selección, que se produce cuando un investigador observa primero la variable dependiente y luego selecciona una muestra basándose en ese conocimiento, es decir, la probabilidad de que una empresa entre en la muestra depende de los atributos de la variable dependiente. Y el segundo sesgo, un sesgo de selección de la muestra, se produce cuando sólo se utilizan observaciones con datos completos para estimar el modelo y cuando las observaciones con datos incompletos se producen de forma no aleatoria. La aplicación de estos sesgos no afectó a las inferencias estadísticas ni a los índices globales de clasificación para el modelo de dificultades

financieras y las muestras probadas.

Además, el sesgo de selección de la muestra se examinó comparando las estimaciones probit de un modelo de dificultades financieras condicionado a los datos completos con las estimaciones de una evaluación probit bivariada del modelo que incorpora la probabilidad de que una observación tenga datos completos en la estimación de los parámetros del modelo de dificultades financieras (Zmijewski, 1984). En general, estas técnicas de estimación no parecían proporcionar resultados cualitativos diferentes de los resultados proporcionados por las técnicas que suponen un muestreo aleatorio. Sólo los índices de error de los grupos individuales se vieron significativamente afectados.

El modelo probit presenta dos inconvenientes prácticos frente al modelo logit, a pesar de su similitud. La primera, su complejidad, la ecuación de la función de distribución logística es muy sencilla, mientras que la función de distribución acumulativa normal contiene una integral no cuantificada; y la segunda, su interpretabilidad, ya que la transformación inversa del probit no tiene una interpretación directa (Klieštik et al., 2015).

1.3.5 Algoritmo de Participación Recursiva

El algoritmo de participación recursiva empezó siendo utilizado para la toma de decisiones principalmente en el campo de la medicina en la clasificación de espectros de masas (Goldman et al., 1982). Los primeros estudios basados en el algoritmo de participación recursiva (o árboles de clasificación) relacionados con el análisis de fracaso empresarial fueron desarrollados por Frydman et al. (1985).

El algoritmo de participación recursiva o árbol de clasificación consiste en una serie de filtros basados en probabilidades y costes de clasificación erróneos. Este coste de clasificaciones erróneas se denomina coste de clasificación errónea esperado (Jones, 1987), denominado riesgo de sustitución, y se calcula utilizando la teoría de la probabilidad y el razonamiento bayesiano (véase Frydman et al., 1985, para más detalles). El modelo tiene la forma de un árbol de clasificación binario en el que las probabilidades van adoptadas en distintos nodos. Las observaciones van cayendo a lo largo del árbol siendo clasificadas en diferentes regiones definidas a priori según las variables que adopte

el modelo.

Los problemas más significativos yacen en la clasificación para los datos financieros, ya que la división se realiza en dos grupos tras pasar el nodo. Esto en los métodos de análisis de fracaso empresarial tradicionales no es un problema ya que basan su distribución en dicotomías (fracasadas o no fracasadas). No obstante, este problema se realiza cuando necesitamos clasificar entre multigrupos (como podría ser el tipo de fracaso). Incluso si en el ámbito financiero la variable dependiente puede encontrarse ordenada mediante algún tipo de jerarquía, ya sea explícita o implícita, no se pueden especificar intervalos entre las clasificaciones (Frydman et al., 1985). Esta división binaria hace que las submuestras tiendan a estar sesgadas hacia la clase mayoritaria, esto afecta al desempeño y conclusiones que aportan al estudio a la clase minoritaria aportando escasa incluso en ocasiones ninguna información (Syed Nor, 2019). En cuanto a las variables independientes encontramos un problema en su selección. Los nodos aplicables en el árbol a la hora de realizar la división de regiones pueden ser ilimitados, sin embargo, el exceso de variables hace que la muestra sea poco significativa una vez filtrada toda la muestra, lo que implica que sea necesario un mayor número de datos para generar buenos resultados (Kiang, 2003).

1.3.6. Análisis de supervivencia

El análisis de supervivencia tiene su origen en la investigación médica. Principalmente se utiliza para detectar la duración hasta que sucede un evento de interés, como por ejemplo la aparición de una enfermedad o la muerte, de ahí su nombre. En los últimos años se ha adaptado en otras disciplinas como la ingeniería, sociología, ciencias políticas o economía. Su popularidad viene dada por la tendencia en su uso en diversos estudios más que por su sólida base teórica (Gambhir y Gupta, 2017). El análisis de supervivencia consiste en una variable dependiente dicotómica (en nuestro caso sería la situación de fracaso) y trata de calcular la tasa de riesgo como la probabilidad condicional de que un acontecimiento de interés se produzca en un intervalo de tiempo determinado (Gupta et al., 2014), esto también nos permite determinar el ritmo al que se presenta el evento de interés en las diferentes observaciones a estudiar (Rebasa, 2005). El análisis de

supervivencia representa las observaciones mediante distribuciones en tiempo de vida. Estas distribuciones se basan en una variable aleatoria no negativa dentro de una muestra la cual se fundamenta en una función descriptora que puede ser una función de supervivencia $S(t)$ que representa la probabilidad de que una empresa sobreviva más allá de un determinado tiempo (t), o una función de peligro $h(t)$ la cual representa la tasa instantánea de fracaso en un determinado tiempo (t), las interpretaciones de estas dos funciones son diferentes, pero una puede obtenerse mediante la otra (Gepp y Kumar, 2008). Ambos tipos de funciones utilizan datos pasados para calcular las probabilidades de supervivencia, pero no tienen capacidad para hacer predicciones. El objetivo es el análisis de fallos pasados comprendiendo mejor los procesos de fallos, siendo las técnicas más populares la Kaplan-Meire o Nelson-Aalen (Gepp y Kumar, 2008).

Otros problemas, además de no realizar una predicción a futuros del proceso de quiebra empresarial, consisten en (a) una explicación inadecuada o nula de su elección de modelos de riesgo en tiempo discreto o en tiempo continuo (como Bharath y Shumway 2008); (b) una mala definición de la tasa de riesgo de referencia al utilizar modelos de riesgo en tiempo discreto (por ejemplo, Nam et al. 2008; Gupta et al. 2014); (c) no se comprueba el supuesto de riesgos proporcionales cuando se utilizan modelos de Cox ampliados de tiempo continuo con covariables independientes del tiempo (p. ej., Liang y Park 2007); (d) no se analiza la fragilidad y los eventos recurrentes (p. ej., Shumway 2001); y (e) no se explica cómo se aborda la cuestión del retraso en el ingreso (p. ej., Gupta, Wilson, et al. 2014).

1.3.7. Análisis Cualitativo Comparativo

El análisis cualitativo comparativo (QCA) es una metodología desarrollada en base a la teoría de conjuntos y que permite analizar en detalle cómo las variables causales contribuyen al outcome del estudio. El QCA es capaz de arrojar una explicación configuracional de cómo se relacionan las variables causales para producir un determinado resultado y ofrece la posibilidad de sacar conclusiones pese a la complejidad (Fiss, 2011). Este modelo nace con motivo de ofrecer un punto de vista que nos permita desechar que variables no son determinantes en el outcome a estudiar.

El precursor de esta metodología fue Charles Ragin a finales de los años 80, aplicándose en diferentes campos y disciplinas de las ciencias sociales. El QCA es capaz de analizar mediante el álgebra booleana varios escenarios de manera global y no únicamente analítica, permitiendo a los investigadores reafirmar o desmentir de manera eventual los posibles resultados del análisis, algo totalmente significativo para la investigación científica que busca extrapolar conclusiones. Los algoritmos que se utilizan en el modelo son capaces de identificar las regularidades con el valor mínimo de condiciones posibles dentro de una configuración, sin embargo, no ha de maximizarse el nivel de parsimonia.

La condición cualitativa de las variables es la que nos permite elaborar estas conclusiones, ya que por su carácter dicotómico es posible restringir la muestra y adoptar los diferentes escenarios según las propiedades del álgebra Booleana, obteniendo verdadero o falso si cumple la condición del modelo (1 o 0). Siendo así, podemos transformar los valores en conjuntos para contruir una matriz de datos, donde cada fila corresponde a una configuración (símbolo), englobando la tabla todos los casos posibles.

Disponemos entonces de una tabla con los casos empíricos según los atributos de las variables, incluso con filas sin representación de casos. En el siguiente paso se reduce el número de filas dejando a un lado las combinaciones no significativas de las que no se pueden extraer conclusiones basándonos en dos condiciones: 1) asignar un número mínimo de observaciones (casos) necesarios para que se considere una solución y 2) la representatividad de esa solución en base a su nivel de consistencia.

Según la representatividad de los casos el QCA puede considerarse csQCA o fsQCA. El csQCA o análisis de conjuntos crispados, ofrece niveles de consistencia extremos. Por otro lado, el fsQCA o análisis de conjuntos nítidos ofrece consistencias entre 0 y 1. Siendo el nivel de consistencia el grado de representación de las configuraciones (símbolos) hacen del fsQCA un mejor modelo para la investigación científica, ya que es necesario ser conscientes de como infieren los datos y en qué medida para cada solución (Ragin 2006). Gracias a la lógica combinatoria, la teoría de conjuntos difusos y la minimización booleana podemos usar este modelo para averiguar qué variables son necesarias o

suficientes para que se produzca cada resultado.

Tabla 1.2. Tabla de la verdad teórica								
	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X _n	Result.	Consist.	Config.
Obs. 1	1 0	1 0	1 0	1 0	1 0	1	1,000	Éxito
Obs. 2	1 0	1 0	1 0	1 0	1 0	1	1,000	Éxito
Obs. 3	1 0	1 0	1 0	1 0	1 0	0	0,666	Contrad.
Obs. 4	1 0	1 0	1 0	1 0	1 0	0	0,000	Fracaso
...
Obs. N	R _i NR _i	R _i Nri	R _i Nri	R _i Nri	R _i Nri	Comb. Inexist.
...

Fuente: Noguera, J. (2020).

Las ventajas principales del fsQCA se encuentran en la capacidad de otorgar resultados más amplios y valiosos que otros modelos, pudiendo motivar en mayor medida a los investigadores y profesionales que buscan el doble enfoque (cualitativo y cuantitativo) frente a análisis más tradicionales, aunque al no existir un resultado único como en las regresiones múltiples es posible que se le reste robustez al modelo de alerta temprana. Esta amplitud de resultados es un avance en la literatura del fracaso empresarial debido a la importancia de las variables financieras, dado que los resultados también permiten diferenciar cuales son necesarias y suficientes para causar la situación de fracaso empresarial.

En este contexto, el fsQCA aparece como un procedimiento alternativo en la investigación de la quiebra empresarial. El Análisis Cualitativo Comparativo (QCA) es una técnica que parte de todos los estados posibles para determinar las condiciones que podrían causar el mismo resultado. Las técnicas tradicionales definen las relaciones entre las distintas variables reflejadas en hipótesis, que posteriormente se ponen a prueba aplicando técnicas correlacionales tradicionales (por ejemplo, el análisis de regresión múltiple – ARM), orientadas a la evaluación de los “efectos netos” de las variables causales (Ragin, 2006b). Los investigadores que utilizan el ARM se concentran en estimar si la influencia (es decir, el tamaño del efecto) de cada variable independiente se asocia significativamente con una variable dependiente después de separar la influencia de otras variables independientes en una ecuación que involucra a dos o más variables

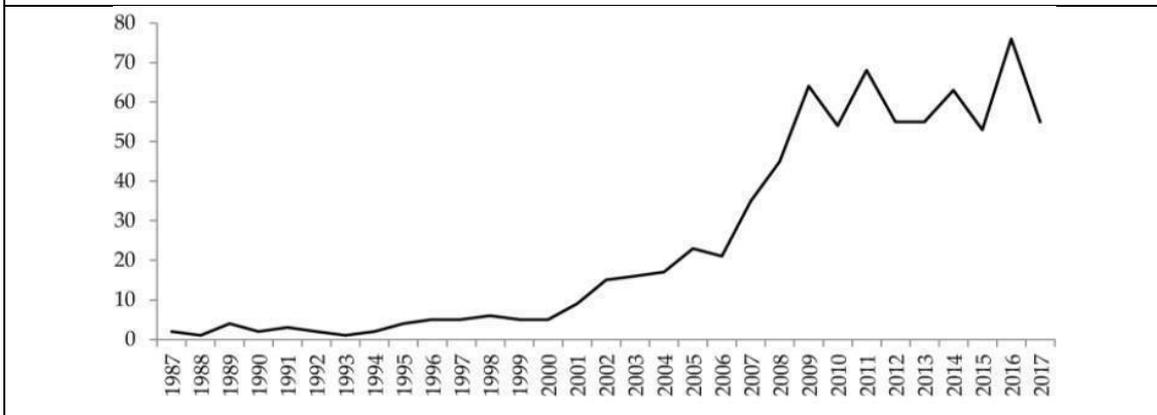
independientes, un enfoque de estimación de “efectos netos” para la investigación. Según Woodside (2013), estos estudios suelen incluir comparaciones de modelos con variables independientes específicas que tienen efectos netos significativos frente a los no significativos, dependiendo de la presencia o ausencia de otras variables independientes en los modelos. Las correlaciones significativas entre las variables independientes siempre se producen con un número elevado de variables en un modelo (por ejemplo, nueve variables). En primer lugar, un investigador puede mostrar que ninguna de las variables independientes tiene un efecto neto significativo incluso cuando el modelo explica una parte sustancial de la varianza de la variable dependiente. En segundo lugar, un científico puede señalar que una determinada variable de gran interés puede influir en la variable dependiente dependiendo de qué otras variables incluyan el investigador en los modelos (Woodside, 2013). Debido a su naturaleza inherentemente asimétrica, el análisis teórico de conjuntos ofrece muchos contrastes interesantes con el análisis basado en correlaciones).

1.3.8 Evolución del fsQCA

Sánchez-Roger, (2019) en su estudio analiza la evolución de la teoría de la lógica difusa a lo largo de los años en diferentes campos y explora su potencial en economía y finanzas. Su investigación menciona que el número de artículos publicados relacionados con el análisis difuso en finanzas aumentó considerablemente a mediados de la década de 2000, en particular los relacionados con la previsión de quiebras, la predicción bursátil y la optimización de carteras, entre otros.

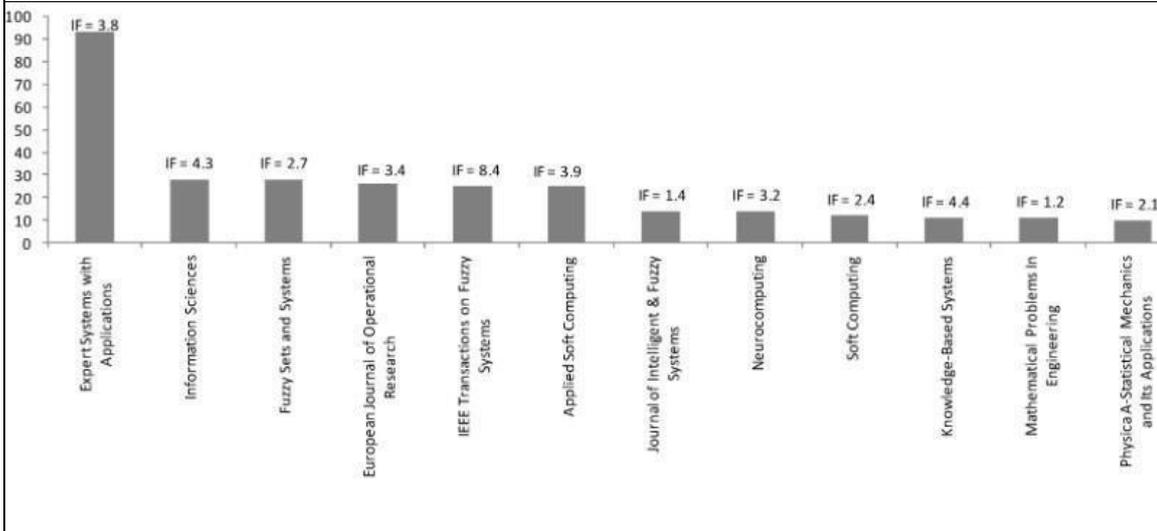
Según los artículos recogidos en la investigación de Sánchez-Roger (2019) en 300 revistas diferentes, el mayor impacto fue en 2017 donde destaca 'Expert Systems with Applications' como la revista más relevante con más de 90 artículos (3,76 de factor de impacto), seguida de 'Information Sciences' con 28 (4,31) y 'Fuzzy sets and Systems' con 27 (2,68).

Figura 1.1 Número de artículos publicados por año (1987-2017) que utilizan fsQCA en finanzas



Fuente: Sanchez-Roger et al. (2019), 'Fuzzy logic and its uses in finance: a systematic review exploring its potential to deal with banking crises'. Número de trabajos en el eje de ordenadas

Figura 1.2. Revistas académicas que aparecen con mayor frecuencia con trabajos sobre fsQCA y su impacto en el año 2017

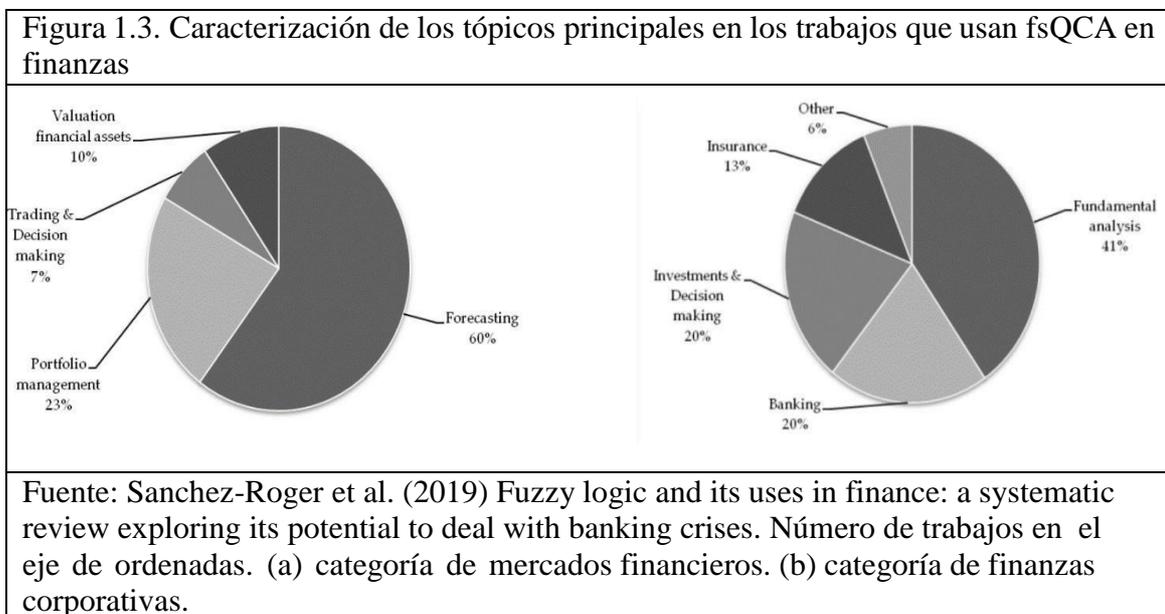


Fuente: Sanchez-Roger et al. (2019) 'Fuzzy logic and its uses in finance: a systematic review exploring its potential to deal with banking crises'. Número de trabajos en el eje de ordenadas

El tema más frecuente en el que se ha aplicado la lógica difusa en el campo de las finanzas es el de los mercados financieros, con aproximadamente un 60% del total de artículos clasificados en esta categoría, seguido de las finanzas corporativas, con aproximadamente un 35% (Sánchez-Roger, 2019). El resto de los artículos se centran en

las finanzas públicas (3%), las finanzas personales (1%) y otros temas (2,52%). Este hecho subraya claramente la concentración de la investigación académica en los mercados financieros y las finanzas corporativas, y puede explicarse por el mayor volumen de datos disponibles públicamente en estos campos en comparación con otras áreas, como las finanzas personales.

En cuanto a la investigación de los mercados financieros, Bahrammirzaee (2010) subraya que el estudio de los mercados financieros se ha realizado tradicionalmente y en general siguiendo tres metodologías diferentes, a saber (i) métodos estadísticos paramétricos, como el análisis discriminante y la regresión; (ii) métodos estadísticos no paramétricos, como los vecinos más cercanos y los árboles de decisión; y (iii) métodos de computación suave e inteligencia artificial (IA), como la lógica difusa, las redes neuronales y los algoritmos genéticos. La literatura existente tiende a coincidir en que la mayoría de las investigaciones que utilizan métodos de inteligencia artificial, como la lógica difusa o las redes neuronales, tienden a superar los métodos estadísticos paramétricos y no paramétricos (Kumar et al., 2006).



En particular, aproximadamente el 60% de la literatura que analiza los mercados financieros se centra en la previsión. De hecho, como señalan Atsalakis y Valavanis (2009), los métodos de previsión no convencionales, como la lógica difusa, las redes

neuronales y los algoritmos genéticos, superan a las técnicas de previsión convencionales en casi todas las circunstancias. La mayoría de los trabajos concluyen que se obtienen resultados óptimos al combinar la lógica difusa con las redes neuronales.

Después de revisar la literatura relacionada con los mercados financieros, nos centramos en la investigación sobre las finanzas corporativas. Sin embargo, el campo de las finanzas corporativas aplicando fsQCA es limitado y heterogéneo. Uno de sus campos predominantes, que representa aproximadamente el 40% de los artículos, es el análisis fundamental. A diferencia del análisis técnico, el análisis fundamental se basa en datos macroeconómicos y microeconómicos. Por tanto, el análisis fundamental requiere información incierta como datos de entrada. La naturaleza de esta información hace que la lógica difusa sea una de las herramientas de IA más adecuadas para tratar el análisis fundamental. Otros trabajos incluyen el uso de métodos difusos para abordar el análisis de previsión de flujos de caja (Chiu y Park, 1994), el análisis de adquisición de empresas (McIvor et al., 2004), las evaluaciones de empresas (Magni et al., 2006), el análisis de calificación crediticia (Jiao et al., 2007) y la elección de oportunidades de inversión.

Tras analizar los resultados publicados en los estudios en los que se ha utilizado la lógica difusa, una de nuestras principales conclusiones es que la lógica difusa ha demostrado ser especialmente eficiente a la hora de tratar la incertidumbre y la vaguedad, que son dos de las características más comunes vinculadas al análisis financiero. Por lo tanto, dadas las particularidades de esta herramienta en la gestión de escenarios complejos e inciertos, la primera conclusión de este análisis es que debemos esperar un aumento significativo del número de trabajos en el campo de las finanzas que utilicen la lógica difusa en los próximos años. En concreto, áreas como la previsión de los mercados financieros, el análisis del mercado crediticio, las finanzas públicas y las finanzas personales podrían ser algunas de las que más se beneficien de la normalización del uso de la lógica difusa y otras técnicas de IA en los negocios y las finanzas.

En el siguiente capítulo presentamos una propuesta metodológica basada en estas técnicas y que tiene como objetivo identificar los procesos de fracaso empresarial.

***Capítulo 2 Caracterización de procesos
de fracaso empresarial frente a cambios
estructurales***

2.1 Introducción

La literatura examina los factores explicativos del fracaso empresarial desde perspectivas deterministas y voluntaristas (Heracleous y Werres, 2016). La primera se centra en los factores externos de la empresa sobre los que esta tiene poco control (Amankwah-moah et al., 2021). Estos elementos dependen de las características generales y sectoriales del entorno. Los resultados iniciales en este contexto tendrían a examinar diferentes factores del entorno, como las crisis o los cambios en la normativa gubernamental, como principales determinantes del fracaso empresarial (Silverman et al., 1997). Desde una perspectiva microterritorial, podemos encontrar estudios que examinan las características del entorno de las empresas como potenciales elementos causales del fracaso empresarial (Maté-Sánchez-Val et al., 2018).

Los estudios voluntaristas destacan las características de las empresas como la gestión financiera, las inversiones y las capacidades como principales factores explicativos del fracaso empresarial (Kücher et al., 2020). Así, la diferencia básica entre estas áreas de conocimiento (determinista y voluntarista) es la perspectiva desde la que se consideran los determinantes que explican el fracaso empresarial. La mayoría de los estudios recientes han indicado la necesidad de incluir una combinación de factores externos e internos para construir un modelo de fracaso empresarial consistente (Amankwah-Amoah, 2016). Siguiendo este enfoque global, la quiebra empresarial podría explicarse por un desajuste entre las características de la empresa y el entorno (Sabherwal et al., 2001). A lo largo del tiempo, una secuencia de decisiones de gestión de la empresa y de acontecimientos externos negativos podría provocar una caída de la competitividad, un aumento del endeudamiento y, finalmente, la quiebra de la empresa.

En este contexto, la pandemia del Covid-19 se considera uno de los shocks exógenos más relevantes que ha cambiado las condiciones generales del mercado (Wenzel et al., 2020). Como consecuencia de esta pandemia, los gobiernos cerraron las fronteras y adoptaron medidas de distanciamiento social. Esta crisis provocó un colapso de la demanda y una interrupción de las cadenas de suministro de muchas actividades. Este cambio inesperado de las condiciones económicas alteró en muchos casos el equilibrio entre las características internas de las empresas y las condiciones del entorno.

Para hacer frente a esta situación, algunas empresas pusieron en marcha políticas paliativas, como el teletrabajo, la reducción de horarios o el cierre de oficinas, lo que provocó importantes retos en algunas áreas productivas produciendo, en algunos casos, situaciones de fracaso empresarial. La crisis del Covid causó importantes cambios en la oferta y en la demanda, dando lugar a situaciones en las que las empresas se enfrentaron a dificultades para obtener ingresos y pagar a los proveedores (Cook y Barrett, 2020). En esta línea, Ramelli y Wagner (2020) encontraron una relación negativa entre los rendimientos y la deuda y una relación positiva entre el efectivo y los rendimientos de las acciones. De Vito y Gómez (2020) examinaron cuánto tiempo estarían operativas las empresas con una flexibilidad operativa reducida antes de agotar sus reservas de efectivo. Ding et al. (2020) examinaron la relación entre las mejores prácticas financieras previas a la crisis y las reacciones del precio de las acciones ante esta situación. Pagano et al. (2021) descubrieron que los precios de las acciones de las empresas cuyas actividades estaban menos expuestas a los efectos del distanciamiento social disminuyeron menos. Fahlenbrach et al. (2021) llegaron a la conclusión de que las alteraciones en la oferta y la demanda derivadas del Covid tenían menos impacto en las empresas que tienen más efectivo.

A diferencia de los estudios anteriores, nuestro trabajo se centra en el proceso de quiebra empresarial identificando los distintos tipos de procesos de fracaso empresarial y sus diferencias según las características de las empresas durante la crisis Covid. Para ello, desarrollamos un algoritmo basado en técnicas de simbolización y el test de Chow. Este procedimiento supera las limitaciones de las técnicas de carácter cualitativo aplicadas anteriormente, como es el caso de la metodología fsQCA desarrollada por Ragin (1987). Nuestra propuesta metodológica determina de forma exógena los puntos de ruptura óptimos en los ratios financieros de las empresas para definir distintos tipos de procesos de fracaso empresarial. Además, en este estudio, utilizamos este proceso para distinguir entre los periodos pre y post Covid.

2.2 Base de datos y muestra

2.2.1 Muestra

La muestra para desarrollar este estudio está compuesta por un conjunto de empresas con estados financieros en la base de datos SABI (Sistemas de Análisis de Balances Ibéricos). Estas empresas tienen información disponible que cubre el periodo 2017-2020. Eliminamos de la muestra aquellas empresas sin información financiera o con activos totales negativos (Zheng, 2021). Tras este proceso, obtuvimos una muestra compuesta por 30.101 observaciones. Clasificamos una empresa como fracasada si ha solicitado la insolvencia legal (Zorn et al., 2017). Esta es una definición legal objetiva que ha sido ampliamente aplicada en estudios previos (Muñoz-Izquierdo et al., 2019). En el caso español, el proceso de quiebra se inicia cuando una empresa entra en dificultades financieras y no es capaz de saldar sus deudas. Por lo tanto, consideramos aquellas empresas cuyos procesos de insolvencia legal se presentaron a finales de 2018, 2019 y 2020, respectivamente. De nuestra muestra, obtuvimos 1.421 empresas fracasadas.

2.2.2 Variables

Se calcularon cinco ratios financieros para medir las características financieras e internas de las empresas. Elegimos estos ratios financieros basándonos en el modelo de puntuación Z de Altman, ampliamente aplicado en la literatura financiera (Altman, 1968).

El Ratio 1 (R1) se define como el capital circulante con relación a los activos totales. El capital circulante es la relación entre el activo corriente de una empresa y su pasivo corriente. El importe del fondo de maniobra de una empresa representa su situación financiera a corto plazo. Un fondo de maniobra negativo significa que una empresa tendrá dificultades para hacer frente a sus obligaciones financieras a corto plazo porque sus activos corrientes son insuficientes.

El Ratio 2 (R2) se determina como los beneficios retenidos sobre el total de activos. R2 indica la cantidad de beneficios o pérdidas retenidas en una empresa. Un R2 alto indicaría que la empresa se financia más con sus fondos autogenerados que una empresa similar con un R2 bajo. Esto aumenta la probabilidad de que la empresa pueda quebrar. Un ratio R2 alto de beneficios retenidos sobre el total de activos es indicativa de que la empresa utiliza los beneficios retenidos para financiar los gastos de capital.

El Ratio 3 (R3) se calcula como los beneficios antes de intereses e impuestos (EBIT) sobre el total de activos. Este ratio se refiere a la capacidad de una empresa de generar beneficios íntegramente con su propia actividad. Representa la capacidad de una empresa para generar suficientes ingresos, ser rentable, financiar las operaciones en curso y hacer frente a los pagos de la deuda.

El Ratio 4 (R4) se calcula como el total de activos sobre el total de pasivos. Una relación elevada entre el activo total y el pasivo total puede interpretarse como un buen indicador de una elevada solvencia.

El Ratio 5 (R5) se define como las ventas sobre el total de activos. Este ratio refleja la eficiencia con la que la dirección utiliza los activos para generar ingresos. Un R5 alto indicaría que la dirección necesita poca inversión para generar ventas, lo que aumenta la rentabilidad global de la empresa, mientras que un R5 bajo o decreciente es representativo de que la dirección necesita más recursos para generar suficientes ventas, lo que reduce la rentabilidad de la empresa. Los ratios financieros se consideraron con un desfase temporal para cada año analizado.

También se tuvieron en cuenta algunas características de la empresa tradicionalmente consideradas en la literatura, como el tamaño, calculado como el logaritmo de los activos totales de la empresa. Además, el sector en donde la empresa realiza su actividad principal es representado a través de los códigos NACE (Nomenclatura de Actividades Económicas). Por último, consideramos la edad de la empresa teniendo en cuenta los años transcurridos desde su fundación. Esta variable está relacionada con la naturaleza de las necesidades financieras de las empresas y sus recursos disponibles (Berger y Udell. 1998). La Tabla 2.1 presenta la información descriptiva de las variables anteriores para el período examinado.

Tabla 2.1. Estadístico descriptivo. Media (desv.)			
	2018	2019	2020
Empresas fracasadas	498	463	460
R1 (Ratio capital circulante)	0.0268 (0.992)	0.0043 (0.989)	-0.0350 (0.948)
R2 (Beneficios no distrib. respecto Activo total)	0.0320 (0.821)	0.0090 (0.931)	-0.1546 (0.648)

R3 (EBIT respecto Activo total)	0.0495 (0.723)	0.0371 (0.897)	-0.1187 (0.657)
R4 (Activo total respect a Deuda total)	2.9187 (1.751)	3.4821 (1.508)	3.2900 (1.260)
R5 (Ventas respecto Activo total)	1.2973 (1.739)	1.4275 (1.952)	1.3365 (1.695)
Tamaño (Logaritmo Activo total)	6.658 (2.243)	6.673 (2.242)	6.701 (2.040)
Edad (Registro de la Edad de las empresas)	21.41 (13.848)	20.59 (11.673)	20.74 (10.696)
Número de casos			
Actividades agrícolas e industriales	20	29	19
Construcción	40	35	51
Comercio al por mayor y menor	104	85	72
Transporte	21	13	10
Alojamiento	30	33	38
Comunicaciones	36	29	33
Servicios financieros	88	83	76
Actividades profesionales y científicas	72	82	72
Otras	34	45	57

2.3 Metodología

A diferencia de la mayoría de los estudios anteriores, nosotros aplicamos técnicas cualitativas. Desarrollamos un algoritmo basado en la idea del análisis cualitativo comparativo difuso (fsQCA) propuesto por Ragin (1987, 2000). Esta metodología nos permite identificar la combinación de condiciones financieras óptima que pueden identificar los distintos procesos de fracaso empresarial. Este enfoque es más objetivo que las técnicas tradicionales aplicadas (como el análisis de regresión múltiple), dado que el proceso de fracaso está definido por varias combinaciones de condiciones entre los ratios financieros que vienen definidas por los propios ratios financieros analizados.

Al contrario que con la metodología fsQCA, nuestra propuesta pasa por un proceso de simbolización binario de los ratios financieros que no es subjetivo y que maximiza la diferenciación en la clasificación del fracaso empresarial. Concretamente nuestra propuesta supera el carácter subjetivo de este procedimiento desarrollando un algoritmo basado en el cálculo del test de Chow de ruptura estructural para distintos valores de la distribución de cada ratio financiero. De este modo, determinamos el valor del punto de corte para cada ratio financiero como aquel valor de la distribución de cada ratio que maximiza el valor del test

de Chow.

A partir de este resultado, diseñamos un procedimiento de simbolización para categorizar los cinco ratios financieros (R_1, R_2, R_3, R_4, R_5) evaluados en cada empresa. Así, obtenemos un conjunto finito de 32 símbolos. Cada uno de estos símbolos tiene un significado relacionado con la situación financiera de la empresa. La distribución de estos símbolos nos ayudará a identificar los distintos tipos de procesos de fracaso empresarial además de analizar la estabilidad temporal de estos procesos de quiebra en las empresas antes y después del comienzo de la pandemia del Covid. Para ello, realizamos un análisis de conglomerados de los símbolos obtenidos para las empresas fracasadas para caracterizarlos en función a características comunes. Nuestro análisis termina con un modelo logístico multinomial que explica los diferentes tipos de quiebras de empresariales en función de un conjunto de características internas diferenciando entre periodos pre y post Covid.

2.3.1 *Proceso de simbolización de ratios financieros*

Pasamos a detallar nuestra propuesta de simbolización de los ratios financieros para el análisis del fracaso empresarial. Definamos el conjunto $\Gamma = \{(0,0,0,0,0); (1,0,0,0); \dots; (1,1,1,1)\}$ como el conjunto de todos los vectores de longitud 5 con entradas en el conjunto $\{0,1\}$. Γ tiene una cardinalidad de 32 y sus elementos se denominan símbolos. Para cada ratio financiero R_i ($i=1, 2, \dots, 5$), consideramos los 9 deciles D^i ($l = 1, 2, \dots, 9$) que dividen la distribución de R_i en 10 intervalos de frecuencia iguales. Para cada decil l , dividimos la muestra de empresas en dos submuestras, la primera formada por las empresas que cumplen el requisito $R_i \leq D^i$ y la segunda submuestra con el resto de empresas (es decir, aquellas con $R_i > D^i$). Para cada partición de la muestra en función de los valores del decil, calculamos el test de Chow considerando como variable dependiente el fracaso de la empresa (variable dicotómica 1 fracaso o 0 no fracaso) y los cinco ratios financieros (R_1, R_2, R_3, R_4, R_5) como variables explicativas.

A continuación, seleccionamos los deciles para cada ratio que maximizan el valor del test de Chow, es decir, Q^i . Obsérvese que las submuestras determinadas por Q^i ($i=1, 2, 3, 4$ y 5) son las que maximizan la diferencia entre los modelos de regresión lineal para la

variable dependiente fracaso empresarial. Este procedimiento nos permite identificar el umbral a partir del cual cada uno de los ratios financieros cambia la forma en que impactan en la condición de fracaso empresarial desde una perspectiva objetiva. Así, a diferencia del fsQCA, determinamos exógenamente el valor para construir las condiciones de cada ratio financiero.

Posteriormente, definimos el mapa de simbolización $S: \mathbb{R}^5 \rightarrow \Gamma$ definido por

$$S(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) = (r_1(x_1), r_2(x_2), r_3(x_3), r_4(x_4), r_5(x_5)) \quad (2.1)$$

donde

$$r_i(a) = \begin{cases} 1, & \text{si } a > Q_i \\ 0, & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (2.2)$$

$r_i(a)$ es una función indicadora que toma el valor de 1 si su argumento es mayor que el decil correspondiente Q_i . Por lo tanto, con el mapa de simbolización S , podemos transformar para cada empresa, el vector formado por sus cinco ratios financieros en un símbolo que codifica el estado financiero de la empresa. Obsérvese que, dado el carácter errático en las distribuciones de los ratios financieros, el hecho de analizar la distribución de símbolos, nos permite ganar robustez a la hora de buscar diferentes tipos de quiebras de empresas y su evolución temporal, aunque perdemos el valor numérico de los ratios.

2.3.2 Agrupación simbólica de la quiebra de empresas

Cada empresa se asocia a un símbolo aplicando el mapa de simbolización S a sus ratios financieros. Con la representación simbólica de las empresas, realizamos un análisis de clusters aplicando el algoritmo k-means con la distancia Hamming, que es la distancia más adecuada en el espacio de los símbolos. Recordemos que la distancia de Hamming entre dos vectores (o cadenas) de la misma longitud es el número de entradas de los vectores que son diferentes entre sí. Si se realiza un análisis de Clusters de esta manera, se obtendrán Clusters con características financieras similares encapsuladas en los símbolos. Cada uno de estos clusters representa un proceso de fracaso empresarial diferente.

2.3.3 *Regresiones logísticas multinomiales*

Posteriormente, para evaluar el impacto de las características de la empresa en el fracaso empresarial, se define un modelo de regresión logística multinomial cuya variable dependiente es la pertenencia a un tipo de cluster de fracaso, y que determina el tipo de proceso de fracaso empresarial. Esta variable toma un valor entero específico para cada empresa fracasada según el tipo de proceso de fracaso empresarial al que pertenece. La regresión logística multinomial se utiliza para predecir la probabilidad de pertenencia a una categoría en una variable dependiente en función de distintas variables independientes. Las variables independientes pueden ser categóricas o continuas. La regresión logística multinomial no asume normalidad, linealidad ni homocedasticidad. La regresión logística multinomial es una extensión simple de la regresión logística binaria que permite más de dos categorías de la variable dependiente. Al igual que la regresión logística binaria, la regresión logística multinomial utiliza la estimación de máxima-verosimilitud para evaluar la probabilidad de pertenencia categórica. Sin embargo, para evitar problemas de identificación, en el modelo logístico multinomial se utiliza una categoría como "grupo de referencia" (también llamada categoría base), y los coeficientes estimados para todas las demás categorías describen cómo se relacionan las variables independientes con la probabilidad de estar en cada grupo frente al grupo de referencia.

2.4 *Resultados*

En este apartado se muestran los resultados de los procesos de quiebra empresarial pre y post Covid para las empresas españolas seleccionadas tras aplicar la metodología anterior. En primer lugar, aplicamos el algoritmo recursivo propuesto basado en el test de Chow al conjunto de ratios financieros de 2018 a 2020 para obtener la simbolización de cada empresa, tal y como se describe anteriormente. Obsérvese que realizamos el procedimiento de simbolización al conjunto de valores de los tres años para que los símbolos tengan el mismo significado para cada año y nos permitan comparar su distribución entre los periodos pre y post Covid. En segundo lugar, realizamos un análisis de conglomerados a partir de la representación simbólica de cada empresa para identificar diferentes procesos de fracaso empresarial. Por último, caracterizamos estos procesos de fracaso empresarial en función de las características empresariales aplicando regresiones logísticas multinomiales.

2.4.1 *Procesos de fracaso empresarial anteriores y posteriores a la crisis*

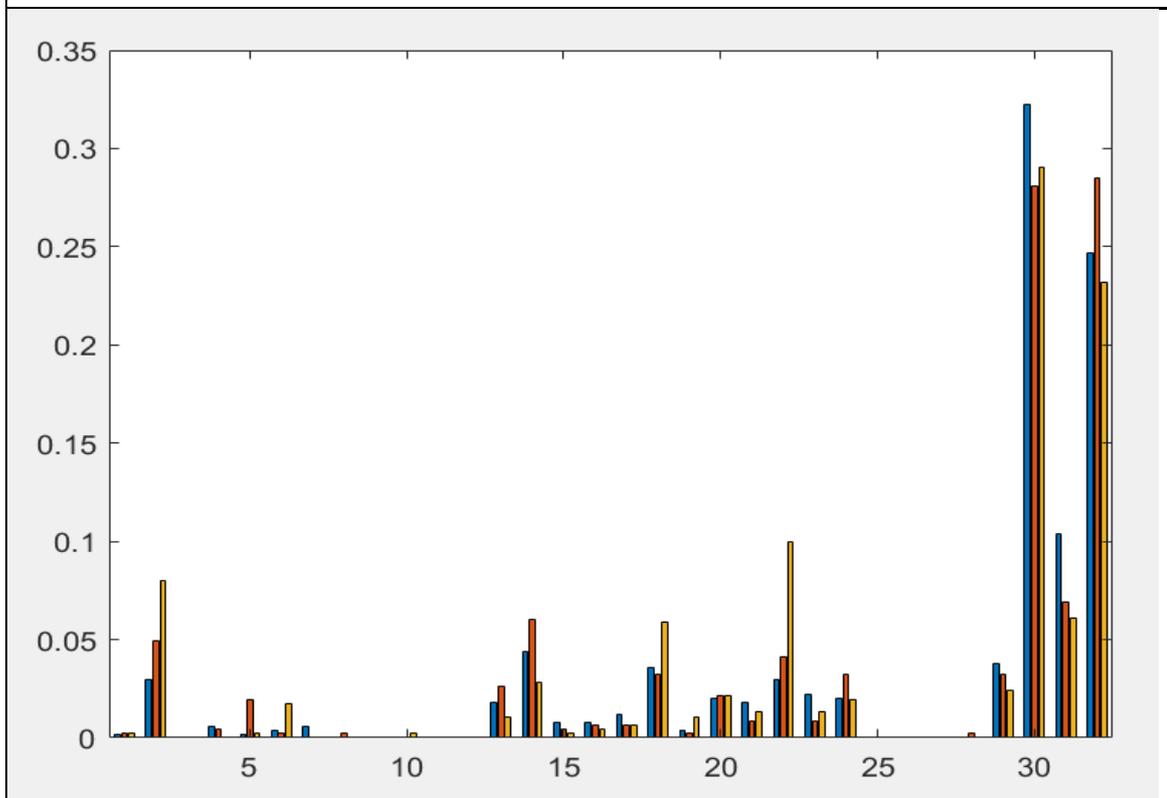
Aplicamos el algoritmo de forma recursiva basado en la prueba de Chow para determinar de forma exógena el umbral que definirá los símbolos tal y como se describe en la subsección 2.3.1. Los umbrales seleccionados aparecen en la Tabla 2.2.

Umbral	Decil
Q ¹	10
Q ²	20
Q ³	10
Q ⁴	50
Q ⁵	20

La Figura 2.1 ilustra el histograma de la distribución de la probabilidad de los 32 símbolos para las empresas fallidas para el periodo 2018-2020.

Las diferencias en la distribución de los símbolos cuando se compara el período anterior a la crisis, 2018 y 2019, son escasas. Sin embargo, la diferencia en la distribución se hace más evidente cuando comparamos 2018 y 2019 con 2020. En este caso, la frecuencia de los símbolos $S_{22} = (0, 0, 0, 0, 1)$, $S_{18} = (1, 0, 0, 1)$, y $S_{22} = (1, 0, 1, 0, 1)$ aumenta más del 60% en cada caso durante el periodo post Covid en 2020. Estos símbolos representan empresas con escasa flexibilidad financiera y, por tanto, muy dependientes de fuentes de financiación externas. En cuanto a su capacidad productiva, estas empresas tienen también una baja capacidad de aumentar los beneficios. También encontramos una disminución de la frecuencia del símbolo $S_{13} = (0, 1, 1, 0, 0)$ en 2020. Este símbolo representa a las empresas con poco capital circulante pero que están bien capitalizadas y disponen de recursos propios internos.

Figura 2.1. Distribución de la probabilidad de los símbolos para cada año del periodo analizado. 2018-2020



Fuente: Elaboración propia. En el eje de abcisas representa cada símbolo estudiado a lo largo del estudio (combinación de ratios), mientras que en el eje ordenadas representa la probabilidad de cada uno de ellos en el período a estudiar. (2018 azul, 2019 en rojo y 2020 en amarillo).

Por lo tanto, la relevancia de la flexibilidad financiera durante la era Covid no debe analizarse de forma aislada, sino que debemos considerar también la capacidad financiera propia de la empresa. Este resultado proporciona más evidencia sobre la relevancia de la flexibilidad financiera durante la época Covid (Faulkender, 2021) pero también añade más información sobre este resultado, destacando el papel de las políticas financieras de las empresas.

2.4.2 *Proceso de clustering*

A partir del análisis anterior, partiendo de la representación simbólica de la empresa, aplicamos un algoritmo de clustering de k-means utilizando la distancia de Hamming para categorizar los diferentes procesos de fracaso empresarial.

Los resultados del análisis de cluster se presentan en la Tabla 2.3. Encontramos tres conglomerados diferentes para los periodos pre y post covid. El Cluster 1 está formado por empresas que no utilizan recursos propios, por lo que dependen en gran medida de los recursos externos. El Cluster 2 está compuesto por empresas con poca flexibilidad financiera, escasa tesorería y baja capitalización. El Cluster 3 está formado por empresas con poca flexibilidad financiera que dependen en gran medida de los recursos externos y tienen una baja rentabilidad.

La Tabla 2.3, panel B, muestra la distribución de las empresas por clusters antes y después del covid. Encontramos que el peso del Cluster 2 aumenta en el periodo post covid disminuyendo el peso de los demás. Este resultado pone de manifiesto la importancia de la flexibilidad financiera de las empresas. Aquellas empresas que aplicaron políticas financieras preventivas manteniendo un mayor nivel de efectivo corporativo pudieron hacer frente a las rigideces crediticias y a la falta de accesibilidad a la financiación externa (Neukirchen et al., 2022). Pero nuestro resultado también indica la necesidad de considerar otras dimensiones financieras como la capacidad financiera externa de las empresas.

Tabla 2.3. Proceso de clusterización			
Panel A. Características de los Clusters			
	Centroide (*)	Interpretación	
Cluster 1	1 0 1 0 1	Empresas muy dependientes de recursos externos y baja capitalización	
Cluster 2	0 1 1 0 1	Empresas con baja flexibilidad financiera y baja capitalización	
Cluster 3	0 0 0 0 1	Empresas con poca flexibilidad financiera y muy dependientes de fondos externos con escasa capacidad de generar beneficios sólo de su propia actividad.	
(*) Encontramos los mismos centroides para cada año del periodo analizado 2018-2020.			
Panel B. Porcentaje de empresas en cada Cluster en el periodo analizado			
	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
Pre-covid	59%	27%	14%
Post-covid	26%	65%	8%

2.4.3 Regresión logística multinomial

Para caracterizar cada cluster en función de las características de la empresa, estimamos una regresión multilogística para las empresas fracasadas en cada año. La variable dependiente FrC toma el valor de 1 si la empresa pertenece al Cluster 1, el valor de 2 si la empresa pertenece al Cluster 2 y el valor de 3 si la empresa está en el Cluster 3. Las variables explicativas son el tamaño, la edad y la actividad de la empresa. Para realizar esta estimación, hemos considerado el cluster 1 (FrC=1) como la categoría de referencia.

Tabla 2.4. Resultados de la estimación de la regresión multinomial (Cluster 1: 1 0 1 0 1)				
	Pre Covid		Post covid	
	Cluster 2 (0 1 1 0 1)	Cluster 3 (0 0 0 0 1)	Cluster 2 (0 1 1 0 1)	Cluster 3 (0 0 0 0 1)
Tamaño	-0.0947** (0.064)	-0.2654*** (0.002)	-0.0015 (0.976)	-0.1988*** (0.047)
Edad	0.0315 (0.801)	-0.2134 (0.374)	0.3733** (0.010)	-0.1156 (0.646)
Industria	0.9183 (0.094)	1.4999* (0.086)	0.1323 (0.833)	0.1330 (0.908)
Construcción	0.4665 (0.243)	0.1956 (0.808)	0.4112 (0.405)	0.3848 (0.687)
Comercio	0.7743** (0.026)	1.1176* (0.074)	-0.1779 (0.368)	0.7533* (0.050)
Hospedaje	0.4487 (0.355)	1.0422 (0.198)	0.0209 (0.963)	0.9557* (0.086)
Transporte	0.7325* (0.091)	0.0952 (0.935)	-0.7097 (0.313)	-0.9568*** (0.000)
Comunicación	0.6868 (0.134)	1.4996** (0.040)	-0.2262 (0.682)	0.5782 (0.557)
Servicios financieras	1.0058*** (0.005)	1.1668** (0.065)	-0.4646* (0.082)	0.6101 (0.310)
Servicios profesionales y científicos	0.5342 (0.370)	0.8906 (0.173)	0.0780 (0.833)	0.0789 (0.911)
Otras actividades	0.3802 (0.439)	1.0980* (0.097)	-0.9250** (0.013)	0.2719 (0.746)
*** significativo al 1%** significativo al 5% * significativo al 10%. Incluimos los sectores más representativos que cuentan con observaciones para cada cluster.				

Nuestros resultados en la Tabla 2.4 indican que durante la fase pre-Covid, un aumento de una unidad en el tamaño de la empresa está relacionado con una disminución de las probabilidades logarítmicas de estar en el Cluster 2 frente a estar en el cluster de referencia en 0,0947. Lo mismo ocurre con el Cluster 3. Así, a medida que aumenta el tamaño de la empresa, la probabilidad de estar en los Clusters 2 y 3 es menor que la de estar en el cluster 1. Las grandes empresas fracasadas tienden a ser muy dependientes de los recursos externos.

Este resultado también es significativo en el periodo posterior a la crisis. Encontramos que los efectos negativos del tamaño de las empresas sólo son significativos para el Cluster3. Así, un aumento de una unidad en el tamaño de la empresa reduce la probabilidad de estar en el Cluster 3 en lugar del Cluster 1. En cuanto a la edad de la empresa, encontramos que esta variable no es significativa durante el periodo precovid, pero se vuelve significativa en el periodo postcovid. La probabilidad de que una empresa esté en el Cluster 2 aumenta a medida que aumenta su edad. Por lo tanto, las empresas más maduras durante el periodo post-covid presentan procesos de fracaso debido a las rigideces de sus políticas financieras: las empresas más antiguas con valores de caja limitados tienen mayores probabilidades de fracaso.

En cuanto a las diferencias entre sectores, encontramos que las empresas del sector del comercio tienen una alta probabilidad de estar en los Clusters 2 y 3 durante el periodo pre-Covid. Así, las empresas fracasadas del sector del comercio se caracterizan por tener pocos recursos propios y una baja capitalización. Durante el periodo post-Covid, las empresas fracasadas del sector del comercio son aquellas con rigidez financiera, baja rentabilidad y pocos recursos propios. Lo mismo ocurre con el sector del alojamiento. Las empresas fracasadas del sector del transporte tienen menos probabilidades de estar en el Cluster 3 durante el periodo post covid, mientras que encontramos menos probabilidades de estar en el Cluster 2 para las empresas de los sectores de actividades financieras y otras actividades durante el periodo post Covid.

2.5 *Discusión y conclusiones de los resultados de este capítulo*

En este capítulo, examinamos el impacto de la pandemia de Covid en el fracaso empresarial. De acuerdo con estudios anteriores, encontramos un aumento del número de empresas fracasadas con rigidez financiera en el periodo posterior al Covid. Este resultado coincide con la literatura anterior centrada en la flexibilidad financiera de las empresas (Neukirchen et al., 2022). Sin embargo, nuestro estudio también indica que la flexibilidad financiera no es una condición necesaria para la supervivencia de las empresas durante el periodo postcovid.

Otras dimensiones financieras, como la capacidad financiera externa, forman parte de las características financieras que permiten a las empresas hacer frente al choque inesperado causado por la pandemia de Covid. Encontramos que los efectos positivos de la flexibilidad financiera durante el periodo post Covid se explican por los altos niveles de efectivo disponible en las empresas cuando las empresas tienen una capacidad limitada para acceder a recursos externos (Zheng, 2022).

En cuanto a las características internas de las empresas, nuestros resultados sugieren que las empresas más grandes que fracasan durante el periodo post-Covid son empresas que dependen en gran medida de los recursos financieros externos. Además, las empresas más maduras durante el periodo post-Covid tienen más probabilidades de quebrar si aplican políticas financieras rígidas.

Por último, encontramos resultados interesantes cuando comparamos la capacidad productiva de las empresas fracasadas antes y después de la crisis derivada del Covid. Las empresas fracasadas en los sectores de comercio y hostelería tienen más probabilidades de ser empresas con poca flexibilidad financiera y también son muy dependientes de los recursos financieros externos en el periodo posterior a la crisis. Las empresas en quiebra del sector del transporte dependen en gran medida de los recursos externos y tienen una baja capitalización.

Este capítulo pone de manifiesto la relevancia de mantener políticas corporativas

flexibles de tenencia de efectivo, pero en combinación con otras políticas financieras que permitan a las empresas ser financieramente independientes de los recursos externos. Aportamos información adicional sobre la cuestión del equilibrio entre capital y deuda en el caso de recibir shocks económicos externos. Así, nuestros resultados ponen de manifiesto la relevancia de la flexibilidad financiera pero en combinación con otras características financieras, como unos niveles adecuados de capitalización. Así, se requiere un equilibrio entre deuda y capital para sobrevivir en el mercado durante el choque externo provocado por el Covid. Un equilibrio adecuado depende de las características internas de las empresas.

Estos resultados abren nuevas posibilidades en el análisis del fracaso empresarial con implicaciones para las políticas de gestión financiera. Nuestra propuesta identifica los procesos de fracaso empresarial como una combinación de varias condiciones financieras que pueden explicarse en función de las características internas de las empresas. No obstante, es necesario aplicar este procedimiento a otros escenarios para dar solidez a nuestra propuesta. En el siguiente capítulo de esta tesis doctoral desarrollamos una aplicación empírica en la que aplicamos la metodología propuesta a una submuestra de empresas cuya actividad principal es el sector agrario.

*Capítulo 3 Aplicación de la propuesta
metodológica al sector agrario*

3.1 *Introducción*

El sector agrario se caracteriza por su demanda de productos básicos. Las empresas del sector agrario tienden a suavizar el impacto negativo de los shocks económicos externos presentando tasas de fracaso más bajas que otros sectores (Aleksanyan, 2015; Aleksanyan y Huiban, 2016). Sin embargo, el carácter inesperado de la crisis económica derivada del Covid ha tenido consecuencias negativas en el sector agrario.

La determinación de las condiciones financieras de las empresas agrarias durante los periodos anteriores y posteriores a la crisis del Covid podría proporcionar una mayor comprensión de los procesos de fracaso empresarial en este sector. Los estudios previos sobre el fracaso empresarial en el sector agrario son escasos. Aleksanyan y Huiban (2016) examinan el efecto de las variables financieras y económicas externas sobre la probabilidad de fracaso empresarial en la industria alimentaria francesa. Destacan el papel relevante de la productividad de estas empresas para aumentar su probabilidad de supervivencia. Mate-Sánchez-Val (2020) encuentra un impacto significativo de los agentes económicos situados en el entorno de las empresas agrarias sobre su probabilidad de ir a la quiebra.

En este contexto, el objetivo de nuestro estudio es examinar los efectos derivados de la crisis del Covid en los procesos de quiebra empresarial de las empresas agrarias. Para ello, proponemos la aplicación de algoritmos de big data definidos a partir de procesos iterativos sobre pruebas de contraste estructurales para identificar los distintos tipos de fracaso empresarial de las empresas agrarias.

Para examinar nuestros resultados, utilizamos una muestra de 645 empresas agrarias españolas ubicadas en Madrid. Tras aplicar la metodología que hemos indicado, encontramos diferencias financieras significativas en los procesos de fracaso empresarial pre y post Covid, lo que pone de manifiesto la flexibilidad financiera de estas empresas para afrontar el inesperado shock económico provocado por la pandemia del Covid (Fahlenbrach et al., 2021). Así, la crisis del Covid ha afectado al sector agrario al igual que a otros sectores (Wenzel et al., 2020). Además, mostramos que las empresas de

tamaño reducido que producen en algunos subsectores agrarios presentan mayor probabilidad de fracaso en comparación con otras empresas agrarias. Los resultados de este capítulo contribuyen a la literatura actual sobre empresas agrarias ofreciendo más conocimientos sobre las consecuencias económicas de la crisis del Covid en el sector agrario.

3.2 *Muestra y variables de este estudio*

En esta sección detallamos la muestra y las variables seleccionadas para el estudio.

3.2.1 *Datos*

Para desarrollar nuestro análisis, obtenemos información financiera de la base de datos SABI (Sistemas de Análisis de Balances Ibéricos). Este conjunto de datos contiene los estados financieros de empresas españolas y portuguesas. A partir de ella, construimos una base de datos compuesta por 645 empresas agrarias ubicadas en Madrid (España) para las que hay información disponible para el periodo 2018-2020. Definimos empresa fracasada como aquella que ha dado lugar a un procedimiento legal de insolvencia (Zorn et al., 2017). En el caso español, el procedimiento concursal se inicia cuando la empresa no es capaz de cubrir sus deudas. De nuestra muestra, tenemos 41 empresas fracasadas durante el periodo 2018-2020.

3.2.2 *Variables*

Seleccionamos cinco ratios financieros representativos que han sido ampliamente utilizados en la literatura previa sobre el fracaso empresarial (Altman, 1968) (ver Tabla 3.1).

Tabla 3.1: Ratios financieros de las empresas		
Ratio	Definición	Descripción
R1	Capital circulante respecto Activo total	Representa la situación financiera de las empresas a corto plazo.

R2	Beneficios no distribuidos respecto Activo total	El importe de los beneficios o pérdidas retenidos en una empresa.
R3	Resultado antes de intereses e impuestos respecto Activo total	Capacidad de la empresa para generar beneficios sólo con su propia actividad.
R4	Activo total respecto Deuda total	El nivel de confianza de los inversores en la estabilidad financiera de las empresas.
R5	Ventas respecto Activo total	Eficiencia con la que la dirección utiliza los activos para generar ingresos frente a la competencia.

La siguiente Tabla 3.2 muestra los estadísticos descriptivos de los ratios propuestos aplicados a la base de datos objeto de estudio.

	Pre Covid		Post Covid	
	Media	Desv.	Media	Desv.
R1	0,1587	0,4500	0,2440	0,3522
R2	0,0759	0,1553	0,0280	0,1083
R3	0,0792	0,1720	0,1177	0,2748
R4	2,1156	3,4212	8,1662	2,2665
R5	0,9059	0,9152	1,3211	1,8377
Tamaño	6,9391	1,9596	7,0295	2,5907
N	23		18	

La Tabla 3.2 muestra las diferencias en los valores medios de los ratios financieros entre los periodos pre y post Covid. La mayor diferencia se da en el ratio R4, que representa la confianza de los inversores en la estabilidad financiera de las empresas agrarias. Por último, también definimos el tamaño de la empresa como el logaritmo de los activos totales, y la variable subsector a partir del código de la Clasificación Nacional de Actividades Económicas (NACE).

3.3 *Resultados*

En este apartado se presenta la caracterización de los procesos empresariales

financieros en función del proceso de simbolización y posterior clusterización definido en el capítulo 2. En este caso, al igual que en el capítulo anterior, también comparamos los periodos pre y post Covid.

3.3.1 *Procesos de ruptura empresarial pre y post Covid en empresas agrarias*

Utilizando el algoritmo iterativo basado en el test de Chow, encontramos los siguientes puntos de ruptura para cada ratio financiero (ver Tabla 3.3).

Punto de corte	Decil
Q ¹	10
Q ²	20
Q ³	10
Q ⁴	50
Q ⁵	20

A partir de estos puntos de ruptura definimos los símbolos para cada empresa. La siguiente Tabla 3.4 muestra la distribución de los símbolos para las empresas agrarias examinadas diferenciando entre períodos.

	pre-Covid	post-Covid	Symbols				
S2	2	5	0	0	0	0	1
S3	0	1	0	0	0	1	0
S9	2	0	0	1	0	0	0
S10	8	5	0	1	0	0	1
S11	1	1	0	1	0	1	0
S12	0	1	0	1	0	1	1
S14	4	1	0	1	1	0	1
S18	1	0	1	0	0	0	1
S22	0	1	1	0	1	0	1

S26	3	2	1	1	0	0	1
S28	1	0	1	1	0	1	1
S30	1	1	1	1	1	0	1

Los resultados muestran diferencias en la distribución de los símbolos para los periodos pre y post Covid. Durante el periodo pre-Covid, encontramos empresas en quiebra caracterizadas por un bajo valor del capital circulante y con escasa capacidad de atraer capital externo, ya que los inversores tienen pocas expectativas sobre la estabilidad de estas empresas dadas sus estructuras financieras. Durante el periodo post-Covid, determinamos procesos de quiebra empresarial diferentes para las empresas agrarias en comparación con el periodo pre Covid. En el periodo post Covid, las empresas en quiebra se caracterizan por los bajos valores del capital circulante. Por tanto, también son empresas financieramente rígidas, pero a diferencia del periodo pre Covid, tienen escasa capacidad de generar beneficios derivados su propia actividad productiva.

Este hallazgo pone de manifiesto la necesidad de aplicar políticas financieras preventivas en el sector agrario manteniendo un mayor nivel de posiciones de capital circulante de las empresas (Neukirchen et al., 2022) con políticas financieras flexibles para poder hacer frente a shocks externos inesperados como los causados por la pandemia del Covid.

3.3.2 *Árboles de decisión para caracterizar las empresas agrarias en quiebra*

A partir del resultado anterior y en base a la distribución de frecuencias de los símbolos representados en la Tabla 3.4, construimos una variable F para distinguir entre los procesos de fracaso empresarial pre y post Covid. Así, F toma el valor 1 para aquellas empresas caracterizadas por un símbolo que presenta una mayor probabilidad de ocurrencia durante el periodo pre-Covid. F toma el valor 2 para aquellas empresas caracterizadas por un símbolo que presenta una mayor probabilidad de ocurrencia en el periodo post Covid. F toma el valor de 3 en aquellos símbolos con la misma probabilidad de ocurrencia en los periodos pre o post covid.

Para aportar más información sobre los procesos de quiebra empresarial durante los

periodos pre y post Covid, los caracterizamos en función de las características internas de las empresas agrarias. Para ello, aplicamos la metodología del árbol de decisión (DT) para construir un árbol de clasificación general. Los DT asignan los datos a los grupos categorizados predefinidos: en nuestro caso según la variable F. El DT asigna cada empresa a un grupo de fracaso en función de sus características. Los DTs están formados por un nodo raíz -de donde parte el algoritmo de clasificación-, nodos no hoja -cada uno de ellos con dos ramas que definen a diferentes nodos- y nodos hoja unidos por ramas.

En nuestro caso, los nodos hoja definen los conjuntos de categorización (F=1,2 y 3) y los nodos no hoja definen las reglas de división. Por lo tanto, los DT se definen mediante un proceso iterativo de división de los datos desde la parte superior a la inferior del árbol. Las reglas de división incluyen una expresión -en función de las variables aplicadas para caracterizar el proceso- que se evalúa para cada empresa agraria en función de un valor umbral. Consideramos las características internas de las empresas para caracterizar los procesos de fracaso empresarial pre y post Covid de las empresas agrarias. La Figura 3.1 muestra el DT para la muestra del conjunto de datos examinados. Consideramos el tamaño y el sector de la empresa.

Encontramos que las empresas pre Covid son empresas agrarias de tamaño reducido (tamaño<6,5) cuya actividad productiva principal está dedicada a los cereales o las frutas. Este grupo tiene una probabilidad de aparición del 75% y representa el 14% de la muestra en el periodo pre-Covid. También encontramos un conjunto de empresas agrarias de gran tamaño (tamaño>6,9) que producen en el subsector cárnico. Este grupo presenta una probabilidad de ocurrencia del 83% representando un 21% de la muestra examinada. Durante el periodo post-Covid, encontramos dos grupos de empresas agrarias fracasadas con características similares. Un conjunto de empresas de tamaño reducido (tamaño<11) que representa un 7% de la muestra y tiene una probabilidad de ocurrencia del 100%. Además, encontramos otro grupo de empresas agrarias de tamaño reducido (tamaño<6,5) en el sector de las bebidas que tiene una probabilidad de ocurrencia en el periodo post Covid del 67% y representa el 10% de la muestra.

3.4 *Discusión de los resultados de este capítulo*

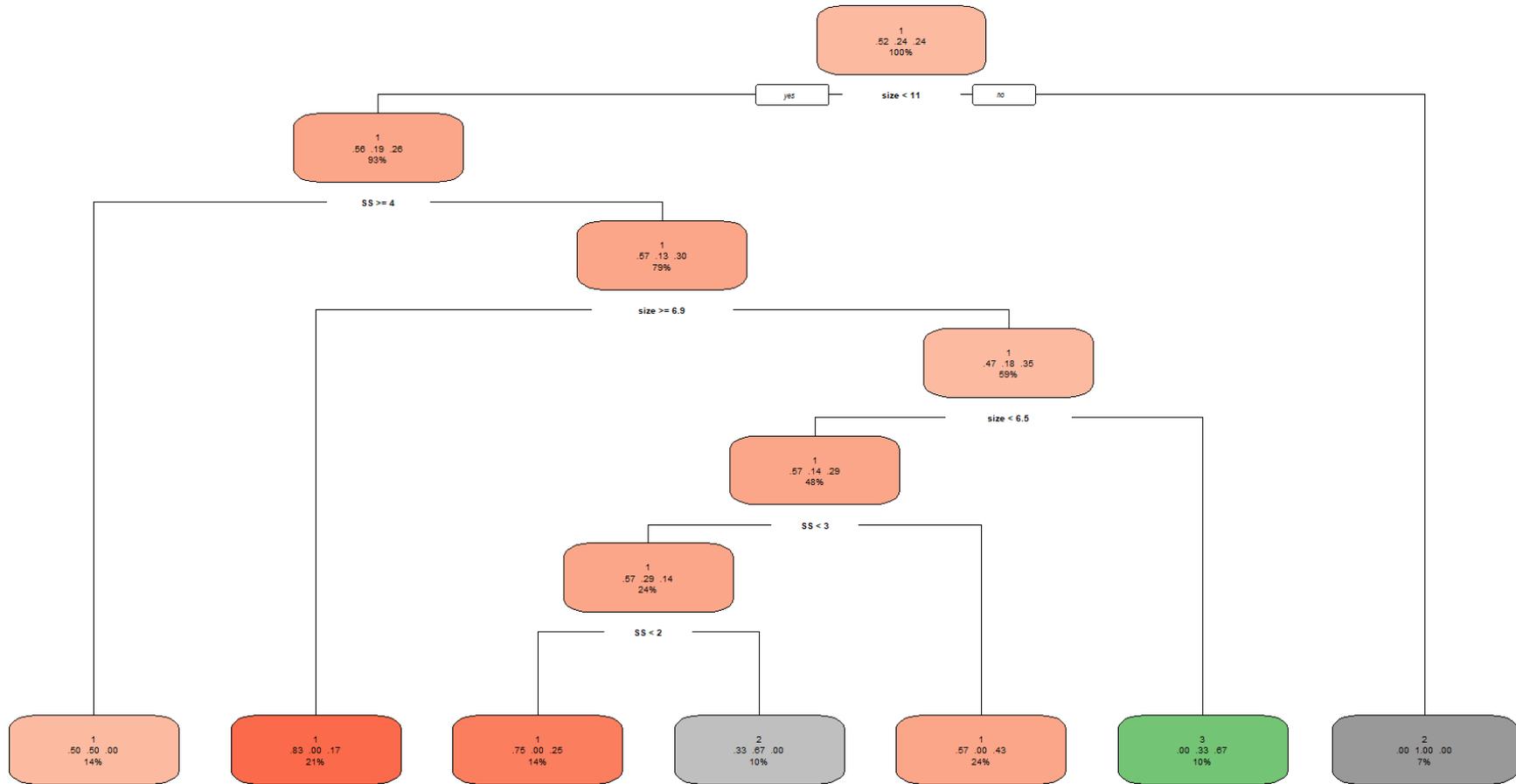
Hasta donde sabemos, no existe ninguna investigación centrada en la caracterización de los

procesos de fracaso empresarial pre y post-Covid en las empresas agrarias. El procedimiento que proponemos permite superar las técnicas cualitativas anteriores definiendo un procedimiento objetivo para caracterizar los procesos de fracaso empresarial en función de los ratios financieros de las empresas agrarias.

Destacamos la existencia de diferencias en los procesos de quiebra empresarial pre y post Covid. En consonancia con la literatura previa, nuestros resultados ponen de manifiesto la relevancia de la flexibilidad financiera de las empresas, pero también dan consistencia a los estudios anteriores que destacan la necesidad de que las empresas agrarias mantengan amplias posiciones de capital circulante como política financiera preventiva para hacer frente a shocks financieros inesperados -como la crisis derivada del Covid (Fahlenbrach et al., 2021).

Encontramos que las características de las empresas agrarias también son relevantes para caracterizar los procesos de fracaso empresarial en el sector agrario. En este sentido, el tamaño empresarial es un factor relevante para la supervivencia de las empresas agrarias durante el periodo post covid. Encontramos que las empresas de tamaño reducido (tamaño < 6,5 -microempresas y tamaño < 11 -pequeñas y medianas empresas) tienen más probabilidades de ir a la quiebra. Este grupo representa casi un 20% de la muestra en comparación con las empresas agrarias de tamaño

Figura 3.1: Árbol de decisiones en función de las características internas de las empresas



Fuente de elaboración propia. F=1 (color rojo) F=2 (color gris) F=3 (color verde)

reducido en quiebra para el periodo pre Covid que representa un 14%. La actividad productiva de la empresa también tiene un papel relevante para caracterizar el proceso de quiebra empresarial pero parece ser más importante durante el periodo pre Covid. En este sentido, encontramos un grupo de empresas agrarias fracasadas de tamaño reducido independientemente de su sector que representa un 7% de la muestra.

Este estudio vuelve a corroborar la relevancia de la herramienta metodológica que presentamos en el capítulo 2 de esta tesis y que tiene como objetivo caracterizar los procesos de fracaso empresarial en las empresas agrarias. De acuerdo con nuestros resultados, las políticas agrarias deberían incentivar la aplicación de políticas financieras flexibles. Esto permite a las empresas hacer frente a choques financieros inesperados. Además, los directivos de las empresas agrarias de tamaño reducido deberían preocuparse por la pertinencia de mantener amplias posiciones de capital circulante para superar sus limitaciones derivadas de su reducida escala productiva.

Por último, son necesarios futuros estudios en este campo para contrastar nuestros hallazgos en otros entornos. Con este objetivo, deberían examinarse diferentes conjuntos de datos. SABI proporciona información financiera de las empresas que entregan sus cuentas financieras en los Registros Oficiales. Sin embargo, las empresas en quiebra no están obligadas a proporcionar sus cuentas. Por lo tanto, el uso del conjunto de datos SABI podría proporcionar una cantidad menor de empresas fallidas en comparación con el porcentaje real. Los estudios futuros deberían considerar bases de datos alternativas para realizar nuestro análisis y generalizar nuestros resultados.

***Capítulo 4: Técnicas de simbolización
para examinar el impacto geográfico de
los procesos de fracaso empresarial***

4.1. Introducción

La crisis sanitaria derivada del Covid ha provocado un desajuste financiero en la actividad productiva dejando caer las transacciones comerciales de las empresas motivadas por las restricciones gubernamentales a las interacciones sociales para reducir el número de contagios (Baqae y Farhi, 2020). Este hecho ha generado un amplio número de estudios recientes que tienen como objetivo principal determinar los efectos del covid en los sistemas productivos empresariales (Ramelli y Wagner, 2020).

Estos estudios han examinado el impacto de esta pandemia en función de las características internas de las empresas y, en particular, de sus variables financieras. Desde esta perspectiva, Ramelli y Wagner (2020) concluyen sobre una relación negativa entre los rendimientos y la deuda y una interacción positiva entre las tenencias de efectivo y los rendimientos de las acciones durante la crisis covídica. De Vito y Gómez (2020) analizan el tiempo que las empresas con flexibilidad operativa limitada están operativas antes de utilizar las reservas de efectivo. Pagano et al. (2021) indican que las empresas cuya actividad productiva no requiere distancia social muestran un menor descenso en el precio de sus acciones. Fahlenbrach et al. (2021) muestran que las crisis covídicas tienen un menor impacto en las empresas con mayor capacidad financiera. Los estudios anteriores han considerado los efectos covídicos desde una perspectiva interna de la empresa, pero los estudios que incluyen factores geográficos externos son prácticamente inexistentes en este contexto.

La geografía se considera un elemento clave en diferentes ámbitos de la investigación empresarial. En el caso particular de los modelos de fracaso empresarial, algunos autores afirman que el proceso de fracaso también está causado por variables externas (Everett y Watson, 1998). Las características de localización de las empresas, teniendo en cuenta la proximidad de las mismas entre sí, rara vez se ha examinado. En este sentido, Fernandes y Artes (2016) proponen un modelo de scoring crediticio con dependencia espacial entre empresas. Su propuesta proporciona resultados mejor ajustados que la puntuación sin interacciones espaciales. En concordancia con este estudio, Calabrese et al. (2017) muestran que los efectos de interacción espacial son significativos en los modelos de riesgo

empresarial mejorando la capacidad de predicción de fracaso empresarial. Mate-Sánchez-Val et al. (2018) determinan la presencia de efectos de interacción espacial significativos entre empresas geográficamente próximas entre sí a la hora de evaluar la probabilidad de fracaso empresarial.

De acuerdo con la literatura anterior, el efecto de interacción espacial podría estar motivado por la presencia de spillovers de conocimiento entre empresas. La proximidad física entre empresas refuerza la existencia de intercambio de información entre ellas. Así, la proximidad geográfica facilita la difusión del capital social, aumentando la capacidad de compartir conocimientos y aprender de la información externa (Karlsson et al., 2015). Los directores generales situados en entornos de trabajo comunes tienden a establecer relaciones cara a cara, compartiendo experiencias y aprendiendo de las prácticas de gestión de los demás. En estos entornos existirán efectos indirectos positivos que proporcionarán información a las empresas cercanas y estas utilizarán este conocimiento externo para garantizar el éxito en su gestión (Maskell, 2001). En este contexto, la literatura basada en prácticas de imitación también afirma que las empresas tienden a seguir las prácticas de gestión de sus empresas geográficamente cercanas que tienen mejores posiciones en el mercado (Leary y Roberts, 2014). De hecho, la existencia de asimetrías informativas hace que las empresas tengan más incentivos para crear relaciones con empresas geográficamente cercanas con el fin de superar su déficit de información para adoptar decisiones (Carreira y Silva, 2010).

El presente capítulo tiene como objetivo principal evaluar los efectos geográficos en la distribución espacial de los procesos de quiebra empresarial comparando los periodos pre y post-Covid. En particular, aplicamos un proceso de simbolización descrito en el Capítulo 2 de esta tesis para identificar los procesos de fracaso empresarial. Posteriormente, utilizamos el test de dependencia espacial $Q(m)$ para evaluar si la distribución espacial de los procesos de fracaso empresarial ha cambiado cuando comparamos los periodos pre y post Covid. Para ello, aplicamos a una muestra geolocalizada de empresas ubicadas en Madrid. A partir de nuestro estudio, podremos responder a las siguientes preguntas de investigación: ¿existen estructuras geográficas de co-localización significativas en la distribución territorial de los procesos de fracaso empresarial? En ese caso, ¿existen

diferencias en este comportamiento espacial cuando comparamos los periodos pre y post-Covid?.

Las respuestas a estas preguntas de investigación permiten conocer mejor el papel de la geografía en el comportamiento empresarial. De este modo, los responsables políticos podrían utilizar esta información en el diseño de políticas regionales enfocadas a mitigar los efectos negativos generados por la pandemia del Covid - o de cualquier otra crisis económica - en las zonas más afectadas. Además, el hecho de identificar el comportamiento espacial según el tipo de proceso de quiebra empresarial permitirá a los gobiernos locales implementar políticas financieras enfocadas a reducir la propagación de la quiebra empresarial en función de las características del propio proceso de fracaso. Nuestro estudio contribuye a la literatura empresarial aportando más pruebas sobre qué tipos de procesos de quiebra empresarial están relacionados con la pandemia del Covid y su vinculación con la dimensión geográfica. La consideración de la dimensión espacial es crucial en el contexto de la crisis del Covid. Nuestros resultados añaden una mayor comprensión sobre las consecuencias económicas de la crisis covídica en un contexto urbano corroborando si tiene un impacto desproporcionado en determinados territorios.

4.2. Metodología

4.2.1 Prueba de dependencia espacial $Q(m)$ de los datos cualitativos.

El test $Q(m)$ es un estadístico de dependencia espacial de datos categóricos basado en entropía (Ruiz et al., 2010). Así, este estadístico se propone para contrastar la dependencia espacial y análisis de colocación en eventos espacialmente discretos. En nuestro contexto, el conjunto discreto de datos categóricos con referencia espacial estará formado por la pertenencia de cada empresa a un cluster determinado y su localización en coordenadas geográficas. Además de su capacidad para determinar asociaciones espaciales, este estadístico permite identificar patrones específicos de asociación espacial, que pueden ser utilizados para comprender el comportamiento espacial de los procesos de fracaso empresarial determinados por los clusters.

4.3 Base de datos y variables

Utilizamos la base de datos SABI (Sistemas de Análisis de Balances Ibéricos) para obtener una muestra de empresas con información financiera de sus estados financieros durante el periodo 2017-2020. Esta muestra está compuesta por 30101 empresas con información disponible. A partir de esta muestra, definimos las empresas fracasadas como aquellas que se encuentran en procesos legales de insolvencia (Zorn et al., 2017). Nuestra muestra está formada por 1421 empresas fracasadas (498 en 2018, 463 en 2019 y 460 en 2020) cuyos procesos de insolvencia se registraron a finales de 2018, 2019 o 2020. Al igual que en los capítulos anteriores, consideramos los ratios financieros de las empresas aplicados en el modelo de puntuación Z de Altman (Altman, 1968). La Tabla 4.1 muestra las definiciones de estos ratios y algunos de sus descriptivos.

Tabla 4.1: Variables y estadístico descriptivos		
Definición	Interpretación	Valores medios (desv.)
Fracaso empresarial	Empresas que se han acogido a procesos judiciales de insolvencia en el año correspondiente y tienen información disponible	1421 empresas
Capital circulante respecto Activo total	El capital circulante de las empresas representa su situación financiera a corto plazo. Un ratio positivo indica que la empresa puede hacer frente a sus obligaciones financieras.	0.0268 (0.992)
Beneficios no distrib. respecto Activo Total	Una relación elevada entre los beneficios retenidos y los activos totales muestra que la empresa aplica los beneficios retenidos para financiar los gastos de capital.	0.0320 (0.821)
Resultado antes de intereses e impuestos (EBIT) respecto Activo Total	Evalúa la capacidad de la empresa para generar beneficios sólo con su propia actividad.	0.0495 (0.723)
Activo total respecto Deuda Total	Un valor elevado se interpreta como un alto nivel de confianza de los inversores en la estabilidad financiera de la empresa.	2.9187 (1.751)
Ventas respecto Activo total	Un valor alto significa que la dirección necesita una pequeña inversión para generar ventas, la cual aumenta la rentabilidad de la empresa.	1.2973 (1.739)

4.2. Resultados

4.2.1. Proceso de fracaso empresarial

Aplicamos el algoritmo propuesto en el Capítulo 2 basado en las pruebas de Chow y en el proceso de simbolización. A partir de este resultado, aplicamos un proceso de clustering k-mean con distancia Hamming para clasificar las empresas en diferentes tipos de procesos de fracaso empresarial. Aplicamos este procedimiento para las muestras pre y post- Covid. La Tabla 4.2 muestra las características financieras de cada una de ellas.

Tabla 4.2. Proceso de clusterización		
Panel A. Caracterización de los clusters		
Cluster	Centroide(*)	Interpretación
Cluster 1	1 0 1 0 1	Empresas muy dependientes de los recursos financieros externos y poco capitalizadas
Cluster 2	0 1 1 0 1	Empresas con rigidez financiera y escasa capitalización
Cluster 3	0 0 0 0 1	Empresas con rigideces financieras y alta dependencia de recursos financieros externos y con escasa capacidad de crear beneficios propios de su actividad productiva.

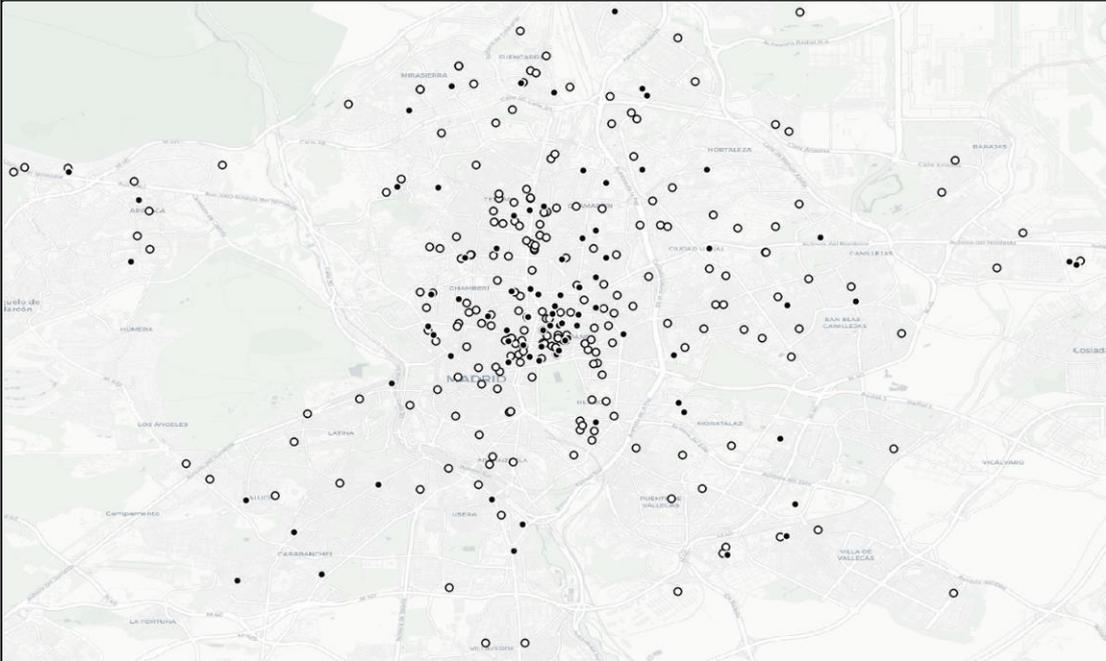
(*) Encontramos centroides similares para cada año del periodo analizado 2018-2020.

4.2.2. Distribución geográfica de los procesos de fracaso

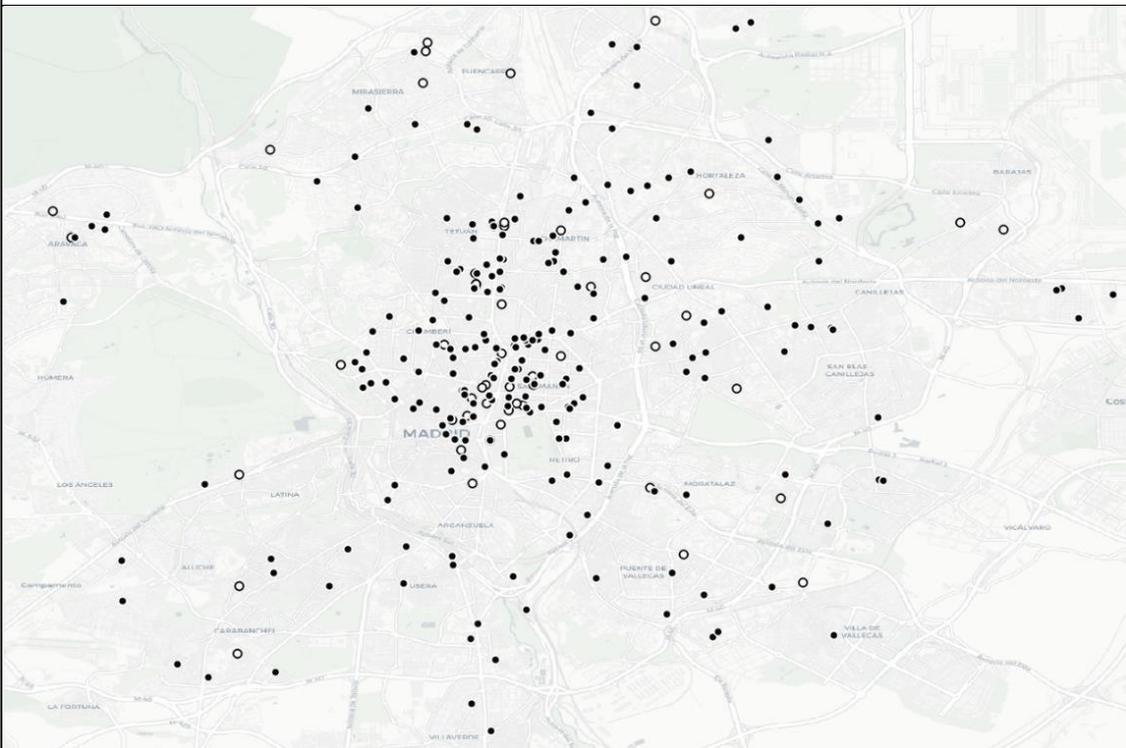
La Figura 4.1 muestra la distribución espacial de los distintos tipos de procesos de fracaso empresarial identificados al aplicar la metodología propuesta, antes y después del Covid.

Figura 4.1. Distribución geográfica de los procesos de fracas empresarial pre and post-Covid

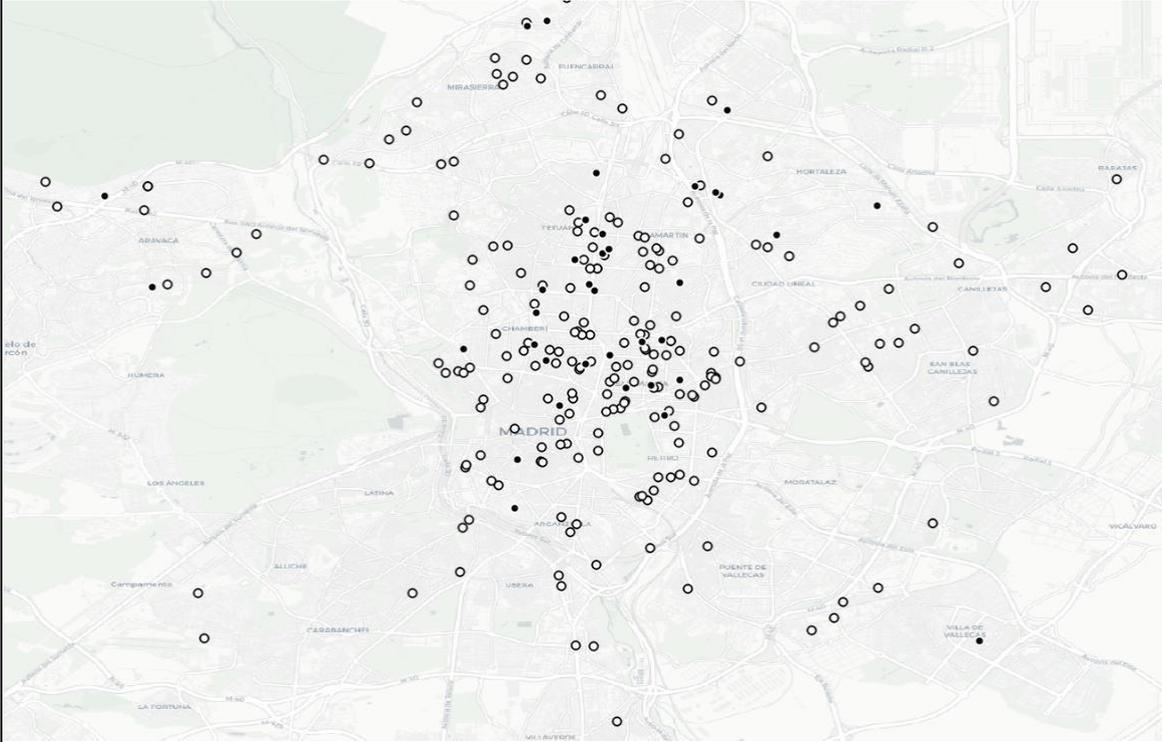
Empresas fracasadas-Cluster 1.



Empresas fracasadas. Cluster 2.



Empresas fracasadas. Cluster 3



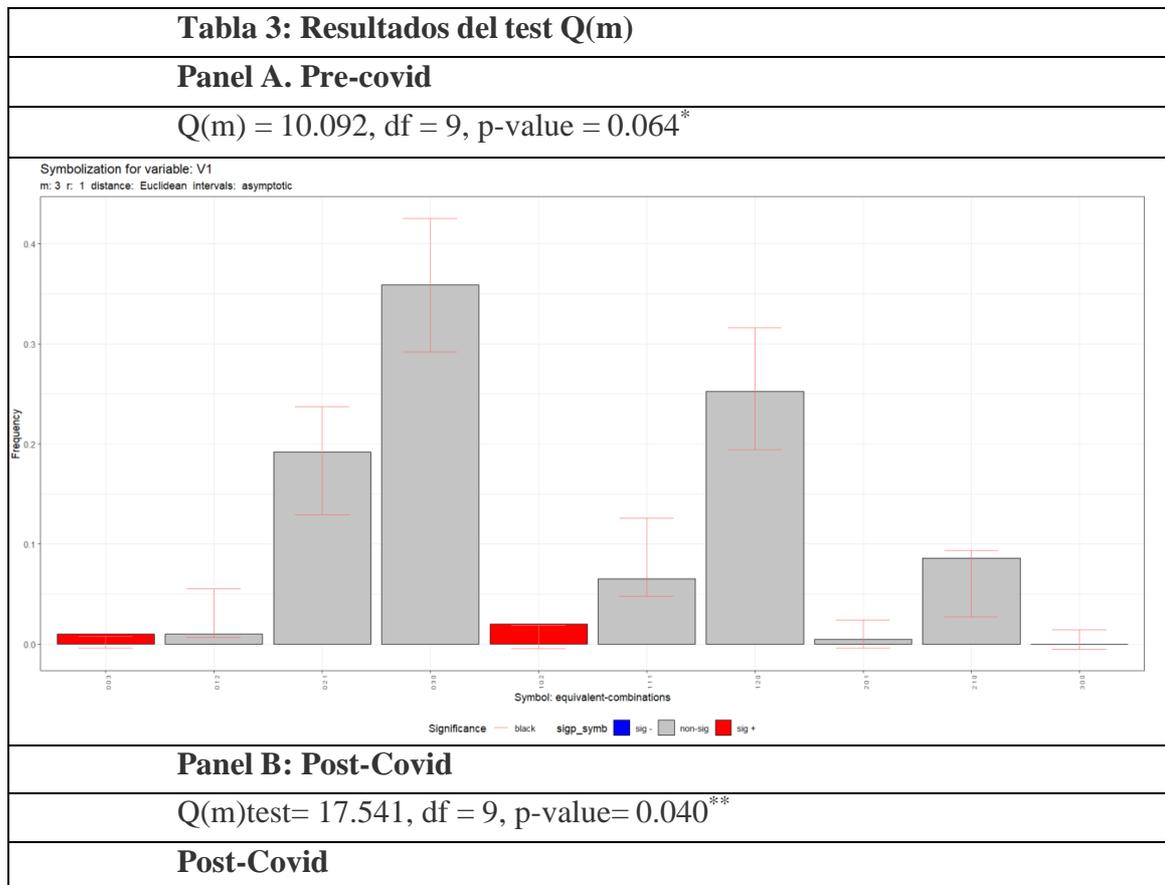
Los puntos negros representan geográfica distribución del periodo post-Covid y los puntos blancos del periodo pre-Covid. Fuente: Elaboración propia.

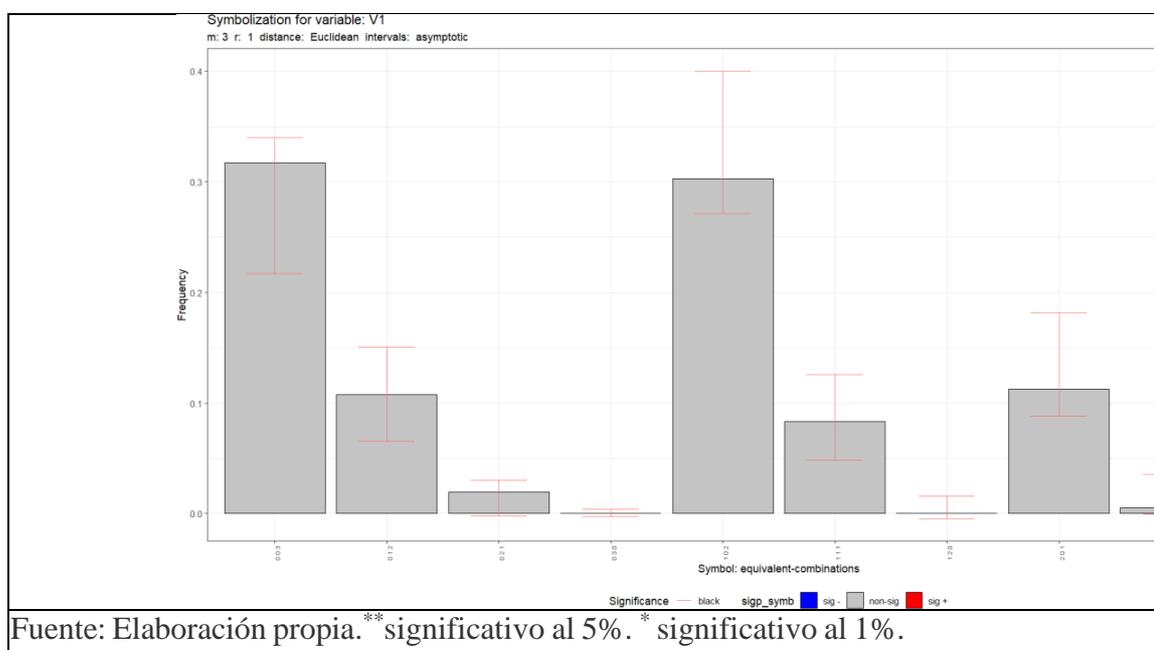
La figura anterior apunta un cambio en la distribución geográfica de los tipos de procesos de fracaso empresarial (clusters) 1 (Figura 1. Panel A) y 3 (Figura 1. Panel A) cuando se comparan los periodos pre y post-Covid. Encontramos una concentración espacial de empresas con procesos de fracaso empresarial representados por el Cluster 3 durante el periodo pre-Covid mientras que este comportamiento desaparece en el periodo post-Covid.

Por el contrario, el proceso de quiebra empresarial representado por el Cluster 1 no muestra un proceso de concentración espacial durante el periodo pre-Covid mientras que este comportamiento se hace evidente tras la crisis derivada del Covid. Este resultado coincide con estudios anteriores que concluyen sobre la existencia de áreas de concentración espacial de empresas en quiebra (Mate-Sánchez-Val et al., 2018).

Además, identificamos los tipos de procesos de quiebra empresarial que muestran comportamientos de concentración espacial. Desde un punto de vista financiero, obtenemos que durante el periodo pre-Covid, las empresas en quiebra que se concentran espacialmente son aquellas que presentan rigideces financieras y son altamente dependientes de los recursos financieros externos y con escasa capacidad de crear beneficios propios de su actividad productiva. En el periodo post-Covid, la concentración espacial aparece para las empresas que presentan procesos de fracaso empresarial del tipo 1. Se trata de empresas muy dependientes de los recursos financieros externos y con bajos valores de capitalización. Así, la Figura 4.1 muestra tendencias geográficas co-localizadas en la distribución territorial de los procesos de fracaso empresarial con diferencias cuando comparamos los periodos pre y post Covid. En el siguiente apartado contrastamos si estos efectos co-localizados son significativos.

4.2.3. *Patrones espaciales pre y post covid aplicando el test de dependencia espacial $Q(m)$ para datos cualitativos*





Durante el periodo pre Covid, encontramos empresas geográficamente cercanas que presentan el proceso de quiebra empresarial del tipo 3, que se corresponde con empresas con rigideces financieras y alta dependencia de recursos financieros externos y con escasa capacidad de crear beneficios propios de su actividad productiva. Durante el proceso post Covid, el símbolo significativo y positivo con estructura de dependencia espacial es (3 0 0) que representa un número de observaciones espacialmente colocadas del proceso de fracaso empresarial del cluster 1 (Símbolo=1 0 1 0 1). Este cluster está compuesto por empresas muy dependientes de los recursos financieros externos y con valores de capitalización bajos.

Este resultado añade más información a la literatura financiera de fracaso empresarial. En este sentido, Fahlenbrach et al. (2021) señalan la importancia de la capacidad financiera de las empresas destacando que las empresas con mejor situación financiera están en mejor posición para superar la crisis del Covid. Además, en este capítulo concluimos que este tipo de empresas tienden a estar concentradas geográficamente. Así, encontramos patrones de colocación espacial de los procesos de quiebra empresarial (Fernandes y Artes, 2016, Calabrese et al., 2017, Mate-Sánchez-Val et al., 2018). Esto se explica por la literatura previa que establece los mecanismos que incentivan a las empresas a seguir las prácticas financieras de su entorno geográficamente cercano (Leary y Roberts 2014; Carreira y Silva

2010).

4.3. *Discusión y Conclusiones de este capítulo*

En este capítulo, examinamos el impacto de la geografía en los procesos de fracaso empresarial en el contexto de la pandemia Covid. Para ello, examinamos los distintos procesos de fracaso empresarial desde una perspectiva espacial determinando patrones de colocación espacial significativos que difieren cuando comparamos los periodos pre y post-Covid. A este respecto, concluimos que existen patrones significativos de colocación espacial de los procesos de fracaso empresarial que son diferentes cuando comparamos los periodos pre y post covid. Durante el periodo pre Covid, encontramos empresas geográficamente cercanas que presentan el proceso de quiebra empresarial del tipo 3, mientras que en el periodo post Covid las empresas agrupadas presentan el proceso de quiebra empresarial 1. Estas se corresponden con empresas de baja flexibilidad financiera y baja capitalización.

Este resultado coincide con estudios financieros anteriores que destacan la relevancia de la flexibilidad financiera de las empresas durante la pandemia, pero también añaden comprensión a la literatura de varias maneras. En primer lugar, los resultados derivados del proceso de simbolización y posterior clusterización indican que la flexibilidad financiera debe combinarse con una adecuada capitalización de las empresas para hacer frente a la inesperada crisis provocada por el virus del Covid. En segundo lugar, la geografía tiene un papel relevante en la forma en que las empresas van a la quiebra durante la pandemia.

Nuestros resultados ponen de manifiesto la relevancia de las políticas locales para incentivar a las empresas a mantener elevadas posiciones de tesorería con el fin de superar las crisis inesperadas de la demanda, como la crisis del Covid. Con este fin, las campañas de información y difusión sobre los resultados positivos de unas políticas financieras adecuadas incentivarían a las empresas a emprender prácticas de gestión preventiva.

Además, la existencia de áreas de concentración espacial de empresas con procesos de fracaso empresarial similares podría ser una ventaja para emprender políticas locales con el objetivo de aumentar las probabilidades de supervivencia empresarial en determinadas

zonas. En particular, los responsables políticos deberían garantizar la existencia de entidades financieras con una cultura financiera basada en las flexibilidades financieras. Se podría incentivar a los inversores locales para que participen en empresas ubicadas en determinadas zonas. A pesar de nuestros resultados, futuros estudios deben estar centrados en otros territorios para confirmar la existencia significativa de patrones de co-localización espacial en los procesos de fracaso empresarial identificados a través de la metodología propuesta en esta tesis doctoral.

Capítulo 5. Conclusiones

5.1. Conclusiones y consideraciones finales

El objetivo general de esta investigación era la contribución a la literatura del fracaso empresarial como se refleja a lo largo del documento. Esta contribución se divide entre los capítulos 2-4.

En el Capítulo 2, se propuso un algoritmo basado en un el análisis cualitativo comparativo difuso con el motivo de identificar las condiciones financieras en las empresas que generan fracaso basándonos en el modelo de Ragin (2009) pero eliminando la subjetividad de esta propuesta mediante la aplicación del test de Chow de cambio estructural. Además, desarrollamos una aplicación empírica considerando los ratios financieros propuestos en el trabajo de Altman (1968) como indicadores financieros internos y añadimos como otras variables explicativas: el tamaño, la actividad económica (CNAE) y la edad de las empresas. Este análisis considera también los efectos de los cambios estructurales en el mercado derivados de la crisis del Covid. Los resultados revelan que las empresas grandes fracasadas son empresas muy dependientes de los recursos externos en los períodos pre-Covid y post-Covid. Por otro lado, la edad empresarial parece relevante para el fracaso en el período post-Covid pero no en el pre-Covid, lo que nos indica que las empresas más maduras presentaron también problemas de rigidez en sus políticas financieras.

En el Capítulo 3, aplicamos nuestra propuesta metodológica al sector agrario para comprobar que ofrece resultados coherentes según la literatura previa. Tras aplicar nuestra propuesta obtenemos tres procesos de fracaso empresarial distintos. Sobre este resultado, aplicamos árboles de decisión para identificar las características de las empresas en función al tipo de proceso de fracaso empresarial. Nuestros resultados indican que, en el sector agrario se vuelve a producir el problema de la falta de flexibilidad de políticas financieras para hacer frente a impactos inesperados del mercado. Además, nuestros resultados muestran que en este sector es también determinante la actividad productiva para caracterizar el fracaso empresarial.

En el Capítulo 4 se centra en la distribución geográfica de los procesos de fracaso

empresarial en el contexto de la pandemia Covid. Encontramos patrones significativos de colocalización en ambos periodos pre y post Covid con diferencias entre ambos. Así, detectamos zonas de concentración espacial de empresas fracasadas en el period pre Covid con rigideces financieras y alta dependencia de recursos financieros externos y con escasa capacidad de crear beneficios propios de su actividad productiva. En el periodo post Covid, las empresas fracasadas concentradas geográficamente tienden a presentar una baja flexibilidad financiera y una baja capitalización.

5.2 Principales conclusiones

5.2.1 Análisis Financiero

Desde una perspectiva financiera empresarial, concluimos que ha habido un cambio significativo en los procesos de fracaso empresarial antes y después de la crisis motivada por el Covid. De este modo, las empresas con mayor flexibilidad financiera son aquellas que tienen una mayor probabilidad de supervivencia durante el Covid. A diferencia, antes del Covid las empresas con mayores probabilidades de supervivencia son aquellas con una estructura financiera más equilibrada.

5.2.2 Análisis económico

Desde una perspectiva económica, se ha visto que los procesos de fracaso empresarial tienen un marcado efecto sectorial que se mantiene cuando comparamos el proceso de fracaso antes y después del Covid. En particular desarrollamos una aplicación empírica para el sector agrario en donde las diferencias sectoriales quedan de manifiesto.

Además, desde la economía geografía, vemos que los procesos de fracaso empresarial siguen un proceso de concentración territorial. Este resultado coincide con algunos estudios previos que han llegado a la conclusión que los procesos de fracaso empresarial siguen un comportamiento espacial. Esta tesis también señala el cambio en este proceso de contagio en el fracaso empresarial cuando comparamos el periodo pre y post Covid. Además, encontramos que los patrones de colocalización en el proceso de fracaso empresarial deben de ser examinados teniendo en cuenta el tipo de fracaso empresarial y no de forma generak como se ha venido estudiando anteriormente.

5.2.3 *Análisis de los procesos de fracaso empresarial*

Nuestro trabajo es una contribución a la literatura del fracaso empresarial desde el punto de vista metodológico. En este sentido, la aplicación de técnicas de simbolización y algoritmos interactivos permite la determinación de los procesos de fracaso empresarial con un carácter objetivo. La propia información de la empresa es la que permite categorizarla en el tipo de procesos de fracaso empresarial sin necesidad de incluir criterios a priori por parte de los investigadores.

5.2.4. *Implicaciones empresariales y políticas*

Nuestra propuesta metodológica para analizar los procesos de fracaso empresarial es de gran utilidad para los gerentes de las empresas que pueden encontrar una herramienta de gran utilidad para identificar la situación de su empresa a partir de los valores de los ratios financieros. Esta evaluación permitirá adelantarse a situaciones financieras que puedan poner en riesgo la estabilidad de la empresa. Por tanto, los gestores empresariales tendrán la posibilidad de ajustar sus ratios financieros en la dirección deseada en función de las características económicas de cada momento.

Desde el punto de vista de políticas enfocadas a garantizar la supervivencia empresarial, nuestros resultados apuntan que las acciones deberían ir enfocadas a promover una cultura empresarial que promueva una gestión con una mayor flexibilidad financiera empresarial. De este modo, las empresas podrán hacer frente a situaciones de inestabilidad financiera ante crisis económicas inexperadas.

Además, desde una perspectiva de política regional, las medidas de estabilidad financiera empresarial deberían diseñarse teniendo en cuenta las características micro territoriales de las áreas que se están analizando y no suponiendo que el comportamiento es homogéneo a lo largo de todo el territorio. De este modo, la aplicación de políticas empresariales será más efectiva. Estas políticas deberán ir diseñadas en función del tipo de proceso de fracaso empresarial que podrá ser identificado de nuestra propuesta.

5.3 *Futuras líneas investigación*

Cada proyecto de investigación necesariamente debe limitarse en una serie de objetivos concretos. Por tanto, es incuestionable que queden propuestas de investigación fuera del estudio. En nuestro caso, estudios futuros en esta dirección deberán continuar con la aplicación de nuestra propuesta metodológica considerando distintas bases de datos y configuradas para distintos sectores y territorios. De este modo, es necesario considerar el análisis del fracaso empresarial en otros sectores productivos además de los analizados en esta tesis. Otra cuestión fundamental es considerar otros ámbitos territoriales además del analizado en esta tesis. Así, analizar el comportamiento geográfico del fracaso empresarial en otras regiones a la hora de desarrollar análisis micro-territoriales es fundamental. De este modo, podemos corroborar la existencia de patrones de colocación en el fracaso empresarial, además, en nuestro caso, determinar si estos procesos de contagio tienden a configurarse en función del proceso de fracaso que se esté examinando.

Desde una perspectiva metodológica, consideramos la posibilidad de incluir no solo características internas de las empresas como son los ratios financieros sino también características económicas externas. De este modo, podríamos determinar un modelo de fracaso empresarial que fuera más ajustado a las características de cada entorno económico. Por tanto, una contribución interesante podría ser la determinación de los puntos de corte a través del proceso de simbolización en donde se incluyan, aparte de ratios financieros propios de la empresa, indicadores que caractericen el ciclo económico. Este punto queda como una propuesta abierta a desarrollar en futuros estudios.

Finalmente, el desarrollo de algoritmos de determinación y/o predicción del fracaso empresarial que incluyan información individual de la empresa, serían de gran utilidad para comprender los procesos de fracaso empresarial, así como para determinar políticas empresariales que minimicen el mismo.

Referencias bibliográficas

- Alaka, H. A., Oyedele, L. O., Owolabi, H. A., Kumar, V., Ajayi, S. O., Akinade, O. O., y Bilal, M. (2018). Systematic review of bankruptcy prediction models: Towards a framework for tool selection. *Expert Systems with Applications*, 94, 164-184.
- Aleksanyan, L. (2015). La situation économique et financière des entreprises agroalimentaires françaises (1998-2012). *Économie rurale. Agricultures, alimentations, territoires*, (349-350), 125-147.
- Aleksanyan, L. y Huiban, J. P. (2016). Economic and financial determinants of firm bankruptcy: evidence from the French food industry. *Review of Agricultural, Food and Environmental Studies*, 97(2), 89-108.
- Alstadsæter, A., Bjørkheim, J. B., Kopczuk, W. y Økland, A. (2020). Norwegian and US policies alleviate business vulnerability due to the COVID-19 shock equally well. *National Tax Journal*, 73(3), 805-828.
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-609.
- Amankwah-Amoah, J. (2016). An integrative process model of organisational failure. *Journal of Business Research*, 69(9), 3388-3397.
- Amankwah-Amoah, J., Khan, Z. y Wood, G. (2021). COVID-19 and business failures: The paradoxes of experience, scale, and scope for theory and practice. *European Management Journal*, 39(2), 179-184.
- Atsalakis, G. S. y Valavanis, K. P. (2009). Forecasting stock market short-term trends using a neuro-fuzzy based methodology. *Expert systems with Applications*, 36(7), 10696-10707.
- Bahrammirzaee, A. (2010). A comparative survey of artificial intelligence applications in finance: artificial neural networks, expert system and hybrid intelligent systems. *Neural Computing and Applications*, 19(8), 1165-1195.
- Baldwin, R. y Di Mauro, B. W. (2020). Economics in the time of COVID-19: A new eBook. *VOX CEPR Policy Portal*, 2-3.
- Baqae, D. y Farhi, E. (2020). Supply and demand in disaggregated Keynesian economies

with an application to the Covid-19 crisis (No. w27152). National Bureau of Economic Research.

Barboza, F., Kimura, H. y Altman, E. (2017). Machine learning models and bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 83, 405-417.

Barrero, J. M., Bloom, N. y Davis, S. J. (2020). *COVID-19 is also a reallocation shock* (No. w27137). National Bureau of Economic Research.

Bellovary, J. L., Giacomino, D. E., y Akers, M. D. (2007). A review of bankruptcy prediction studies: 1930 to present. *Journal of Financial Education*, 1-42.

Bénassy-Quéré, A. y Weder di Mauro, B. (2020). Europe in the time of Covid-19: A new crash test and a new opportunity. *Europe in the Time of Covid*, 19, 1-20.

Blum, M. (1974). Failing company discriminant analysis. *Journal of Accounting Research*, 1-25.

C. Karlsson, J. Klaesson y Ö. Öner (2015). Regional characteristics and the survival of new firms. ERSA Conference Papers. *European Regional Science*, No. Ersa 15, 6.

Calabrese, R., Andreeva, G., Ansell, J. (2017). 'Birds of a feather' fail together: exploring the nature of dependency in SME defaults. *Risk Analysis.: International Journal*. 1-14.

Carreira, C. y Silva, F. (2010). No deep pockets: some stylised empirical results on firms' financial constraints. *Journal of Economic Survey*, 24 (4), 731-753.

Chen, M. Y. (2011). Bankruptcy prediction in firms with statistical and intelligent techniques and a comparison of evolutionary computation approaches. *Computers and Mathematics with Applications*, 62(12), 4514-4524.

Chiu, C. Y. y Park, C. S. (1994). Fuzzy cash flow analysis using present worth criterion. *The Engineering Economist*, 39(2), 113-138.

Coibion, O., Gorodnichenko, Y. y Weber, M. (2020). *Labor markets during the COVID-19 crisis: A preliminary view* (No. w27017). National Bureau of economic research.

- Cook, L. y Barrett, C. (2020). How Covid-19 is escalating problem debt. Received 3- 6- 2020, from <https://www.ft.com/content/4062105a-afaf-4b28-bde6-ba71d5767ec0>.
- D'aveni, R. A. (1989). The aftermath of organizational decline: A longitudinal study of the strategic and managerial characteristics of declining firms. *Academy of Management Journal*, 32(3), 577-605.
- De Vito, A. y Gómez, J. P. (2020). Estimating the COVID-19 cash crunch: Global evidence and policy. *Journal of Accounting and Public Policy*, 39(2), 106741.
- Deakin, E. B. (1972). A discriminant analysis of predictors of business failure. *Journal of Accounting Research*, 167-179.
- DeAngelo, H. y Roll, R. (2015). How stable are corporate capital structures?. *The Journal of Finance*, 70(1), 373-418.
- DeAngelo, H., Gonçalves, A. S. y Stulz, R. M. (2018). Corporate deleveraging and financial flexibility. *The Review of Financial Studies*, 31(8), 3122-3174.
- Dimitras, A. I., Zanakis, S. H., y Zopounidis, C. (1996). A survey of business failures with an emphasis on prediction methods and industrial applications. *European Journal of Operational Research*, 90(3), 487-513.
- Ding, D., del Pozo Cruz, B., Green, M. A. y Bauman, A. E. (2020). Is the COVID-19 lockdown nudging people to be more active: a big data analysis. *British Journal of Sports Medicine*, 54(20), 1183-1184.
- Du Jardin, P. (2015). Bankruptcy prediction using terminal failure processes. *European Journal of Operational Research*, 242(1), 286-303.
- Eichenbaum, M. S., Rebelo, S. y Trabandt, M. (2021). The macroeconomics of epidemics. *The Review of Financial Studies*, 34(11), 5149-5187.
- Eisenbeis, R. A. (1977). Pitfalls in the application of discriminant analysis in business, finance, and economics. *The Journal of Finance*, 32(3), 875-900.
- Everett, J. y Watson, J. (1998). Small business failure and external risk factors. *Small Business Economics*, 11(4), 371-390.

- Fahlenbrach, R., Rageth, K. y Stulz, R. M. (2021). How valuable is financial flexibility when revenue stops? Evidence from the COVID-19 crisis. *The Review of Financial Studies*, 34(11), 5474-5521.
- Faulkender, M., Flannery, M. J., Hankins, K. W. y Smith, J. M. (2012). Cash flows and leverage adjustments. *Journal of Financial Economics*, 103(3), 632-646.
- Fernandes, G. B. y Artes, R. (2016). Spatial dependence in credit risk and its improvement in credit scoring. *European Journal of Operational Research*, 249(2), 517-524.
- Fiss, P. C. (2011). Building better causal theories: A fuzzy set approach to typologies in organization research. *Academy of Management Journal*, 54(2), 393-420.
- Frydman, H., Altman, E. I. y Kao, D. L. (1985). Introducing recursive partitioning for financial classification: the case of financial distress. *The Journal of Finance*, 40(1), 269-291.
- Gambhir, M. y Gupta, V. (2017). Recent automatic text summarization techniques: a survey. *Artificial Intelligence Review*, 47(1), 1-66.
- Gepp, A. y Kumar, K. (2008). The role of survival analysis in financial distress prediction. *International Research Journal of Finance and Economics*, 16(16), 13-34.
- Goldman, L., Weinberg, M., Weisberg, M., Olshen, R., Cook, E. F. y Sargent, R. K. (1982). A computer-derived protocol to aid in the diagnosis of emergency room patients with acute chest pain. *New England journal of medicine*, 307(10), 588-596.
- Goudie, A. W. (1987). Forecasting corporate failure: the use of discriminant analysis within a disaggregated model of the corporate sector. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (General)*, 150(1), 69-81.
- Gourinchas, P. O., Kalemli-Özcan, Ş., Penciakova, V. y Sander, N. (2020). Covid-19 and SME failures. *NBER Working Paper*, (w27877).
- Gregory, V., Menzio, G. y Wiczer, D. G. (2020). *Pandemic recession: L or V-shaped?* (No. w27105). National Bureau of Economic Research.

- Gupta, J., Wilson, N., Gregoriou, A., y Healy, J. (2014). The effect of internationalisation on modelling credit risk for SMEs: Evidence from UK market. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 31, 397-413.
- Gupta, Y. P., P. Rao, R., y Bagchi, P. K. (1990). Linear goal programming as an alternative to multivariate discriminant analysis: A note. *Journal of Business Finance and Accounting*, 17(4), 593-598.
- Hamilton, E. A. (2006). An exploration of the relationship between loss of legitimacy and the sudden death of organizations. *Group y Organization Management*, 31(3), 327-358.
- Heracleous, L. y Werres, K. (2016). On the road to disaster: Strategic misalignments and corporate failure. *Long Range Planning*, 49(4), 491-506.
- Jiao, Y., Syau, Y. R. y Lee, E. S. (2007). Modelling credit rating by fuzzy adaptive network. *Mathematical and Computer Modelling*, 45(5-6), 717-731.
- Jones, S. (2017). Corporate bankruptcy prediction: A high dimensional analysis. *Review of Accounting Studies*, 22(3), 1366-1422.
- Jordà, Ó. (2020). Las secuelas de la pandemia de la COVID-19. *Papeles de Economía Española*, (165), 162-169.
- Kiang, M. Y. (2003). A comparative assessment of classification methods. *Decision support systems*, 35(4), 441-454.
- Klieštk, T., Kočíšová, K. y Mišanková, M. (2015). Logit and probit model used for prediction of financial health of company. *Procedia economics and finance*, 23, 850-855.
- Kou, G., Xu, Y., Peng, Y., Shen, F., Chen, Y., Chang, K. y Kou, S. (2021). Bankruptcy prediction for SMEs using transactional data and two-stage multiobjective feature selection. *Decision Support Systems*, 140, 113429.
- Kücher, A., Mayr, S., Mitter, C., Duller, C. y Feldbauer-Durstmüller, B. (2020). Firm age dynamics and causes of corporate bankruptcy: age dependent explanations for business failure. *Review of Managerial Science*, 14(3), 633-661.

- Kumar, P. R. y Ravi, V. (2006). Bankruptcy prediction in banks by fuzzy rule based classifier. In *2006 1st International Conference on Digital Information Management* (pp. 222-227). IEEE.
- Kumar, P. R., y Ravi, V. (2007). Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques—A review. *European Journal of Operational Research*, *180*(1), 1-28.
- Laitinen, T. y Kankaanpaa, M. (1999). Comparative analysis of failure prediction methods: the Finnish case. *European Accounting Review*, *8*(1), 67-92.
- Leary, M. T. y Roberts, M. R. (2014). Do peer firms affect corporate financial policy?. *The Journal of Finance*, *69*(1), 139-178.
- Liang, B. y H. Park. (2007). Risk Measures for Hedge Funds: A Cross-Sectional Approach. *European Financial Management*, *13*, 333–370
- Lo, A. W. (1986). Statistical tests of contingent-claims asset-pricing models: A new methodology. *Journal of Financial Economics*, *17*(1), 143-173.
- Magni, C. A., Malagoli, S., y Mastroleo, G. (2006). AN ALTERNATIVE APPROACH TO FIRMS' EVALUATION: EXPERT SYSTEMS AND FUZZY LOGIC. *International Journal of Information Technology y Decision Making*, *5*(01), 195-225.
- Maskell, P. (2001). Towards a knowledge based theory of the geographical cluster. *Industrial Corporate Change*, *10* (4), 921–943.
- Mate Sanchez Val. ML. (2020). The impact of geographical positioning on agri-food businesses' failure considering nonlinearities, *Agribusiness*, *37*(3), 612-628
- Mate-Sánchez-Val, ML., López-Hernandez, F. y Rodríguez Fuentes, C. (2018), Geographical factors and business failure: An empirical study from the Madrid metropolitan area, *Economic Modelling*, *74*(C), 275-283
- McIvor, R. T., McCloskey, A. G., Humphreys, P. K. y Maguire, L. P. (2004). Using a fuzzy approach to support financial analysis in the corporate acquisition process. *Expert Systems with Applications*, *27*(4), 533-547.

- Messier Jr, W. F. y Hansen, J. V. (1988). Inducing rules for expert system development: an example using default and bankruptcy data. *Management Science*, 34(12), 1403-1415.
- Miller, M. H. y Modigliani, F. (1963). Dividend policy and market valuation: a reply. *The Journal of Business*, 36(1), 116-119.
- Modigliani, F. y Miller, M. H. (1963). Corporate income taxes and the cost of capital: a correction. *The American Economic Review*, 53(3), 433-443.
- Montenovo, L., Jiang, X., Rojas, F. L., Schmutte, I. M., Simon, K. I., Weinberg, B. A., y Wing, C. (2020). *Determinants of disparities in COVID-19 job losses* (No. w27132). National Bureau of Economic Research.
- Muñoz-Izquierdo, N., Segovia-Vargas, M. J. y Pascual-Ezama, D. (2019). Explaining the causes of business failure using audit report disclosures. *Journal of Business Research*, 98, 403-414.
- Myers, S. C. y Majluf, N. S. (1984). Corporate financing and investment decisions when firms have information that investors do not have. *Journal of Financial Economics*, 13(2), 187-221.
- Nam, C. W., Kim, T. S., Park, N. J. y Lee, H. K. (2008). Bankruptcy prediction using a discrete-time duration model incorporating temporal and macroeconomic dependencies. *Journal of Forecasting*, 27(6), 493-506.
- Nurcan, E. y Deniz Köksal, C. (2021). Determination of financial failure indicators by gray relational analysis and application of data envelopment analysis and logistic regression analysis in BIST 100 Index. *Iranian Journal of Management Studies*, 14(1), 163-187.
- Pagano, M. S., Sedunov, J. y Velthuis, R. (2021). How did retail investors respond to the COVID-19 pandemic? The effect of Robinhood brokerage customers on market quality. *Finance Research Letters*, 43, 101946.
- Platt, H. D. y Platt, M. B. (1991). A note on the use of industry-relative ratios in bankruptcy prediction. *Journal of Banking y Finance*, 15(6), 1183-1194.

- Ragin, C. C. (1987). *The comparative method: Moving beyond qualitative and quantitative strategies*. Berkeley: University of California Press.
- Ragin, C. C. (2000). *Fuzzy-set social science*. University of Chicago Press.
- Ragin, C. C. (2006). Set relations in social research: Evaluating their consistency and coverage. *Political analysis*, 14(3), 291-310.
- Ragin, C. C. (2006b). The limitations of net-effects thinking. In *Innovative comparative methods for policy analysis* (pp. 13-41). Springer, Boston, MA.
- Ragin, C. C. (2008). *Measurement versus calibration: A set-theoretic approach*. Springer, Boston, MA.
- Ragin, C. C. (2009). *Redesigning social inquiry: Fuzzy sets and beyond*. University of Chicago Press.
- Ramelli, S. y Wagner, A. (2020). What the stock market tells us about the consequences of COVID-19. *Mitigating the COVID Economic Crisis: Act Fast and Do Whatever*, 63.
- Rebasa, P. (2005). Conceptos básicos del análisis de supervivencia. *Cirugía española*, 78(4), 222-230.
- Rojas, F. L., Jiang, X., Montenovó, L., Simon, K. I., Weinberg, B. A. y Wing, C. (2020). *Is the cure worse than the problem itself? Immediate labor market effects of COVID-19 case rates and school closures in the US* (No. w27127). National Bureau of Economic Research.
- Romero Espinosa, F. (2013). Alcances y limitaciones de los modelos de capacidad predictiva en el análisis del fracaso empresarial. *AD-Minister*, (23), 45-70.
- Ruiz, M., López, F. y Páez, A. (2010). Testing for spatial association of qualitative data using symbolic dynamics. *Journal of Geographical Systems*, 12(3), 281-309.
- Sabherwal, R. y Chan, Y. E. (2001). Alignment between business and IS strategies: A study of prospectors, analyzers, and defenders. *Information Systems Research*, 12(1), 11-33.
- Sanchez-Roger, M., Oliver-Alfonso, M. D. y Sanchís-Pedregosa, C. (2019). Fuzzy logic and its uses in finance: a systematic review exploring its potential to deal with

- banking crises. *Mathematics*, 7(11), 1091.
- Shumway, T. (2001). Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model. *The Journal of Business*, 74(1), 101-124.
- Silverman, B. S., Nickerson, J. A. y Freeman, J. (1997). Profitability, transactional alignment, and organizational mortality in the US trucking industry. *Strategic Management Journal*, 18(S1), 31-52.
- Stancu, I. (2007). *Finance*, Economica Publishing House, Bucharest, fourth edition.
- Sun, J., Li, H., Huang, Q. H. y He, K. Y. (2014). Predicting financial distress and corporate failure: A review from the state-of-the-art definitions, modeling, sampling, and featuring approaches. *Knowledge-Based Systems*, 57, 41-56.
- Syed Nor, S. H., Ismail, S. y Yap, B. W. (2019). Personal bankruptcy prediction using decision tree model. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*, 24(47), 157-170.
- Tian, X., Han, R., Wang, L., Lu, G. y Zhan, J. (2015). Latency critical big data computing in finance. *The Journal of Finance and Data Science*, 1(1), 33-41.
- Vermeulen, E. M., Spronk, J. y Wijst, N. V. D. (1998). The application of the multi-factor model in the analysis of corporate failure. In *Operational tools in the management of financial risks* (pp. 59-73). Springer, Boston, MA.
- Vintila, G. (2004). *Corporate Financial Management, Didactica si Pedagogica Publishing House*, Bucharest, fourth edition
- Vuran, B. (2009). Prediction of business failure: A comparison of discriminant and logistic regression analyses. *İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*, 38(1), 47-63.
- Walter, J. E. (1959). A discriminant function for earnings-price ratios of large industrial corporations. *The Review of Economics and Statistics*, 44-52.
- Weingartner, H. M. (1963). The excess present value index-A theoretical basis and critique. *Journal of Accounting Research*, 213-224.

- Wenzel, M., Stanske, S. y Lieberman, M. B. (2020). Strategic responses to crisis. *Strategic Management Journal*, 41(7/18).
- Wijekoon, N. y Azeez, A. A. (2015). An integrated model to predict corporate failure of listed companies in Sri Lanka. *International Journal of Business and Social Research*, 5(7), 01-1
- Woodside, A. G. (2013). Moving beyond multiple regression analysis to algorithms: Calling for adoption of a paradigm shift from symmetric to asymmetric thinking in data analysis and crafting theory. *Journal of Business Research*, 66(4), 463-472.
- Zavgren, C. V. (1985). Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: a logistic analysis. *Journal of Business Finance & Accounting*, 12(1), 19-45.
- Zheng, L., Ulrich, K. y Sendra-García, J. (2021). Qualitative comparative analysis: Configurational paths to innovation performance. *Journal of Business Research*, 128, 83-93.
- Zheng, M. (2022). Is cash the panacea of the COVID-19 pandemic: Evidence from corporate performance. *Finance Research Letters*, 45, 102151.
- Zmijewski, M. E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting research*, 59-82.
- Zorn, M. L., Norman, P. M., Butler, F. C. y Bhussar, M. S. (2017). Cure or curse: Does downsizing increase the likelihood of bankruptcy. *Journal of Business Research*, 76, 24-33.