



universidad
de león

Facultad de Ciencias
Económicas y Empresariales

Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales
Universidad de León

Grado en Administración y Dirección de Empresas
Curso 2022/2023

EL FRACASO EMPRESARIAL EN EL SECTOR TURÍSTICO ESPAÑOL: UNA
APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA FSQCA
(BUSINESS FAILURE IN THE SPANISH TOURISM SECTOR: AN APPLICATION
OF FSQCA METHODOLOGY)

Realizado por la alumna: Dña. Marta Toral Heredia

Tutelado por los Profesores: Dra. Dña. María Cristina Mendaña Cuervo
Dr. D. Enrique López González

León, julio de 2023

MODALIDAD DE DEFENSA PÚBLICA:

Tribunal Póster

ÍNDICE

INTRODUCCIÓN	1
METODOLOGÍA	4
CAPÍTULO I: FRACASO EMPRESARIAL	6
1.1. SUSPENSIÓN DE PAGOS Y QUIEBRA EMPRESARIAL	7
1.2. CONCURSO DE ACREEDORES	9
CAPÍTULO II: MÉTODOS DE PREDICCIÓN DE QUIEBRA EMPRESARIAL	13
CAPÍTULO III: ANÁLISIS CUALITATIVO COMPARATIVO DIFUSO O BORROSO (fsQCA)	18
3.1. ANÁLISIS CUALITATIVO COMPARATIVO DIFUSO (fsQCA)	19
3.2. FORMULACIÓN DEL ANÁLISIS fsQCA	21
3.2.1. Análisis de casos contrarios	22
3.2.2. Tratamiento de datos: calibración	23
3.2.3. Construcción de la tabla de verdad	25
3.2.4. Obtención de las soluciones	27
3.3. VENTAJAS DE LA METODOLOGÍA FSQCA	29
CAPÍTULO IV: APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA fsQCA EN PYMES DEL SECTOR TURÍSTICO	31
4.1. SELECCIÓN DE LA MUESTRA	31
4.2. SELECCIÓN DE VARIABLES	33
4.3. RESULTADOS	39
4.3.1. Análisis de casos contrarios	39
4.3.2. Calibración de los datos	41
4.3.3. Análisis de condiciones necesarias	42
4.3.4. Análisis de suficiencia	44
CONCLUSIONES	52
REFERENCIAS	55

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1.- Frontera entre fracaso económico y financiero	6
Figura 1.2.- Masas patrimoniales en situación de suspensión de pagos y quiebra	9
Figura 1.3.- Fases del concurso de acreedores	12
Figura 2.1.- Z-Score de Altman	15
Figura 3.1.- Pasos básicos en fsQCA	22
Figura 4.1.- Correlograma de variables independientes incluidas en el análisis	36
Figura 4.2.- Selección de condiciones causales y resultado	45
Figura 4.3.- Condiciones causales específicas establecidas	46
Figura 4.4.- Resultados. Solución compleja (software fsQCA)	47
Figura 4.5.- Resultados. Solución parsimoniosa (software fsQCA)	48
Figura 4.6.- Resultados. Solución intermedia (software fsQCA)	49
Figura 4.7.- Configuración que justifica el fracaso de una pyme	51

ÍNDICE DE CUADROS

Cuadro 3.1.- Diferencias conceptuales entre fsQCA y los modelos de regresión	29
--	----

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2.1.- Predicción de fracaso empresarial. Metodologías y trabajos más relevantes	17
Tabla 3.1.- Ejemplo de tabla de verdad	27
Tabla 4.1.- Categorías de pymes en la UE	31
Tabla 4.2.- Criterios de búsqueda de la muestra de empresas	33
Tabla 4.3.- Ratios que explican las variables consideradas en el estudio	34
Tabla 4.4.- Variables seleccionadas en el estudio y su relación con el resultado	36
Tabla 4.5.- Análisis de casos contrarios	40
Tabla 4.6.- Proceso de calibración de las variables	42
Tabla 4.7.- Conjunto de datos calibrados (valores <i>fuzzy</i>)	43
Tabla 4.8.- Análisis de condiciones necesarias	44
Tabla 4.9.- Tabla de verdad ordenada según la consistencia.....	46
Tabla 4.10.- Resultados. Solución intermedia	50

ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 2.1.- Evolución de trabajos publicados en materia de predicción de fracaso empresarial	16
--	----

RESUMEN

El presente Trabajo Fin de Grado (TFG) tiene el objetivo de predecir el fracaso empresarial en una muestra de pequeñas y medianas empresas del sector turístico español mediante la aplicación del análisis cualitativo comparativo de conjuntos difusos o metodología fsQCA (*fuzzy set Qualitative Comparative Analysis*). Tras llevar a cabo una revisión de la literatura para comprender qué se entiende por fracaso empresarial y analizar los principales métodos de predicción de este fenómeno, se identifican las limitaciones inherentes a dichos métodos. En este contexto, se propone el uso de la metodología fsQCA, fundamentada en el análisis configuracional, como una alternativa que logra superar las barreras de los métodos tradicionales. Esta metodología permite analizar las combinaciones de condiciones (configuraciones) que conducen al fracaso empresarial, ofreciendo una visión más completa y holística de los resultados. Las soluciones alcanzadas muestran que no existe una única combinación de condiciones que lleven al fracaso a una empresa y que variables, como puede ser el tamaño de la empresa, pueden suponer diferentes combinaciones de condiciones para explicar el fracaso. Estos hallazgos representan un instrumento de ayuda para las empresas, ya que contribuyen a la detección y prevención de situaciones de incertidumbre económica que puedan conducir al fracaso.

PALABRAS CLAVE

Fracaso empresarial, concurso de acreedores, análisis cualitativo comparativo, fsQCA, pymes, sector turístico.

ABSTRACT

The present Bachelor's Thesis (BT) aims to predict business failure in a sample of small and medium-sized enterprises (SMEs) in the Spanish tourism sector by applying the *fuzzy set Qualitative Comparative Analysis* (fsQCA) methodology. The inherent limitations of these methods are identified after conducting a literature review to understand the concept of business failure and analyzing the main prediction methods for this phenomenon. In this context, the use of the fsQCA methodology, based on configurational analysis, is proposed as an alternative that overcomes the barriers of traditional methods. This methodology allows for the analysis of combinations of conditions (configurations) that lead to business failure, providing a more comprehensive and holistic view of the results. The findings reveal that there is no single combination of conditions that leads to business failure, and variables such as company size can result in different combinations of conditions to explain failure. These results serve as a valuable tool for companies, as they contribute to the detection and prevention of economic uncertainty situations that may lead to failure.

KEYWORDS

Business failure, bankruptcy, comparative qualitative analysis, fsQCA, SMEs, tourism sector.

INTRODUCCIÓN

El entorno actual en el que operan las empresas se caracteriza por presentar un elevado grado de incertidumbre. En un mundo cada vez más globalizado y dinámico, las empresas se enfrentan a desafíos constantes y a cambios rápidos que pueden afectar a su estabilidad y éxito a largo plazo. Un ejemplo de ello es el caso de la pandemia mundial de Covid-19 originada en el año 2020, la cual ha generado enormes dificultades financieras en muchos sectores de la economía del país, desencadenando una crisis económica sin precedentes. Esta crisis ha dejado un rastro de destrucción empresarial y ha llevado a la desaparición de innumerables empresas que, por su naturaleza o su situación económica, no han podido hacer frente a sus dificultades financieras. En este contexto de incertidumbre, surge la necesidad de identificar indicadores que permitan anticipar las situaciones de quiebra empresarial a fin de adoptar medidas que mitiguen sus efectos.

En el año 2020, con el objetivo de paliar las consecuencias económicas del Covid-19, se estableció una moratoria concursal mediante el Decreto-ley 16/2020, de 28 de abril (Jefatura del Estado, 2020). Esta ley suspendió la obligación de los deudores de solicitar el concurso de acreedores hasta el 31 de diciembre de 2020, extendiéndose posteriormente la moratoria hasta el 31 de diciembre de 2021 (Informa D&B, 2021). A pesar de lo anterior, se ha observado un aumento en el número de empresas concursadas, pasando de 4.376 en 2020 a 5.862 en 2021, aunque este incremento pudo ser moderado por dichas medidas. Sin embargo, las cifras se dispararon en 2022, alcanzándose un total de 7.272 concursos al cierre del año (Informa D&B, 2023).

El tejido empresarial español está formado, casi en su totalidad, por pequeñas y medianas empresas. En total, existen 2.930.969¹ empresas registradas como “pymes” en España, representando un 99,82% del total (Ministerio de Industria, 2023), lo que evidencia su relevancia tanto en la estructura laboral como económica del país. Por su vulnerabilidad, este tipo de empresas son las que más han sufrido las consecuencias económicas del

¹ Datos actualizados con fecha 31 de mayo de 2023.

Covid-19, de forma que, del total de concursos de acreedores originados en 2022, el 86,25% correspondieron a microempresas².

El sector que acapara un mayor porcentaje de pymes es el sector servicios, con un 73,54% del total (Ministerio de Industria, 2023). Este sector, y más concretamente el turismo, es el motor de la economía española y destaca por su gran aportación al PIB³. Según datos del INE⁴, en 2019, un año antes de la pandemia, este sector contribuyó al PIB nacional con un porcentaje del 12,6%, alcanzando así su valor más elevado registrado hasta la fecha (INE, 2023).

Pero la importancia del turismo no solo se evidencia por su contribución al PIB, sino también por los efectos positivos que tiene en la generación de empleo y en la aportación de divisas a la balanza de pagos, así como por su papel impulsor hacia otras actividades (Martínez Sabater, 2021).

La paralización total de la actividad económica a nivel nacional como resultado de la crisis derivada del Covid-19 tuvo un impacto significativo en el turismo, llegando a ser el sector más castigado por la pandemia. Su aportación al PIB cayó drásticamente en el año 2020 hasta el 5,8% (INE, 2023) y la hostelería y restauración española vieron reducida su facturación en un 69,7% en ese mismo año, según datos de Exceltur (2023). Estas circunstancias ponen de manifiesto la necesidad de establecer nuevos modelos de predicción del fracaso empresarial, los cuales pueden constituir un instrumento de inestimable ayuda para las empresas, contribuyendo a la detección y prevención de estas situaciones de incertidumbre económica.

El análisis del fracaso empresarial ha sido objeto de especial atención en la investigación financiera durante las últimas décadas. Numerosos y diversos trabajos han estado orientados a determinar los factores que conducen al fracaso a una empresa, generando una amplia variedad de modelos soportados, a su vez, en múltiples metodologías (Laguillo Díaz, 2015).

² El Reglamento (UE) nº 651/2014 de la Comisión, de 17 de junio de 2014, define a una microempresa como aquella con menos de diez trabajadores cuyo volumen anual de negocio no supere los dos millones de euros.

³ Producto Interior Bruto.

⁴ Instituto Nacional de Estadística.

Una novedosa alternativa a los métodos tradicionales de análisis, basada en el análisis configuracional, es el análisis cualitativo comparativo de conjuntos difusos (*fuzzy set Qualitative Comparative Analysis, fsQCA*) propuesto por Ragin (1987). Este enfoque, sustentado en la teoría de conjuntos borrosos, difiere de los métodos tradicionales en el sentido de que no desagrega de forma independiente las observaciones, sino que agrupa los casos de la muestra como combinaciones causales o configuraciones (Pozuelo Campillo et al., 2023).

Los modelos de predicción del riesgo de insolvencia, con independencia de la metodología en la que se sustenten, pueden ser mejorados si se desarrollan modelos sectoriales, como ya adelantaron diversos académicos (Lincoln, 1984; McDonald y Morris, 1984; Mensah, 1984). Estos autores llegaron a la conclusión de que los modelos globales (obtenidos para una muestra heterogénea de empresas) tienen menos capacidad predictiva que los modelos sectoriales (elaborados para un único sector económico) (Laguillo Díaz, 2015).

Además, con carácter general, los modelos que tradicionalmente se han venido desarrollando para la predicción del fracaso empresarial han sido construidos a partir de muestras de empresas medianas y grandes, pertenecientes al sector industrial y comercial en un sentido amplio (Laguillo Díaz, 2015).

En este contexto, el presente Trabajo Fin de Grado (TFG) plantea la realización de un análisis para predecir el fracaso empresarial mediante el uso de la metodología fsQCA. De acuerdo con las consideraciones anteriores, se ha optado por estudiar una muestra de pymes del sector turístico, debido a las características de la economía española y su tejido empresarial, así como por la importancia de este sector en nuestro país y la incertidumbre a la que ha tenido que hacer frente en estos últimos años. De ahí que el **principal objetivo** de este TFG sea encontrar las combinaciones de factores (o condiciones) que permitan explicar el fracaso de una pyme perteneciente al sector turístico mediante el uso de la metodología fsQCA.

A partir de este objetivo principal, se pueden establecer como **objetivos secundarios** los siguientes:

- Profundizar en la conceptualización del término "fracaso empresarial" y analizar su significado en el contexto específico del estudio.

- Realizar una revisión de los principales métodos existentes de predicción del fracaso empresarial, identificando los factores clave que han sido previamente asociados con dicho concepto.
- Proporcionar una herramienta que permita a las empresas identificar y prevenir situaciones de insolvencia.
- Evaluar la eficacia y aplicabilidad de la metodología fsQCA en el análisis del fracaso empresarial.
- Contribuir al avance teórico y metodológico en el campo del estudio del fracaso empresarial mediante la aplicación de una nueva metodología.

Este TFG está estructurado como sigue. En el primer capítulo se realiza una conceptualización teórica fundamentada en una breve revisión bibliográfica que aborda la comprensión del fenómeno del fracaso empresarial para, en el segundo capítulo, llevar a cabo un análisis de los principales métodos de predicción del fracaso empresarial, abarcando su evolución desde sus primeras aplicaciones. El tercer capítulo se centra en describir la metodología QCA y sus variantes, focalizando la atención en el análisis fsQCA y los pasos para su implementación. En el último capítulo, se presenta la propuesta de aplicación práctica del análisis fsQCA, así como los resultados alcanzados. Finalmente, se expondrán una serie de proposiciones surgidas como resultado de la investigación llevada a cabo en este trabajo, las principales conclusiones y las limitaciones de la propuesta presentada.

METODOLOGÍA

Para la elaboración del presente TFG, se parte de una revisión sistemática y exhaustiva de fuentes de información secundaria para, posteriormente, culminar con la puesta en práctica de la propuesta de aplicación del análisis cualitativo comparativo de conjuntos borrosos (fsQCA), donde se ha recurrido a fuentes de información primaria.

Para desarrollar el primer capítulo del trabajo, se ha revisado el Código de Legislación Concursal recogido en el Boletín Oficial del Estado (BOE), con el objetivo de analizar las leyes vigentes en España en materia de fracaso empresarial. Asimismo, para comprender qué se entiende por este concepto, se ha llevado a cabo una revisión bibliográfica desde los primeros trabajos publicados, recopilando libros y artículos de los autores más relevantes.

En el segundo capítulo, se ha realizado un análisis cronológico de las obras y publicaciones de los artífices de los principales métodos utilizados para predecir el fracaso empresarial.

Para el desarrollo del tercer capítulo, centrado en definir y desarrollar la propia metodología en la que se basa este TFG (el análisis QCA y su variante fsQCA), se han recopilado todas las publicaciones del autor que propuso esta técnica, Charles Ragin, así como las investigaciones más relevantes en esta materia.

Finalmente, el último capítulo se apoya en la utilización de fuentes de información primaria. Para llevar a cabo la aplicación práctica se ha recurrido, en primer lugar, a la base de datos SABI (Sistema de Análisis de Balances Ibéricos) para descargar los datos necesarios. Posteriormente, para la realización del propio análisis, se ha utilizado el software fsQCA 4.0. Los programas RStudio y SPSS también han servido de apoyo para realizar análisis complementarios, como el análisis de correlaciones o el análisis de casos contrarios.

Finalmente, destacar que en este trabajo se adopta un enfoque metodológico de carácter inductivo, en consonancia con la literatura que utiliza la metodología fsQCA (Campbell et al., 2015; Federo y Saz-Carranza, 2018; Haxhi y Aguilera, 2017), pues se parte de un resultado específico para llegar a conclusiones generales. Esto permitirá desarrollar proposiciones en las conclusiones del trabajo a partir de los hallazgos de la investigación realizada.

CAPÍTULO I: FRACASO EMPRESARIAL

Aunque no existe una concepción única e inequívoca de lo que se entiende por fracaso empresarial, por lo general se tiene en consideración que el fracaso de una organización se produce en el momento en que se vean incumplidos unos objetivos previamente establecidos. En la práctica, este concepto se asocia comúnmente con la desaparición, si bien antes de llegar a este hecho la empresa ya habría sufrido un proceso de deterioro paulatino.

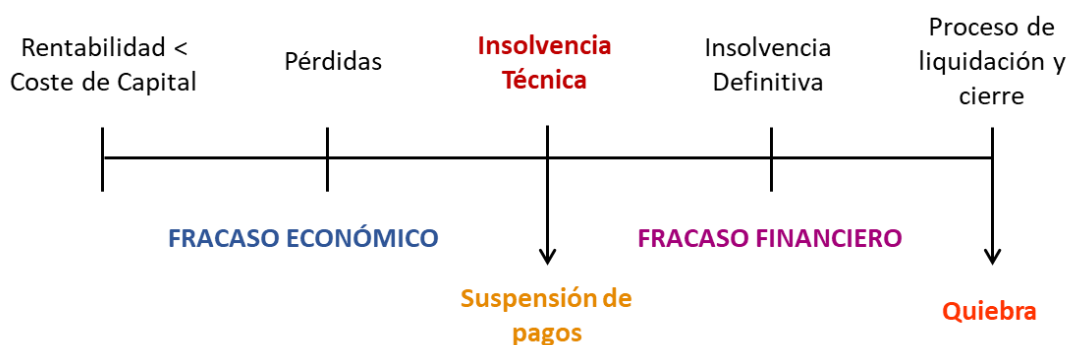
El concepto de fracaso empresarial engloba dos nociones principales: el fracaso económico y el fracaso financiero (López González y Flórez López, 1999). En relación al fracaso económico, éste comienza cuando la rentabilidad de los capitales invertidos en la empresa es inferior a su coste de oportunidad. Esto provoca que, progresivamente, los ingresos se vayan haciendo inferiores a los gastos, obteniéndose pérdidas en la empresa. Si no se consigue revertir la situación anterior, entrará en juego el fracaso financiero y la empresa manifestará insolvencia técnica, al carecer de liquidez para hacer frente a sus pagos al vencimiento.

Finalmente, se puede presentar una situación de patrimonio neto negativo si la insolvencia técnica no es objeto de corrección, lo que dará lugar a la declaración de quiebra legal de la empresa al tener un valor de sus pasivos exigibles mayor al valor real de sus activos.

Recopilando lo expuesto anteriormente, la frontera entre el fracaso económico y el financiero está en la insolvencia técnica, momento en el cual la empresa no tiene suficientes activos líquidos para pagar sus deudas.

La Figura 1.1 ilustra la distinción entre los dos sucesos anteriormente mencionados.

Figura 1.1.- Frontera entre fracaso económico y financiero



Fuente: Elaboración propia a partir de López-González y Flórez-López (1999)

Al realizar una revisión de la literatura acerca del fracaso empresarial en sus primeras etapas de desarrollo, se evidencia que existen varias definiciones de este concepto. Las más utilizadas para describir este concepto son las siguientes:

- Declaración formal de quiebra o cualquier otro procedimiento legal (Altman, 1968; Laffarga et al., 1987; Ohlson, 1980; Peel et al., 1986; Taffler, 1982).
- Insolvencia, incapacidad de la empresa de pagar sus deudas a medida que vencen (Edmister, 1972; Laitinen, 1991).
- Conjunto de situaciones diferentes, además de las dos anteriores (Altman et al., 1994), como el descubierto bancario y la falta de pago a accionistas preferentes (Beaver, 1966; Deakin, 1972) o un acuerdo explícito con los acreedores para reducir deudas (Blum, 1974; Elam, 1975).

Como se puede deducir de la información anterior, existe una variedad de situaciones negativas que entran dentro del concepto de fracaso empresarial. Sin embargo, la mayoría de los autores se han referido al fracaso utilizando conceptos jurídicos, como quiebra o liquidación, al tener la ventaja de ser un acontecimiento objetivo que puede fecharse (Keasey y Watson, 1991), además de estar definido por la ley.

Altman (1968) fue pionero en la realización de estudios relacionados con este concepto y estableció que el fracaso de una empresa se produce en el momento en que se catalogue legalmente en quiebra.

Trabajos más recientes han llevado a cabo análisis bibliométricos con el objetivo de estudiar la evolución del concepto de fracaso empresarial en diferentes periodos de tiempo (Bernate Valbuena y Gómez Meneses, 2021; Díaz-Casero et al., 2014; Fernández Portillo et al., 2019; Jiménez et al., 2008; Plescaci, 2023).

1.1. SUSPENSIÓN DE PAGOS Y QUIEBRA EMPRESARIAL

La suspensión de pagos y la quiebra son dos acontecimientos de naturaleza financiera que pueden manifestarse en el ámbito empresarial como resultado de dificultades financieras. Aunque ambas situaciones están relacionadas con la incapacidad de una empresa para cumplir con sus obligaciones de pago, son eventos distintos y cada uno tiene implicaciones legales y financieras específicas. Cabe señalar que estas situaciones pueden variar de acuerdo con la legislación de cada país y la naturaleza de la empresa en cuestión.

En primer lugar, la suspensión de pagos o *default* se produce cuando una persona física o jurídica declara su incapacidad temporal para cumplir con los pagos a sus acreedores, consecuencia de una falta de liquidez que imposibilita el cumplimiento normal de sus obligaciones financieras. Una empresa puede disponer de activos con un valor superior al de la deuda, pero tiene dificultades para convertir esos activos en dinero, por lo que no podrá utilizarlos para saldarla. Al tratarse de un problema de iliquidez, es una grave situación a la que se enfrentan las empresas, pero que no necesariamente es definitiva, sino temporal.

La suspensión de pagos tiene como objetivo lograr un acuerdo entre deudor y acreedor regulado por la ley. Este acuerdo puede consistir en establecer nuevas condiciones de pago o un aplazamiento del mismo.

Los requisitos que debe cumplir una empresa para poder declarar legalmente la suspensión de pagos son los siguientes (Ley 22/2003, de 9 de julio, Concursal) (Jefatura del Estado, 2003):

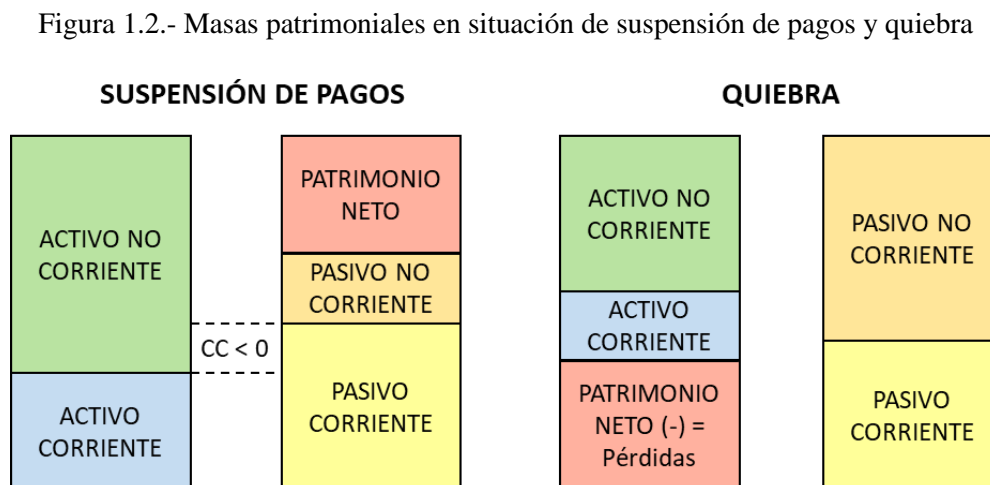
- Haber acreditado la posibilidad de cumplir con sus obligaciones de pago en un futuro.
- La deuda no puede superar los cinco millones de euros.
- El deudor debe haber actuado de buena fe, es decir, sin ocultar su patrimonio.
- El deudor debe tener un acuerdo con los acreedores.
- En los diez años anteriores a la suspensión de pagos, el deudor no puede haber sido condenado por delitos contra el patrimonio, de falsedad documental, contra la Seguridad Social y la Hacienda Pública o contra los derechos de los trabajadores.

Cabe destacar que la empresa, durante este proceso, debe continuar desarrollando su actividad. Si la compañía no lograra superar la suspensión de pagos y la falta de liquidez se prolongase en el tiempo, podría derivar en la quiebra empresarial.

La situación jurídica de quiebra o bancarrota tiene lugar en una empresa cuando la totalidad de sus activos no basta para cumplir con sus obligaciones de pago ante los acreedores, por lo que se ve obligada a cesar su actividad económica de forma permanente. En esta situación, el valor de las deudas supera al valor de los activos de la empresa, lo que conduce a un patrimonio neto negativo. Este hecho implica que la empresa no podrá hacer frente a los pagos actuales, ni tampoco a los futuros.

Por tanto, la diferencia fundamental entre la suspensión de pagos y la quiebra es que el primer hecho es una acción provisional y transitoria que utilizan las empresas para ganar tiempo, con el objetivo de recuperarse y continuar con su actividad; mientras que la declaración de una empresa en quiebra es de carácter irreversible.

La Figura 1.2. muestra las masas patrimoniales de una empresa en las dos situaciones financieras mencionadas anteriormente.



Fuente: Elaboración propia

1.2. CONCURSO DE ACREEDORES

Las dos situaciones financieras anteriores pueden dar lugar a un procedimiento jurídico conocido como concurso de acreedores. Este proceso legal se inicia con el objetivo de solventar los problemas de insolvencia y falta de liquidez actuales o inminentes de un negocio y seguir cumpliendo con sus obligaciones de manera regular.

En la actualidad, se encuentra regulado en la Ley Concursal 16/2022, de 5 de septiembre (Jefatura del Estado, 2022).

Para iniciar este procedimiento existen dos opciones:

- Solicitud voluntaria:** el deudor pone en marcha el proceso voluntariamente. En este caso, es obligación del empresario solicitar la declaración del concurso, al tener conocimiento de la situación de insolvencia, en un plazo máximo de dos meses.
- Solicitud forzosa:** el concurso es fruto de un requerimiento de un acreedor o de alguno de los socios de la empresa, al estar disconforme con la gestión

administrativa de la empresa. En este caso, el poder administrativo pasa a manos de la administración concursal, quien se encargará de gestionar la empresa.

Para poder presentar la solicitud, se debe acreditar el impago de una cantidad superior a 50.000 euros. Una vez es presentada, el juez dicta una resolución en la que se admite o no la declaración del concurso. Si es aceptada, se declara el concurso y se nombra a un administrador, que será quien gestione los bienes y derechos de la sociedad a concurso. Además, deberá emitir un informe que contendrá el listado de acreedores, con el objetivo de establecer un orden de prelación para el pago de las deudas. La Ley Concursal 22/2003, de 9 de julio (Jefatura del Estado, 2003), estableció el orden de pago de las deudas en España:

- Créditos contra la masa: las últimas deudas que se generaron, antes y durante la declaración del concurso. En esta categoría se incluye el salario del último mes de los trabajadores y las indemnizaciones por despidos improcedentes, así como el pago al administrador concursal por sus funciones.
- Créditos concursales: todas las deudas que la empresa haya adquirido antes de declararse en concurso de acreedores. Se incluyen los siguientes:
 - Créditos privilegiados, dentro de los que se encuentran los créditos con privilegio especial y con privilegio general. Los primeros suelen responder a las deudas que tienen garantía hipotecaria o pignoraticia, mientras que los de régimen general están compuestos por las mensualidades salariales a los trabajadores e indemnizaciones no incluidas en la primera categoría.
 - Créditos ordinarios: deudas que se contrajeron con proveedores habituales y similares, no incluidas en las categorías anteriores.
 - Créditos subordinados: multas y sanciones, intereses de créditos o deudas con socios. Al ser los últimos en el orden de cobro, lógicamente son estos acreedores los que mayores dificultades tendrán para poder cobrar.

Tras la emisión del informe, comienza la fase de convenio, en la que se le dará una oportunidad al deudor de llegar a un acuerdo con los acreedores mediante la presentación de un convenio, tratando así de evitar la liquidación de su patrimonio. En el convenio, el deudor podrá presentar una de las siguientes propuestas:

- a. Propuesta de quita, mediante la cual los acreedores podrán condonar al deudor hasta el 50% de las deudas.
- b. Propuesta de espera, en la que el deudor propondrá un mayor plazo en el pago de sus deudas, con un límite de hasta cinco años.
- c. Ambos tipos de propuestas.

A continuación, se formará la Junta de Acreedores y se someterán a votación las diferentes propuestas. Si alguna alcanza la mayoría suficiente para que el Juez la apruebe, el deudor podrá continuar ejerciendo su actividad cumpliendo con la propuesta establecida.

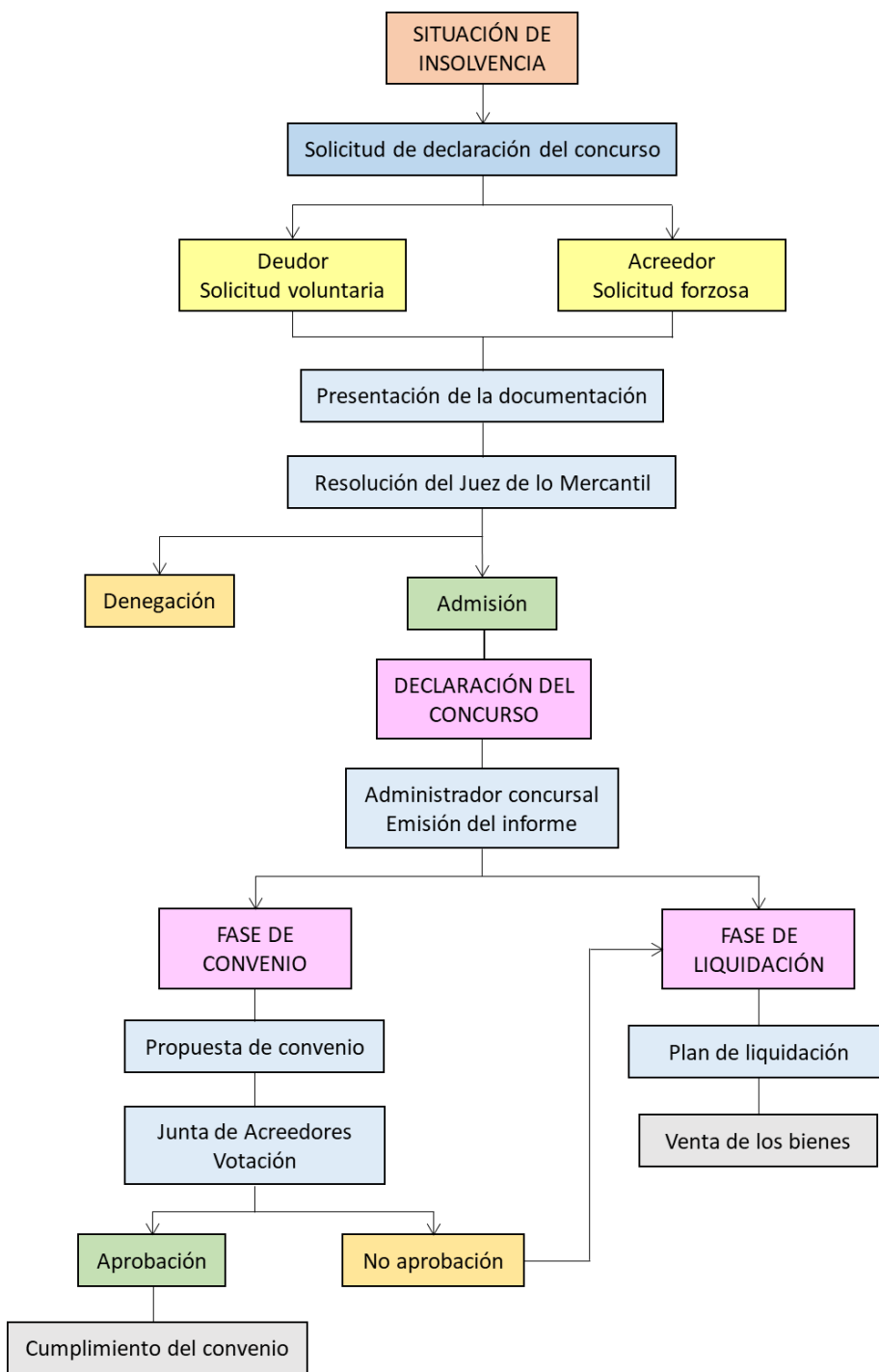
En el caso de que ambas partes no lleguen a un acuerdo, o si el deudor o el administrador lo solicitan, se iniciará la fase de liquidación. En esta última fase, se creará un plan de liquidación de la compañía para proceder a vender todos los bienes del deudor y, de esta forma, tratar de saldar la mayor cantidad de deudas posible.

Desde el año 2015, con la entrada en vigor de la Ley 25/2015, de 28 de julio, se estableció una nueva herramienta legal de protección al deudor, la denominada Ley de Segunda Oportunidad (Jefatura del Estado, 2015). El objetivo principal de la misma es que aquellos deudores que se encuentren en una situación de insolvencia puedan cancelar total o parcialmente sus deudas, es decir, que tengan la posibilidad de volver a comenzar sin acumular sus deudas indefinidamente. Para que una persona pueda acogerse a esta ley, deberá cumplir una serie de condiciones:

- Tener deudas con, al menos, dos acreedores diferentes (proveedores, administraciones públicas, entidades financieras, etc.).
- Demostrar que no se cuenta con patrimonio suficiente para hacer frente a las deudas contraídas.
- Que el importe de las deudas no sea superior a cinco millones de euros.
- Que el deudor haya contraído las deudas actuando de buena fe.
- No haberse acogido a este procedimiento en los últimos cinco años.

A modo de resumen, en la Figura 1.3 se muestran las diferentes fases del concurso de acreedores mencionadas anteriormente.

Figura 1.3.- Fases del concurso de acreedores



Fuente: Elaboración propia

CAPÍTULO II: MÉTODOS DE PREDICCIÓN DE QUIEBRA EMPRESARIAL

El entorno actual en el que operan las empresas se caracteriza por presentar gran variedad de riesgos que pueden tener como consecuencia la quiebra y posterior desaparición de la empresa. En consecuencia, es crucial contar con métodos que permitan prever estas situaciones adversas, razón por la cual múltiples autores han abordado este tema, obteniendo resultados heterogéneos (Bernate Valbuena y Gómez Meneses, 2021; Jánica et al., 2023; Scherger et al., 2018).

La evaluación del riesgo de quiebra es especialmente importante para los inversores a la hora de seleccionar la mejor entidad para invertir, pero también para los directivos de las empresas en el proceso de toma de decisiones de inversión, financiación, o política (Bărbuță-Mișu y Madaleno, 2020). Inversores y acreedores muestran un fuerte interés en la predicción de la quiebra empresarial debido al riesgo potencial de sufrir pérdidas económicas importantes (Inam et al., 2019). Del mismo modo, estos modelos de predicción también son herramientas de interés para los asesores financieros, agencias de calificación e incluso empresas en dificultades (Altman et al., 2017).

Los trabajos en este campo comienzan a principios del siglo XX mediante la utilización de ratios financieros para realizar comparaciones entre empresas solventes e insolventes, con el fin de detectar cuáles eran las características económicas y financieras que presentaban las empresas no viables (FitzPatrick, 1932). En la década de los sesenta surgen los modelos estadísticos de predicción de quiebras, los cuales permitieron disgregar las empresas en función de su probabilidad de quiebra o fracaso (Scherger et al., 2018).

William Beaver (1966) propuso el análisis discriminante univariante (*Discriminant Analysis*) como método de predicción de la quiebra empresarial y trató de identificar una única ratio capaz de discriminar empresas por sí solo. Con sus trabajos, concluyó que el mejor indicador para medir la solvencia de las empresas es la ratio *cash flow/deuda total* por su gran valor predictivo, logrando tener una exactitud en la predicción de hasta el 87%. Una de las críticas más generalizadas del empleo de modelos univariantes es el hecho de que las ratios pueden presentar resultados contradictorios según el indicador que se utilice, pues la información financiera abarca un conjunto de variables (Gómez García y Leyva Ferreiro, 2019). Para obtener una evaluación correcta, se requiere de un análisis

que considere múltiples aspectos financieros de la empresa, considerándola como un conjunto integrado. En investigaciones posteriores, Beaver (1968) recomendó el desarrollo de nuevos modelos que utilizaran dos o más índices para incrementar la capacidad predictiva, lo que dio paso a la utilización de técnicas estadísticas multivariantes para la predicción de la insolvencia empresarial.

El análisis discriminante múltiple (*Multiple Discriminant Analysis*, MDA) es una de las técnicas más empleadas para predecir el fracaso empresarial y tiene como objetivo obtener una función que permita clasificar a los individuos de una muestra en categorías definidas a priori, a partir de un conjunto de variables independientes. La ventaja que plantea es que variables que podían resultar insignificantes en un análisis univariante pueden aportar información significativa en este tipo de modelos, al combinar unas variables con otras (Beaver, 1968). Basándose en este análisis, Altman (1968) estimó 22 ratios clasificados en cinco categorías (liquidez, rentabilidad, endeudamiento, solvencia y productividad), formando una función discriminante denominada “Z-Score”. Este modelo, denominado Modelo Z-Score de Altman, es uno de los más utilizados por los investigadores (Alcalde et al., 2022) y, para muchos de ellos, es considerado como el mejor modelo de predicción de quiebra al conseguir una exactitud en la predicción del 95% (Scherger et al., 2018). La ecuación del modelo es la siguiente (Altman, 1968):

$$Z = 1,2X_1 + 1,4X_2 + 3,3X_3 + 0,6X_4 + 0,99X_5$$

siendo:

X_1 = Capital circulante/Activo total \Rightarrow Ratio de liquidez.

X_2 = Beneficios no distribuidos/Activo total \Rightarrow Ratio de rentabilidad acumulada.

X_3 = Beneficios antes de intereses e impuestos (EBITDA)/Activo total \Rightarrow Indicador de rentabilidad económica.

X_4 = Capitalización bursátil/Pasivo total \Rightarrow Ratio de estructura financiera.

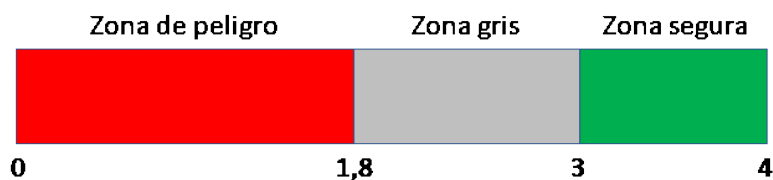
X_5 = Ventas netas/Activo total \Rightarrow Ratio de rotación.

La probabilidad de quiebra de una empresa dependerá del valor que se obtenga del indicador Z-Score, existiendo tres escenarios posibles (Figura 2.1):

- **Z-Score < 1,81**: zona de peligro. Alta probabilidad de quiebra.
- **1,81 \leq Z-Score \leq 2,99**: zona gris. Si la situación financiera de la empresa no mejora, existe riesgo de quiebra a largo plazo.

- **Z-Score > 2,99**: zona segura. La empresa posee buena salud financiera y no existe riesgo de quiebra.

Figura 2.1.- Z-Score de Altman



Fuente: Elaboración propia

Altman fue capaz de predecir el 72% de las quiebras con dos años de antelación, con un porcentaje de falsos negativos del 6% (Altman, 1968). A partir de entonces, surgieron modelos con mejoras en la clasificación de los ratios (Blum, 1974; Deakin, 1972; Edmister, 1972).

Una de las críticas más destacables de este análisis, considerada como una restricción metodológica, es que las variables independientes debían seguir una distribución normal. Estudios posteriores evidenciaban que la mayoría de los ratios utilizadas se alejaban de una distribución de este tipo (Deakin, 1976; Frecka y Hopwood, 1983; García-Ayuso, 1995).

Las críticas y restricciones metodológicas que se encontraron en los modelos basados en el análisis discriminante múltiple propiciaron la aparición de nuevas corrientes de estudios basados en modelos de probabilidad condicional (Probit) (Zmijewski, 1984) y regresión logística (modelos Logit) (Martin, 1977), destacando el indicador “O-Score” de Ohlson (Ohlson, 1980). En estos modelos, la variable dependiente es de tipo binaria o dicotómica y toma valores en el intervalo [0,1], de forma que muestra la probabilidad de pertenencia a un grupo prefijado de empresas (en quiebra o no). Los coeficientes de las variables independientes miden la importancia relativa de los factores seleccionados para explicar la probabilidad de fracaso (Tascón y Castaño, 2009).

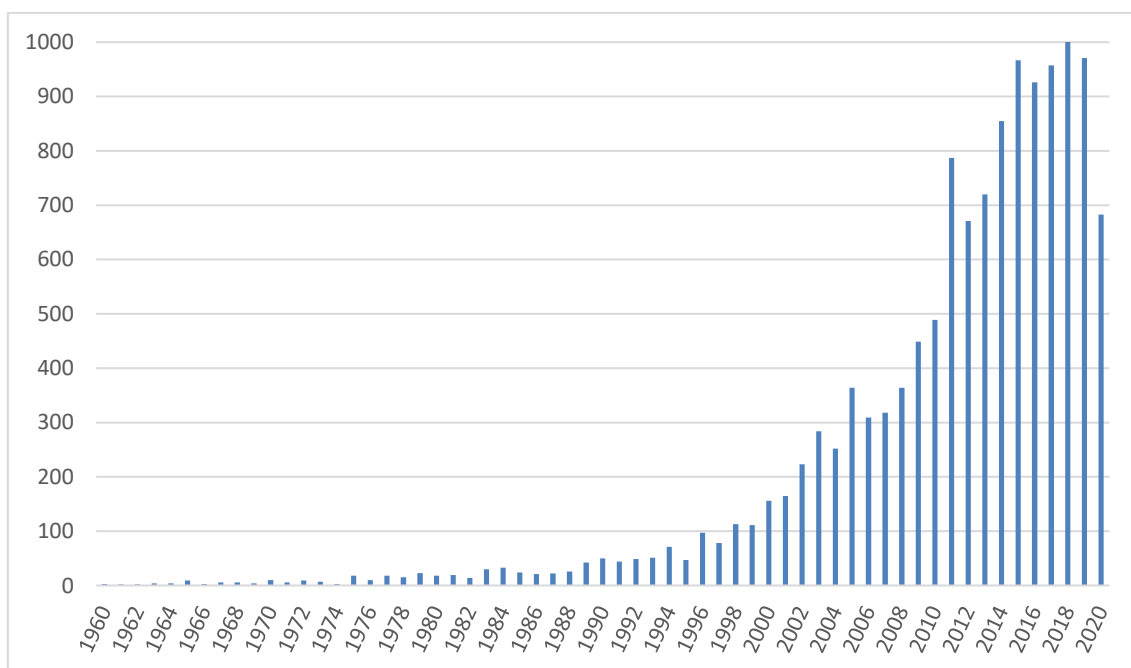
A partir de la década de los 90, se incorporaron técnicas de inteligencia artificial al análisis de la quiebra empresarial, destacando las redes neuronales y técnicas de inducción de reglas y árboles de decisión. Esta técnica implica el desarrollo de un software capaz de generar conocimiento mediante el análisis de los ratios financieros, utilizando ese conocimiento generado para hacer predicciones sobre la situación financiera de una

empresa. Bell et al. (1990) fueron pioneros en el desarrollo de trabajos a partir de este método.

No obstante, existen otro tipo de métodos de menor relevancia para predecir la quiebra empresarial, como el algoritmo de participación recursiva (*Recursive Partitioning Analysis*, RPA) (Frydman et al., 1985; Marais et al., 1984) o el análisis envolvente de datos (DEA) (Mendoza Mendoza, 2009; Paradi et al., 2004; Troutt et al., 1996).

De acuerdo con lo anterior, se puede inferir que existen multitud de técnicas válidas para predecir el fracaso empresarial y, en las últimas décadas, ha sido uno de los temas más relevantes de la literatura financiera (ver Gráfico 2.1). Sin embargo, se ha constatado que la capacidad predictiva de los mismos está disminuyendo como consecuencia de la complejidad creciente del entorno empresarial en el que se ven envueltas las compañías (del Castillo García, 2021).

Gráfico 2.1.- Evolución de trabajos publicados en materia de predicción de fracaso empresarial



Fuente: Elaboración propia con datos obtenidos de Lens.org (s.f.)

En conjunto, las metodologías han evolucionado hacia modelos menos restrictivos y que permitan incluir variables cualitativas al modelo, como es el caso del análisis QCA en el que se basa este TFG.

De hecho, trabajos recientes en esta materia se centran en la combinación de diferentes metodologías, con el objetivo de obtener resultados más concluyentes (Barboza et al., 2017; du Jardin, 2015; Noguera Venero, 2023).

Asimismo, numerosos autores han llevado a cabo revisiones bibliométricas para comparar y evaluar los diferentes métodos de predicción de quiebra empresarial (Grosu et al., 2023; Kessioui et al., 2023; Pereira et al., 2010).

A modo de resumen, y sin ánimo de ser exhaustivos, en la Tabla 2.1 se resumen los métodos de predicción de fracaso empresarial más utilizados con los trabajos más relevantes en cada caso.

Tabla 2.1.- Predicción de fracaso empresarial. Metodologías y trabajos más relevantes

Metodología	Autor
Análisis discriminante univariante	Beaver, (1966)
Análisis discriminante multivariante (Z-Score)	Altman, (1968)
Regresión logística	Martin, (1977)
O-Score	Ohlson, (1980)
Algoritmo de participaciones recursivas (RPA)	Marais et al., (1984)
Análisis cualitativo comparativo (QCA)	Ragin, (1987)
Inteligencia Artificial (redes neuronales)	Bell et al., (1990)
Análisis envolvente de datos (DEA)	Paradi et al., (2004)

Fuente: Elaboración propia

CAPÍTULO III: ANÁLISIS CUALITATIVO COMPARATIVO DIFUSO O BORROSO (fsQCA)

El Análisis Cualitativo Comparativo o *Qualitative Comparative Analysis* (QCA) es una técnica de análisis de datos asimétricos propuesta por Ragin (1987) que permite identificar las condiciones individualmente necesarias y las configuraciones causales suficientes para la presencia o ausencia de un resultado en casos similares. En otras palabras, esta herramienta es utilizada para precisar qué combinación de condiciones de entre las estudiadas están asociadas a la presencia de un resultado específico.

La metodología QCA no utiliza un lenguaje basado en variables dependientes e independientes, sino en resultados y condiciones, respectivamente. Es precisamente la interacción entre dichas condiciones, lo que se denomina *configuraciones*, la que ocasiona el resultado objeto de estudio, y no el impacto aislado de las mismas.

Al combinar algunas de las ventajas de las técnicas cualitativas (orientadas a casos) y de las técnicas cuantitativas (orientadas a variables), QCA se presenta como una opción más idónea para estudios que involucren muestras de tamaño más reducido (entre 5 y 50 casos), en comparación con la mayoría de técnicas (Basedau y Richter, 2014).

Esta técnica surge para tratar de evitar alguna de las deficiencias que supone la aplicación de técnicas tradicionales de análisis cuantitativo, en particular la Regresión Lineal Múltiple (RLM), enfocadas únicamente en estudiar los efectos netos de cada variable independiente sobre la dependiente. Asimismo, QCA busca superar las dificultades de la generalización de los datos, la tendencia descriptiva y particularista en relación al fenómeno estudiado y la falta de un enfoque sistemático y de replicabilidad en el tratamiento de los datos (Rosati y Chazarreta, 2017).

En su operativa, se basa en la lógica booleana formulada por George Boole (1854), considerando verdadero o falso si cumple la condición del modelo (1 o 0), de forma que es posible transformar los valores en conjuntos para construir una matriz de datos, donde cada fila corresponde a una configuración (combinación de condiciones), mostrando en la tabla de verdad o *truth table* todos los casos posibles.

El desarrollo de la metodología QCA ha dado lugar a diferentes variantes o tipos de análisis dependiendo de la forma de representar los casos, lo que ha supuesto que esta herramienta pueda ser utilizada con independencia del tipo de datos disponibles.

Así, dentro del análisis QCA se pueden distinguir tres formulaciones principales: QCA de conjuntos nítidos (csQCA), QCA de valores múltiples (mvQCA) y QCA de conjuntos difusos (fsQCA). La principal diferencia entre las mismas es el tipo de condiciones que se incluyen en el análisis: dicotómicas, multicotómicas y difusas, respectivamente.

La primera variación de QCA es la técnica *crisp-set* (csQCA). Esta metodología es utilizada para crear conjuntos complejos de datos binarios (Ragin, 1987) y la base conceptual subyacente de la misma es el álgebra booleana (Boole, 1854). Por consiguiente, la condición establecida en el análisis será dicotómica y, siguiendo la lógica booleana, únicamente podrá tomar el valor 0 (en caso de ausencia en un conjunto) o 1 (en caso de presencia).

Una extensión de este análisis es el *multi-value* QCA (mvQCA). Esta técnica nace con el objetivo de evitar la asignación de valores dicotómicos empleada en csQCA a las condiciones que lo exigían, así como para prescindir de la creación de variables *dummies* o ficticias que reflejan datos cualitativos (Cronqvist, 2003; Ragin, 2008).

En este caso, se trata con variables multicotómicas en lugar de dicotómicas, dando lugar a condiciones con más de dos valores. Debido al debate existente actualmente sobre su potencial y utilidad, esta herramienta permanece en un segundo plano en comparación con csQCA y fsQCA (Rihoux y Ragin, 2009)

El *fuzzy-set* QCA (fsQCA) amplía al csQCA mediante la integración de conjuntos borrosos y la lógica difusa planteados por Zahed (1965) con los principios de la lógica booleana (Boole, 1854) en los que se basa QCA. Las condiciones difusas reflejan el grado en el que cada caso dentro de una variable pertenece a un conjunto. En este tipo de variables, los valores están comprendidos dentro del rango $[0,1]$, siendo 0,5 el valor intermedio que indica equidistancia perfecta entre la presencia y la ausencia en el conjunto (Ragin, 2000, 2008).

3.1. ANÁLISIS CUALITATIVO COMPARATIVO DIFUSO (fsQCA)

Actualmente, la metodología fsQCA es la versión más utilizada entre las variantes QCA, ya que realiza un análisis de casos más refinado y proporciona una visión más profunda y rica de los datos disponibles (Schneider y Wagemann, 2012).

El uso de fsQCA ha experimentado un notable desarrollo en los últimos años, extendiendo su aplicación más allá de las ciencias sociales y desarrollándose en áreas concretas de la

ciencia y la ingeniería (Castelló Sirvent, 2022). Numerosos trabajos e investigaciones aplicando fsQCA en diferentes áreas como la innovación en modelos de negocio, las estrategias de desarrollo turístico, el análisis del comportamiento del consumidor o el emprendimiento pueden verse recogidas en Castelló Sirvent (2023).

En el ámbito de las ciencias sociales en general (Greckhamer et al., 2018; Pappas y Woodside, 2021), y más concretamente en nuestro ámbito particular, el interés de la aplicación fsQCA puede entenderse desde una doble perspectiva: por un lado, porque a diferencia de las técnicas estadísticas tradicionales, permite extraer conclusiones de los casos particulares y, por otro, porque facilita la incorporación de valoraciones imprecisas (variables subjetivas o de difícil medida exacta), obteniéndose en muchos casos relaciones no simétricas; es decir, que pueden detectarse causas y consecuencias sin que necesariamente se estén produciendo relaciones de equivalencia (sino solo condiciones necesarias o suficientes).

Frente a otras técnicas, la aplicación de fsQCA posibilita analizar conjuntamente variables de diferentes tipos (aunque se requieren transformaciones), permite incorporar características cuantitativas continuas junto con otras discretas o cualitativas/categorías, no precisa suponer independencia entre las variables explicativas, tampoco supone la existencia de relaciones causa-efecto (pues se considera una lógica asimétrica) y no exige asumir linealidad u otra relación a priori entre las variables explicativas y las explicadas, consiguiendo significatividad con pocas observaciones. Esto permite superar varias de las limitaciones que presentaban los análisis anteriores y se obtiene un enfoque más profundo y realista de los datos.

A diferencia de los métodos tradicionales en los que se trabaja con probabilidades, en fsQCA los datos se transforman en grados de pertenencia al conjunto, ya que “*una puntuación de pertenencia difusa otorga un valor de verdad, no una probabilidad, a una declaración*” (Ragin, 2008), detectando la presencia de una condición o su opuesto, que sería la negación o ausencia de una condición.

En este sentido, fsQCA fundamenta su metodología en la teoría de la complejidad, siguiendo los principios establecidos por Woodside (2012):

- Principio 1. Puede haber casos en los que se requiera una condición de antecedente simple, pero es poco común que esta condición por sí sola sea suficiente para predecir con precisión una puntuación alta o baja en el resultado deseado.

- **Principio 2. Principio de la receta:** una condición antecedente compleja, formada por dos o más condiciones simples, puede ser suficiente para lograr consistentemente una puntuación alta en el resultado deseado.
- **Principio 3. Principio de equifinalidad:** No es necesario una única combinación que sea suficiente para obtener una puntuación alta en el resultado, sino que diferentes combinaciones pueden llevar al mismo resultado (Ragin, 2000).
- **Principio 4. Principio de asimetría causal:** las condiciones que explican puntuaciones altas en un resultado son únicas y no son opuestas a las que explican los bajos niveles de ese mismo resultado.
- **Principio 5.** Una condición puede contribuir positiva o negativamente a un resultado específico, en función de la presencia o ausencia de otras condiciones.
- **Principio 6.** En el caso de obtener puntajes altos en los resultados, una combinación puede ser relevante para algunos casos, pero no para todos, ya que la cobertura para cualquier combinación es < 1 .

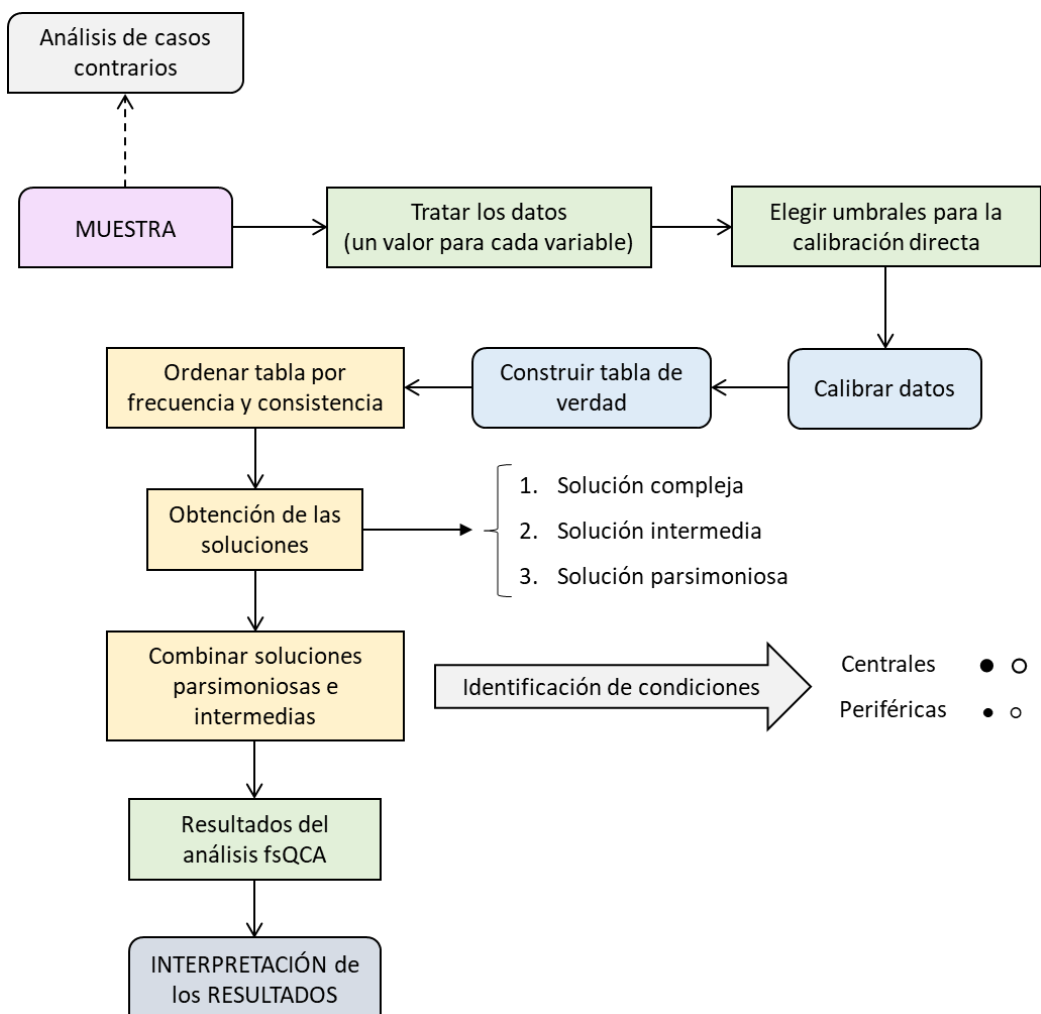
3.2. FORMULACIÓN DEL ANÁLISIS fsQCA

La implementación de un análisis bajo la metodología fsQCA requiere una formulación concreta, que puede resumirse en los pasos de la Figura 3.1.

Además, para su desarrollo es factible utilizar un software específico, como el desarrollado y actualizado por Ragin y Davey (2022), si bien es posible implementarlo en Stata o en R. En el desarrollo de este TFG se ha optado por utilizar el software proporcionado por el principal impulsor de la metodología, de forma que el procedimiento a seguir para realizar un correcto análisis fsQCA mostrado en la Figura 3.1 hace referencia al mismo. No obstante, la propuesta de trabajo es similar en todos los casos, por lo que es posible una descripción básica del procedimiento con independencia del software de apoyo que se utilice en cada caso, ya que el tratamiento de datos y la obtención de soluciones es semejante.

De acuerdo con lo anterior, en los siguientes epígrafes se resumen los pasos a realizar con independencia de la herramienta que se utilice para su desarrollo, con el objetivo de exponer la utilidad de cada paso y la metodología para su implementación.

Figura 3.1.- Pasos básicos en fsQCA



Fuente: Elaboración propia

3.2.1. Análisis de casos contrarios

El paso previo al enfoque fsQCA es el análisis de casos contrarios, que sirve para conocer cuántos casos de la muestra no se explican por los efectos principales y, por tanto, no se incluirían en el resultado de un enfoque típico basado en la varianza (p. ej., análisis de correlación o regresión) (Woodside, 2014). En general, al examinar las principales relaciones entre dos variables, normalmente solo se analiza si una variable afecta positiva o negativamente a otra variable, lo que significa que la mayoría de los casos en una muestra verifican esta relación. Sin embargo, es probable que exista la relación opuesta para algunos de los casos de la muestra.

La existencia de tales casos se puede identificar a través de un análisis de casos contrarios, ya que estos ocurren independientemente de la importancia de los efectos principales. La

presencia de casos contrarios, al demostrar la existencia de diversas relaciones entre las variables separadas del efecto principal, sustentan la necesidad de realizar un análisis configuracional.

3.2.2. Tratamiento de datos: calibración

El primer paso a la hora de implementar un análisis fsQCA es la calibración, si bien previamente se han de preparar los datos para este proceso. Como se comentó previamente, se pueden emplear todo tipo de datos en el estudio, tanto para las condiciones antecedentes como para la variable resultado, si bien es necesario tener en cuenta que cada variable debe llevar asociado un único valor. Por tanto, si una variable se mide con varios elementos, es necesario calcular un valor único al que se dará entrada en fsQCA. En general, la forma más sencilla es hallando la media de todos los elementos para obtener un solo valor por caso, si bien no es la única alternativa.

Tras haber clasificado y ordenado los datos, se procede a la calibración de las variables, es decir, se determina el grado de pertenencia de cada caso a cada clase, para lo cual los valores de las variables se transforman en conjuntos borrosos. A diferencia de la teoría clásica de conjuntos, un conjunto borroso o difuso es un grupo que estará formado por valores de 0,0 a 1,0, de forma que se podrá definir si un caso pertenece a ese grupo y en qué medida. En concreto, si un caso toma el valor 1 significará que pertenece completamente al conjunto difuso y será denominado *miembro completo*. Por el contrario, un caso con un valor de pertenencia 0 será un caso *no perteneciente* al conjunto y, por tanto, quedará fuera del mismo. El *conjunto intermedio*, que incluye los casos con una puntuación de 0,5, es el denominado “punto de cruce” y es el valor con mayor grado de ambigüedad en relación a si un caso pertenece o no a un conjunto. El resto de valores entre 0 y 1 muestran el grado de pertenencia de cada caso al conjunto difuso de que se trate.

Para proceder a la calibración, se puede seguir el método directo o el indirecto. La calibración directa es el método más utilizado por su rigurosidad y facilidad para realizar comparaciones. Mediante este procedimiento, se deben establecer los tres puntos de corte que definirán el nivel de pertenencia de cada caso al conjunto borroso: completamente dentro, intermedio o completamente fuera.

Para establecer los umbrales, genéricamente se suelen emplear los percentiles 95-50-5, de forma que se calcula el 95%, 50% y 5% de cada condición y se usan esos valores como los tres puntos de corte (Ragin, 2008). Esto significa que el 5% de las medidas se sitúan fuera del conjunto y el 95% están completamente dentro.

No obstante, cabe mencionar que otro tipo de datos que no sigan una distribución normal pueden requerir establecer diferentes umbrales, como en el caso de que estén sesgados, de forma que podría ser adecuado emplear los percentiles 80-50-20 (Pappas et al., 2017). Por su parte, cuando se trate de escalas Likert de siete puntos frecuentemente utilizadas (donde 1=Nada y 7=Mucho), se sugiere utilizar como umbrales los valores 6-4-2 (Ordanini et al., 2014; Pappas et al., 2016).

Una vez establecidos los puntos de corte, se procede a la calibración de los datos, pudiéndose optar por calibrarlos en el software específico para fsQCA o utilizando otro tipo de software de uso general, como puede ser R e incluso Excel.

En el proceso de calibración pueden surgir casos con puntuaciones exactas de 0,5 que pueden eliminarse del análisis por su ambigüedad, puesto que no es posible determinar si se incluyen o no dentro del conjunto. No obstante, Fiss (2011) sugiere agregar una constante de 0,001 a todas las condiciones que estén por debajo de la puntuación total de 1 tras la calibración, con el objetivo de superar esta limitación.

Asimismo, la metodología fsQCA, como se ha comentado anteriormente, trata de buscar combinaciones de condiciones suficientes para lograr el resultado a explicar. No obstante, es posible que en algún caso alguna de las condiciones antecedentes tenga un peso lo suficientemente importante para poder ser considerada como necesaria para la obtención del output. De ahí que sea recomendable analizar si se da esa circunstancia en alguna de las condiciones antecedentes, analizando su relación con la variable resultado.

Una condición es necesaria para un resultado específico si está siempre presente cuando dicho resultado ocurre, es decir, que sin ella no es posible alcanzar el resultado en cuestión. Por tanto, estará presente en todas las configuraciones causales que explican el resultado. Sin embargo, en las condiciones suficientes el resultado puede provenir también de otras condiciones, por lo que no es imprescindible la presencia de una condición suficiente para que se pueda dar un resultado específico.

El análisis de condiciones necesarias se puede también realizar con el software mencionado, pues permite establecer la consistencia de cada condición con la variable

resultado, de forma que para ser considerada necesaria debe obtenerse un umbral mínimo de consistencia superior a 0,9 (Schneider y Wagemann, 2010). Ahora bien, el análisis de condiciones necesarias puede obviarse, ya que una vez obtenidas las soluciones es factible conocer si alguna de las variables efectivamente se presenta en todas las soluciones y, por tanto, se asume esa condición de necesidad sin análisis previo.

3.2.3. Construcción de la tabla de verdad

Con las variables calibradas se construye una tabla, denominada tabla de verdad o *truth table*, que calcula todas las posibles combinaciones que pueden suceder con las variables seleccionadas. La tabla proporciona 2^k filas, siendo k el número de variables explicativas y representando cada fila cada combinación posible. Como se puede evidenciar, a medida que aumenta el número de variables independientes incluidas en el análisis, el número de configuraciones posibles aumenta exponencialmente (2^k), con las consiguientes consecuencias.

En dicha tabla, todas las posibles combinaciones van acompañadas de la frecuencia, que indica cuántos casos en la muestra son explicados por cada configuración posible. Por lo tanto, aquellas filas con frecuencia cero implican que ninguno de los casos que aparecen en la muestra son explicados por esa combinación. De ahí que la tabla de verdad deba ser reducida: por un lado, eliminando las combinaciones que no se encuentran en los datos empíricos (que tienen frecuencia cero) y, por otro, eliminando las combinaciones que, aunque presentes en los datos, no se consideran significativas o empíricamente relevantes. Para llevar a cabo este procedimiento se utilizan dos indicadores: el umbral de frecuencia y la consistencia.

a. Umbral de frecuencia.

En primer lugar, se ha de garantizar que se obtiene un número mínimo de casos para evaluar las relaciones, para lo cual se debe establecer un umbral de frecuencia (Ragin, 2008) o número de casos mínimo en una configuración. Hay que tener en cuenta que, si se establece un umbral muy bajo, la cobertura de la muestra (es decir, el porcentaje de la muestra que se explica por las combinaciones incluidas en el umbral) se incrementará, pero cada combinación hará referencia a menos casos en la muestra. Por el contrario, un umbral alto reducirá la cobertura, pero tiene la ventaja de que cada configuración se referirá a más casos en la muestra.

El umbral de frecuencia está relacionado directamente con el tamaño de la muestra. Normalmente, para muestras de más de 150 casos, el umbral de frecuencia se puede establecer en 3 o más; si bien para muestras más pequeñas, el umbral óptimo será de 2 e incluso puede fijarse en 1 cuando la muestra es inferior a 50 casos (Fiss, 2011; Ragin, 2008), ya que se recomienda mantener alrededor del 80% de los datos del análisis. Decidido el umbral de frecuencia, todas las combinaciones con una frecuencia inferior a la seleccionada se deben eliminar de la tabla.

b. Consistencia.

En segundo lugar, se ordena la tabla de verdad en función de la consistencia o coherencia bruta (“*raw consistency*”). Este concepto trata de evaluar el grado en que la evidencia empírica es consistente con la relación teórica establecida o, lo que es lo mismo, hasta qué grado es coherente la hipótesis planteada en el análisis. La medida se calcula teniendo en cuenta los puntajes de pertenencia difusos, como sigue:

$$\text{Consistencia } (X_i \leq Y_i) = \frac{\sum(\min(X_i, Y_i))}{\sum(X_i)}$$

siendo X_i los puntajes de pertenencia en una combinación de condiciones, Y_i los puntajes de pertenencia en el resultado y “min” el menor de los dos valores anteriores.

Nuevamente es preciso establecer un umbral de consistencia, siendo el valor mínimo establecido 0,75 (Rihoux y Ragin, 2009), aunque en función del tamaño de la muestra y del número de variables antecedentes, se recomienda que sea mayor a 0,8 (Greckhamer et al., 2013).

Por último, en la tabla de verdad se debe concluir si cada línea, que refleja cada combinación, explica el resultado o no. En base a los umbrales de consistencia establecidos previamente, se asigna el valor 1 o 0 en la columna con la variable de resultado, de forma que 1 define que la combinación explica el resultado y 0 que no lo explica. A modo de ejemplo, la Tabla 3.1 muestra una tabla de verdad hipotética.

Tabla 3.1.- Ejemplo de tabla de verdad

	X ₁	X ₂	X ₃	X _n	Nº de casos	Resultado	Consistencia
Obs. 1	0	1	0	1	13 (32,5%)	1	0,8796
Obs. 2	1	1	0	0	3 (7,5%)	1	0,8321
Obs. 3	1	0	1	0	2 (5%)	1	0,8157
Obs. 5	0	1	0	1	3 (7,5%)	1	0,7532
Obs. 6	1	0	1	0	11 (27,5%)	0	0,6278
Obs. 7	1	1	0	0	8 (20%)	0	0,5876
...
Obs. N							

Fuente: Elaboración propia

3.2.4. Obtención de las soluciones

Una vez establecidos los umbrales mínimos de frecuencia y consistencia y eliminados los casos que no cumplan dichos mínimos, mediante la tabla de verdad se obtienen tres tipos de soluciones: compleja, parsimoniosa e intermedia. En este contexto, el término "solución" hace referencia a una combinación de configuraciones que permite lograr el resultado, pudiendo existir diferentes rutas o soluciones para conseguirlo, siguiendo el principio de equifinalidad (Woodside, 2014).

La solución compleja presenta todas las posibles combinaciones de condiciones que, juntas, son necesarias y/o suficientes para producir el resultado analizado. En términos generales, el número de configuraciones que se identifican puede ser muy grande, lo que conlleva a que el número de soluciones complejas también sea considerable, incluyendo combinaciones con múltiples términos que dificultan su interpretación y resultan poco prácticas (Pappas y Woodside, 2021). Por este motivo, se tiende a simplificar las soluciones aún más y se forman los conjuntos de soluciones parsimoniosas e intermedias.

La combinación mínima de condiciones necesarias y/o suficientes para producir el resultado forma el conjunto de soluciones parsimoniosas. Éstas son una versión simplificada de las complejas y presentan las "*condiciones centrales*" (Fiss, 2011), aquellas condiciones esenciales e indispensables que no pueden ser omitidas en ninguna solución. La diferencia fundamental entre la solución parsimoniosa y la compleja radica

en que esta última excluye los casos contrafactuales (es decir, los escenarios hipotéticos), ya que minimiza únicamente casos observados, mientras que la parsimoniosa considera cualquier combinación de casos contrafactuales que pueda contribuir a una solución más simple (Liu et al., 2017; Ragin, 2008).

Por último, la solución intermedia “*se obtiene al realizar un análisis contrafactual sobre las soluciones complejas y parsimoniosas que incluyen solo contrafactuales teóricamente factibles*” (Liu et al., 2017; Ragin, 2008). Esto quiere decir que la solución intermedia se basa en un subconjunto de los supuestos simplificadores empleados para obtener la solución parsimoniosa, de forma que calcula si una variable está presente o ausente para explicar el resultado.

En resumen, la solución intermedia es una parte integrante de la solución compleja y, a su vez, incluye la totalidad de la solución parsimoniosa. Las denominadas “condiciones centrales” son aquellas que aparecen en la solución parsimoniosa y en la intermedia, pero no en la compleja; y las condiciones que únicamente aparecen en la solución intermedia porque se eliminan de la parsimoniosa se denominan “condiciones periféricas” (Fiss, 2011). Al incorporar un mayor número de condiciones a la solución intermedia, se incrementa la complejidad, a la vez que la consistencia es mayor en comparación con la solución parsimoniosa.

Para cada uno de los tres tipos de soluciones se obtiene un valor de consistencia general (previamente explicada) y otro de cobertura general. La cobertura general describe hasta qué punto las configuraciones son capaces de explicar el resultado de interés, por lo que puede ser comparable con el R-cuadrado calculado en los métodos de regresión (Woodside, 2013). Su cálculo se realiza como sigue:

$$\text{Cobertura } (X_i \leq Y_i) = \frac{\sum(\min(X_i, Y_i))}{\sum(Y_i)}$$

Según Ragin (2008), para que una solución se considere informativa o válida, la consistencia deberá situarse por encima de 0,74 y la cobertura entre 0,25 y 0,65.

Por último, dentro de cada solución se presentan diferentes caminos o configuraciones mediante las que se llegan al resultado. En cada configuración se presenta un valor de consistencia y dos de cobertura: “*raw coverage*” o cobertura bruta y “*unique coverage*” o cobertura única. La cobertura bruta indica qué parte del resultado se explica por esa configuración o solución determinada y la cobertura única representa la parte del resultado que es explicado exclusivamente por esa configuración (Ragin, 2008).

3.3. VENTAJAS DE LA METODOLOGÍA FSQCA

El desarrollo efectuado en los apartados anteriores permite conocer, por un lado, la diferente propuesta que plantea la metodología fsQCA frente a métodos tradicionales y, en segundo lugar, alguna de las ventajas de la misma. En concreto, si bien las diferencias entre los modelos típicos de regresión y la metodología fsQCA se han ido comentando anteriormente, en el Cuadro 3.1 se resumen las más destacadas, permitiendo extraer conclusiones sobre las ventajas de esta metodología.

Cuadro 3.1.- Diferencias conceptuales entre fsQCA y los modelos de regresión

fsQCA	Modelos de regresión
Relaciones entre las variables simétricas o asimétricas, pero no lineales.	Relaciones entre variables simétricas y lineales.
Asimetría causal: las condiciones que explican los altos niveles de un resultado no son necesariamente opuestas a las que explican los bajos niveles. No supone la existencia de relaciones causa-efecto.	Se centra en encontrar los factores que explican los altos niveles de un resultado, con la suposición de que los factores que conducen a niveles bajos son exactamente opuestos a los primeros. Se basa en las relaciones causa-efecto.
Principio de equifinalidad: identifica diferentes condiciones que pueden llevar a un resultado.	Principio de unifinalidad: identifica una única solución, que será la ideal.
Permite modelar los casos para identificar efectos concretos, así como para volver a analizar los casos y comprender de una manera más detallada los resultados.	Se centra en la aportación exclusiva de una variable al resultado, al mismo tiempo que mantiene constantes el resto de las variables presentes en la ecuación.
Las variables se transforman en escalas y se les asigna un valor de verdad que determina su presencia a un conjunto.	Se usan probabilidades para calcular estimaciones y obtener la mejor solución individual.
Las variables se integran y se combinan entre sí para explicar el resultado.	Las variables compiten individualmente entre sí para explicar el mayor porcentaje de varianza.
Desarrolla proposiciones que analizan las combinaciones de variables que pueden explicar el modelo y permiten la identificación de casos.	Desarrolla hipótesis que representan las relaciones entre pares de variables.
Se calcula la cobertura, es decir, el número real de casos explicados por cada solución.	Se estima la varianza del modelo, presentada con el R^2 , utilizando probabilidades.
Se calculan las soluciones en función del valor de cobertura calculado y de la presencia de casos en la muestra que expliquen una configuración. La consistencia se emplea para determinar la fuerza de una relación.	Se decide si se acepta o se rechaza la hipótesis basándose en la magnitud del efecto observado y el valor p es empleado para determinar su importancia.
Se presentan resultados contrarios a los predichos originalmente y pueden explicarse.	Resulta complejo explicar las relaciones hipotéticas contrarias.

Fuente: Pappas y Woodside (2021, p. 14)

No obstante, en este apartado se trata de exponer someramente dichas ventajas, lo que a su vez permite justificar la elección de esta metodología para abordar el estudio que se plantea en este TFG. En primer lugar, a diferencia de los métodos tradicionales de análisis, como los modelos de regresión, fsQCA es capaz de combinar métodos cuantitativos y cualitativos para determinar el grado en que un caso pertenece a un conjunto. Esto implica que fsQCA puede combinar en el análisis diferentes tipos de variables, tanto categóricas (como puede ser el sector de actividad o la forma jurídica de una empresa) como cuantitativas, logrando una mayor flexibilidad en el análisis y una comprensión más completa y profunda de los resultados. Adicionalmente, debido a su versatilidad, permite analizar diferentes escenarios, lo que abre la posibilidad de producir generalizaciones y da pie a realizar un análisis global, huyendo de tener una esencia meramente analítica.

Por otra parte, el uso de fsQCA se extiende para diferentes tipos de datos, como los multimodales (que tienen más de una moda) o los mostrados en una escala de Likert, puesto que posteriormente serán transformados en conjuntos borrosos. Además, se puede emplear en tamaños de muestra diferentes, desde aquellos con menos de 50 casos hasta otros que contengan miles de casos. De acuerdo con lo mencionado, aunque la heterogeneidad en grandes muestras es mayor, *“es posible descubrir implicaciones relevantes que van más allá de los descubrimientos y conclusiones que permiten los tests estadísticos con grandes muestras”* (Woodside, 2012, p. 8).

Otra ventaja de esta técnica es que no es necesario suponer independencia entre las variables independientes y tampoco supone la existencia de relaciones causa-efecto, sino que se centra en explicar “las causas del efecto” y no “el efecto de las causas”. El estudio está enfocado en examinar las relaciones entre las causas más que la influencia entre cada causa y los efectos. Además, las relaciones entre las variables pueden no ser simétricas, lo que implica que la relación entre las mismas puede variar en ambas direcciones. Esta ventaja está respaldada por el principio de equifinalidad y la complejidad causal. En base al principio de equifinalidad, en fsQCA puede haber varias combinaciones de variables independientes que propicien el mismo resultado y, siguiendo la complejidad causal, fsQCA busca los efectos combinados de las variables y no solo los efectos independientes de cada una de ellas (Russo y Confente, 2019). El uso de la lógica booleana en el modelo facilita la creación de modelos parsimoniosos, es decir, que pueden expresarse con el menor número posible de condiciones dentro del conjunto de variables que se consideran en el análisis.

CAPÍTULO IV: APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA fsQCA EN PYMES DEL SECTOR TURÍSTICO

Como se ha comentado, el objetivo de este TFG se centra en estudiar qué combinación de variables o condiciones conducen a una empresa al fracaso. En concreto, mediante la utilización de la metodología fsQCA se trata de realizar un análisis cualitativo comparativo de una muestra de empresas españolas para el año 2022.

De acuerdo con Pozuelo Campillo *“dada la novedad y bondad de la metodología (fsQCA) se considera interesante seguir aplicándola en estudios de fracaso empresarial en pymes, en general y por sectores de actividad, tanto a nivel nacional como europeo”* (2023, p. 201), se ha optado por realizar este estudio en empresas categorizadas como pymes y pertenecientes al sector turístico, con el propósito de que este estudio sirva de precedente para futuras investigaciones en materia de predicción del fracaso empresarial.

4.1. SELECCIÓN DE LA MUESTRA

Para el proceso de selección de la muestra de empresas, se ha utilizado la base de datos financiera SABI (Sistema de Análisis de Balances Ibéricos), que incluye datos de más de 2,9 millones de empresas españolas y 900.000 portuguesas (SABI, 2023). La información disponible en esta plataforma procede de las cuentas anuales de las empresas depositadas en el Registro Mercantil.

Con el fin de analizar un grupo de empresas homogéneo, se ha optado por restringir el estudio a empresas de un único sector (turístico) y categorizadas como pymes. Así, según el Reglamento (UE) nº 651/2014 de la Comisión, de 17 de junio de 2014 (Comisión Europea, 2014), la Unión Europea considera como “pyme” a aquellas empresas con menos de 250 trabajadores y cuyo volumen anual de negocios no exceda de 50 millones de euros o su balance general anual no sea mayor a 43 millones de euros (Tabla 4.1).

Tabla 4.1.- Categorías de pymes en la UE

Categoría	Número empleados	Volumen de negocio	Balance general
Mediana empresa	< 250 empleados	≤ 50 millones de €.	≤ 43 millones de €.
Pequeña empresa	< 50 empleados	≤ 10 millones de €.	≤ 10 millones de €.
Microempresa	< 10 empleados	≤ 2 millones de €.	≤ 2 millones de €.

Fuente: Comisión Europea (2014)

Por otra parte, y como se ha mencionado, el estudio se centra en analizar las empresas pertenecientes al sector turístico en el año 2022, para lo cual se ha tenido en cuenta el sistema de Clasificación Nacional de Actividades Económicas (CNAE) desarrollado por el INE a nivel de dos dígitos. En concreto, se han seleccionado las empresas incluidas en los siguientes códigos a nivel de dos dígitos (CNAE, s.f.):

- Grupo I: Hostelería:
 - **CNAE 55:** “*Servicios de alojamiento*”.
 - **CNAE 56:** “*Servicios de comidas y bebidas*”.
- Grupo M: Actividades profesionales, científicas y técnicas:
 - **CNAE 79:** “*Actividades de agencias de viajes, operadores turísticos, servicios de reservas y actividades relacionadas con los mismos*”.

Para el proceso de obtención de los datos se han seleccionado la totalidad de empresas fracasadas durante el año 2022, optando por una definición de fracaso que permitiese distinguir con claridad las empresas sanas de las que no lo son. Para ello, se ha considerado como fracaso a la situación jurídica de concurso de acreedores (de acuerdo a lo expuesto en el Capítulo I), de modo que una empresa se considerará fracasada si ha presentado o iniciado un expediente concursal y no fracasada en caso contrario. Para obtener la muestra correcta de empresas fracasadas, se han descartado aquellas de las que no se disponía de datos contables completos del año 2022.

Después de este proceso de selección y filtrado, se han obtenido un total de 24 pymes en situación de concurso de acreedores y con información disponible durante el ejercicio considerado (datos actualizados en SABI con fecha mayo de 2023).

A pesar de que con la utilización de este criterio el tamaño muestral se reduce en gran medida, esta desventaja es superada por la objetividad de ser una calificación jurídica establecida en la ley.

Dado que la aplicación de la metodología fsQCA trata de obtener las combinaciones que conducen a un resultado (fracaso) frente al contrario (empresa sana), tras obtener la muestra de empresas fracasadas se han escogido, con los mismos criterios, otras 24 pymes activas en el año 2022 para completar la muestra. Con el objetivo de obtener resultados consistentes, se ha recurrido a la técnica del emparejamiento, asociando cada una de las empresas fracasadas con una activa de las mismas características, elegida aleatoriamente entre aquellas de tamaño similar, medido en términos de volumen de activos (Momparler

et al., 2020; Pozuelo Campillo et al., 2023). De esta forma, cada pyme fracasada lleva aparejada una pyme activa.

En conjunto, la muestra se compone de un total de 48 empresas, la mitad fracasadas y la otra mitad activas. En la Tabla 4.2 se resumen los criterios de búsqueda de empresas introducidos en la base de datos SABI.

Tabla 4.2.- Criterios de búsqueda de la muestra de empresas

Criterio de búsqueda	Selección del resultado
Último número de empleados	Máximo 250
Importe neto de la cifra de negocios (mil EUR)	Máximo 50.000
Sector de actividad: CNAE 2009	55 – Servicios de alojamiento.
	56 – Servicios de comidas y bebidas.
	79 – Actividades de agencias de viajes, operadores turísticos, servicios de reservas y actividades relacionadas con los mismos.
Estados España	Concurso de acreedores

Fuente: SABI (2023)

4.2. SELECCIÓN DE VARIABLES

La elección de las variables a considerar en el estudio se ha realizado en los siguientes términos:

a. Variable dependiente. En el modelo, se ha considerado como variable dependiente o resultado a explicar el fracaso empresarial, definido como la situación legal que presenta una empresa de encontrarse en concurso de acreedores.

Esta variable se califica como dicotómica o binaria, ya que tomará el valor 1 para las empresas fracasadas (en concurso de acreedores) y 0 para las empresas activas o sanas.

b. Variables explicativas. Uno de los aspectos más importantes en el desarrollo de los modelos de predicción de fracaso empresarial es decidir qué variables independientes se consideran en el estudio. Para este tipo de modelos, las ratios económicas-financieras fundamentan el proceso de predicción y son utilizados en la mayoría de los estudios, construyéndose a partir de los estados financieros de las empresas (Álvarez-Ferrer y Campa-Planas, 2020; Bustos-Contell et al., 2021; Noguera Venero, 2020).

Debido a la alta correlación entre las diferentes partidas de los estados financieros, es fundamental que el número de ratios sea mínimo, seleccionando uno para cada dimensión empresarial a considerar (Beaver et al., 2005, 2008). Específicamente, la selección de las dimensiones se ha fundamentado en la revisión de investigaciones previas y la aceptación generalizada de las mismas, obteniendo las siguientes: rentabilidad, endeudamiento, actividad, rotación y liquidez. Adicionalmente, se ha incluido la variable “tamaño de la empresa” como variable de control (Gracia et al., 1998; Ohlson, 1980).

Cada dimensión puede ser medida a partir de ratios muy diversos. Los inicialmente considerados se describen en la Tabla 4.3.

Tabla 4.3.- Ratios que explican las variables consideradas en el estudio

Rentabilidad	Ratio
Rentab. 1	$\frac{\text{Resultado de Explotación}}{\text{Activo Total}}$
Rentab. 2	$\frac{\text{Resultado Neto}}{\text{Patrimonio Neto}}$
Rentab. 3	$\frac{\text{Cash flow de los recursos generados}}{\text{Resultado Neto}}$
Rentab. 4	$\frac{\text{Cash flow de los recursos generados}}{\text{Patrimonio Neto}}$
Rentab. 5	$\frac{\text{Cash flow de los recursos generados}}{\text{Activo Total}}$
Endeudamiento	Ratio
Endeud. 1	$\frac{\text{Pasivo Total}}{\text{Patrimonio Neto}}$
Endeud. 2	$\frac{\text{Gastos Financieros}}{\text{Pasivo Total}}$
Endeud. 3	$\frac{\text{Gastos Financieros}}{\text{Ventas}}$
Endeud. 4	$\frac{\text{Pasivo No Corriente}}{\text{Patrimonio Neto}}$
Endeud. 5	$\frac{\text{Pasivo Corriente}}{\text{Patrimonio Neto}}$
Actividad	Ratio
Activ. 1	$\frac{\text{Valor Añadido}}{\text{Ventas}}$
Activ. 2	$\frac{\text{Resultado Neto}}{\text{Valor Añadido}}$

Tabla 4.3 (cont.)- Ratios que explican las variables consideradas en el estudio

Rotación	Ratio
Rot. 1	$\frac{Ventas}{Activo\ Total}$
Rot. 2	$\frac{Ventas}{Reservas}$
Rot. 3	$\frac{Ventas}{Activo\ Circulante}$
Rot. 4	$\frac{Ventas}{Tesorería}$
Rot. 5	$\frac{Ventas}{Patrimonio\ Neto}$
Liquidez	Ratio
Liq. 1	$\frac{Activo\ Circulante}{Activo\ Total}$
Liq. 2	$\frac{Activo\ Circulante}{Pasivo\ Circulante}$
Liq. 3	$\frac{Activo\ Circulante - Existencias}{Pasivo\ Circulante}$
Liq. 4	$\frac{Tesorería}{Activo\ Total}$
Liq. 5	$\frac{Activo\ Fijo}{Fondos\ propios}$
Solvencia a largo plazo	Ratio
Solv.	$\frac{Activo\ Total}{Pasivo\ Total}$
Tamaño	Ratio
Tamaño	$\log (Activo\ Total)$

Fuente: Elaboración propia⁵

Para llevar a cabo el proceso de selección de la ratio que explica cada variable se ha tenido en consideración la disponibilidad de la información contable en la base de datos SABI, la importancia de cada ratio en la literatura económica y el análisis de correlación entre las variables. Con el objetivo de verificar que no existiesen correlaciones fuertes entre las variables, se ha empleado la matriz de correlación de Pearson.

⁵ En lo sucesivo, y con el fin de no resultar reiterativo, siempre que se omita la fuente se considera de elaboración propia.

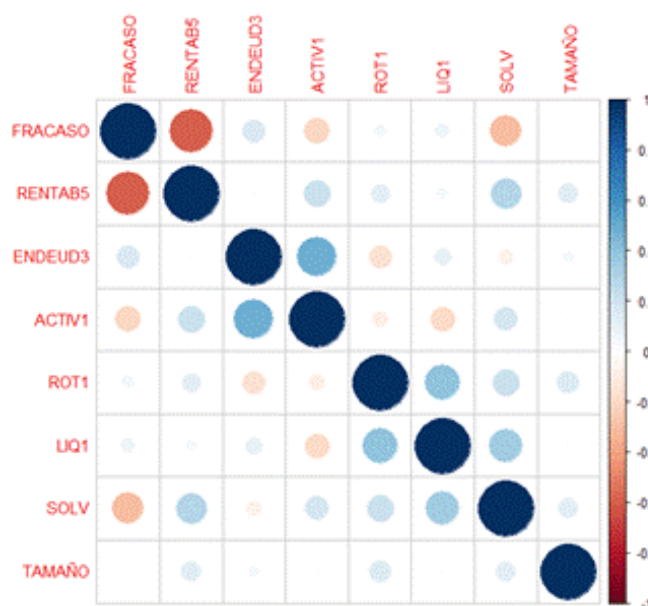
En base a estas premisas, las variables utilizadas para identificar las relaciones causales que conducen al resultado del fracaso empresarial son las que se muestran en la Tabla 4.4. En la misma, se puede examinar también la relación que tiene cada variable independiente con el resultado de acuerdo con la literatura económica (Lorenzo et al., 2017), así como el intervalo que comprende los valores de cada una.

Tabla 4.4.- Variables seleccionadas en el estudio y su relación con el resultado

Variable independiente	Relación con el fracaso empresarial	Intervalo de valores
RENTAB. 5	Negativa (-)	$(-\infty, \infty)$
ENDEUD. 3	Positiva (+)	$[0, \infty)$
ACTIV. 1	Negativa (-)	$(-\infty, \infty)$
ROT. 1	Negativa (-)	$[0, \infty)$
LIQ. 1	Negativa (-)	$[0, 1]$
SOLV.	Negativa (-)	$[0, \infty)$
TAMAÑO	Positiva (+) o Negativa (-)	$[0, \infty)$

En la Figura 4.1 se representa, mediante un correlograma elaborado en RStudio, las correlaciones entre las variables independientes seleccionadas para el análisis, pudiéndose observar que los valores de estas correlaciones son muy bajos, por lo que la selección de las variables se considera adecuada.

Figura 4.1.- Correlograma de variables independientes incluidas en el análisis



La explicación de cada variable considerada en el estudio es la siguiente:

- 1. RENTAB. 5:** Medida financiera utilizada para evaluar la capacidad de una empresa para generar flujo de efectivo en relación con su nivel de activos. Evalúa la eficiencia con la que la empresa utiliza sus activos para generar flujo de efectivo.

Una ratio más alta es positivo, pues indica que la empresa está generando más flujo de efectivo en relación con el tamaño de sus activos y tiene mayor capacidad para generar ingresos. Por el contrario, una ratio más baja o negativa puede significar que la empresa está teniendo dificultades para generar ingresos.

- 2. ENDEUD. 3:** Ratio que mide la proporción de los gastos financieros de una empresa en relación con sus ingresos por ventas. Indica qué porcentaje de los ingresos se utiliza para cubrir los gastos financieros de la empresa.

En este caso, valores elevados de la ratio indican una mayor dependencia de la deuda, ya que un mayor porcentaje de las ventas se destina a cubrir los gastos financieros, lo cual puede ser negativo para la empresa. Una ratio más baja y cercana a cero significaría una gestión más eficiente de la deuda, entendida como una señal positiva de una mejor situación financiera de la empresa. Nunca podrá tomar valores negativos.

- 3. ACTIV. 1:** Este indicador informa de la eficiencia con la que una empresa utiliza sus recursos para generar valor adicional en relación con sus ingresos por ventas. Cuanto mayor sea esta ratio, mayor valor añadido está generando la empresa en relación a sus ventas. Esto puede ser indicativo de una adecuada eficiencia en la producción y gestión de los costes.

- 4. ROT. 1:** Recoge la capacidad de la empresa para generar ingresos por parte del total de recursos utilizados por la empresa. Proporciona una medida de la eficiencia con la que la empresa utiliza sus activos para generar ingresos.

De esta forma, una ratio más alta indica una mayor capacidad de obtención de flujos monetarios por parte de la empresa o, lo que es lo mismo, una mayor rotación (movilidad) de los recursos invertidos. Esta ratio siempre tomará valores positivos.

5. **LIQ. 1:** Medida tradicional de liquidez de la empresa que informa acerca de la capacidad de transformación en disponible del conjunto de bienes de la empresa a corto plazo.

Cuanto mayor sea esta ratio, mayor proporción de activos están disponibles en la empresa en un plazo inferior al año, lo que sugiere una mayor liquidez y capacidad para hacer frente a sus obligaciones inmediatas. Una ratio cercana a cero puede indicar la carencia por parte de la empresa de una sólida estructura permanente, lo cual impedirá que desarrolle de manera eficiente su actividad. Los valores se encuentran comprendidos entre 0 (ausencia de activos corrientes en la empresa) y 1 (la totalidad de sus activos son corrientes).

6. **SOLV:** Medida financiera tradicional utilizada para evaluar la estructura de capital de una empresa y su solvencia, entendida como la capacidad para cubrir sus deudas utilizando el total de los activos.

Una ratio mayor que 1 indica que la empresa tiene suficientes activos para cubrir todas sus obligaciones, lo que implica una situación solvente. Por el contrario, si toma valores menores que 1 y cercanos a 0 puede indicar una situación de riesgo financiero para la empresa⁶.

7. **TAMAÑO:** Variable de control que refleja el volumen de activos totales que tiene una empresa. Con el fin de evitar un elevado grado de dispersión en los valores, se calcula el logaritmo del activo total.

Recopilando lo expuesto anteriormente, se obtiene el modelo propuesto para este estudio en los siguientes términos:

$$FRACASO = f(RENAB5, ENDEUD3, ACTIV1, ROT1, LIQ1, SOLV, TAMAÑO)$$

Todas las ratios han sido calculadas en la propia base de datos SABI a partir del balance de situación y la cuenta de pérdidas y ganancias de cada empresa disponible en la plataforma.

⁶ Los valores deben interpretarse en el contexto de la industria en la que opere la empresa y su ciclo de negocio, ya que los niveles aceptables de endeudamiento pueden variar según el sector y las condiciones económicas en las que se vea envuelta la compañía.

4.3. RESULTADOS

Para la implementación del análisis se ha utilizado el software específico *fsQCA 4.0* (Ragin y Davey, 2022), si bien previamente se ha tenido en consideración el trabajo de Pappas y Woodside (2021), quienes sugieren un análisis de casos contrarios descrito anteriormente, con el objetivo de conocer cuántos casos en la muestra no se explican por los efectos principales y, por tanto, no pueden ser incluidos en un análisis de regresión convencional. El análisis de casos contrarios implica, para todas las variables, analizar en ambos sentidos la existencia de casos contrarios, que indican puntuaciones altas para condiciones antecedentes que conducen a puntuaciones bajas para condiciones de resultado, y viceversa (Woodside, 2014).

A continuación, se presenta el análisis de casos contrarios y se procede a describir el proceso de calibración de los datos para, posteriormente, realizar un análisis de condiciones necesarias. Finalmente, se exponen y se discuten los resultados obtenidos del análisis de suficiencia realizado a partir de la metodología *fsQCA*.

4.3.1. Análisis de casos contrarios

Este análisis, previo a la implementación del propio *fsQCA*, se realiza con el objetivo de identificar aquellos casos que no soportan el efecto principal, debido a que muestran una relación simétrica entre la variable dependiente o resultado (“FRACASO”) y las condiciones antecedentes o variables independientes.

Para realizar el análisis de casos contrarios se ha utilizado el programa SPSS. En primer lugar, se han creado quintiles en todas las variables independientes con el propósito de discretizarlas (transformar las variables numéricas en categóricas), dividiendo de esta forma la muestra en cinco grupos iguales. En el caso de la variable resultado (“FRACASO”), los datos no se han agrupado en quintiles, ya que no requiere una discretización por su naturaleza dicotómica.

A continuación, se han realizado tabulaciones cruzadas a través de los quintiles entre cada variable independiente y la variable dependiente o resultado. Las tabulaciones cruzadas sirven para calcular el grado de asociación entre las variables, lo que sugiere una dependencia entre las dos variables y describe los efectos principales entre ellas (Pappas y Woodside, 2021).

Como resultado, en este caso se genera una tabla de 2×5 para cada par de variables, en la que se presentan todas las combinaciones para todos los casos existentes en la muestra. La Tabla 4.5 muestra los hallazgos obtenidos para cada una de las seis variables en relación a la variable resultado.

Tabla 4.5.- Análisis de casos contrarios

		FRACASO		FRACASO		FRACASO	
		0	1	0	1	0	1
RENTAB5	1	0 0,0%	9 18,8%	5 10,4%	4 8,3%	1 2,1%	8 16,7%
	2	3 6,3%	7 14,6%	7 14,6%	3 6,3%	2 4,2%	8 16,7%
	3	6 12,5%	4 8,3%	5 10,4%	5 10,4%	7 14,6%	3 6,3%
	4	7 14,6%	3 6,3%	4 8,3%	6 12,5%	8 16,7%	2 4,2%
	5	8 16,7%	1 2,1%	3 6,3%	6 12,5%	6 12,5%	3 6,3%
		Phi2=0.376; p<0.001		Phi2=0.065; p<0.539		Phi2=0.318; p<0.004	
ROTI	1	5 10,4%	4 8,3%	5 10,4%	4 8,3%	2 4,2%	7 14,6%
	2	5 10,4%	5 10,4%	5 10,4%	5 10,4%	2 4,2%	8 16,7%
	3	4 8,3%	6 12,5%	5 10,4%	5 10,4%	5 10,4%	5 10,4%
	4	6 12,5%	4 8,3%	4 8,3%	6 12,5%	8 16,7%	2 4,2%
	5	4 8,3%	5 10,4%	5 10,4%	4 8,3%	7 14,6%	2 4,2%
		Phi2=0.021; p<0.906		Phi2=0.013; p<0.961		Phi2=0.266; p<0.013	

Así, por ejemplo, si se analiza la relación entre la variable ENDEUD. 3 y el resultado “FRACASO”, la esquina superior izquierda e inferior derecha de la tabla reflejan los casos explicados por los efectos principales, mientras que los casos presentes en la esquina inferior izquierda y superior derecha no están explicados por los efectos principales, y son el conjunto de casos contrarios existentes en la muestra. Esto es así

porque la relación entre ambas variables es directa (se supone que, a mayor endeudamiento, mayor probabilidad de fracaso tiene una empresa).

Observando la Tabla 4.5, para el caso del ENDEUD. 3, en la muestra existen un 29,17% de casos contrarios, la mitad de casos con endeudamiento bajo o muy bajo (percentiles 1 y 2) y fracasados (columna 1) y la otra mitad con endeudamiento alto o muy alto (percentiles 4 y 5) y no fracasados (columna 0). Esto implica que casi el 30% del total de las 48 empresas que componen la muestra no siguen la relación simétrica asumida para este par de variables.

Otro ejemplo a destacar es la variable LIQ. 1, que presenta un 41,67% de casos contrarios en la muestra, de los cuales la mitad (un 20,83%) tienen una ratio de liquidez baja o muy baja y sobreviven, mientras que la otra mitad cuentan con una ratio de liquidez alta o muy alta y fracasaron. Por tanto, existe un porcentaje muy elevado de empresas que presentan dos relaciones contrarias a la relación inversa que se presume que existe entre la liquidez y el fracaso empresarial.

Para el resto de las variables se obtienen resultados similares, lo que implica que un elevado porcentaje de casos en la muestra no podrían ser explicados por un análisis de regresión convencional. Los hallazgos respaldan la necesidad de implementar un análisis configuracional (como el fsQCA) para poder explicar las relaciones entre las variables que están separadas del efecto principal.

4.3.2. Calibración de los datos

En fsQCA, a diferencia de los métodos tradicionales, en lugar de trabajar con probabilidades, los datos se transforman de escalas ordinales o de intervalos a grados de pertenencia en el conjunto objetivo, lo que muestra si un caso pertenece a un conjunto específico y en qué medida. Por tanto, los valores de las variables han de ser transformados en números borrosos o difusos (calibración), de forma que una puntuación de pertenencia difusa otorga un valor de verdad, no una probabilidad, a una declaración (Ragin, 2008).

Para realizar este proceso de calibración es preciso establecer tres puntos de corte cualitativos, que definen el nivel de pertenencia al conjunto borroso para cada caso (completamente dentro, intermedio, completamente fuera). Si bien es factible otro tipo de calibración, en este caso se ha optado por el método directo, de forma que las mediciones

se escalan en función de tres puntos de corte cualitativos. En concreto, se han utilizado los percentiles 95%, 50% y 5%, al considerarse los más representativos en la literatura (Woodside, 2013), siendo por tanto los umbrales establecidos obtenidos de los mismos los que se muestran en la Tabla 4.6.

Tabla 4.6.- Proceso de calibración de las variables

Variables			
<i>Variable independiente:</i>	1	0	
FRACASO		95%	50%
		5%	
<i>Variables dependientes:</i>			
RENTAB5	0,2131	0,0129	-0,4710
ENDEUD3	0,1902	0,0166	0,0
ACTIV1	0,8394	0,4062	-0,3138
ROT1	3,0314	0,6944	0,0706
LIQ1	0,8213	0,3251	0,0270
SOLV	4,9890	1,2218	0,4996
TAMAÑO	3,8785	2,4419	1,8902

El proceso de calibración, si bien es posible realizarlo directamente en el software fsQCA, se ha desarrollado directamente en Excel, descargando los valores en formato “.csv”. La Tabla 4.7 muestra el conjunto de datos obtenidos después de la calibración.

4.3.3. Análisis de condiciones necesarias

Si bien el análisis correlacional realizado puede permitir obviar este proceso, también se ha analizado la posibilidad de que alguna de las variables independientes pudiera ser una condición necesaria para obtener el resultado. Para ello, se ha utilizado la función “Analizar > Condiciones Necesarias” en el software fsQCA, obteniendo que todas las condiciones tienen un valor de consistencia inferior a 0,90 (Tabla 4.8), por lo que no parece que pudieran ser condiciones necesarias (Ragin, 2008). De igual forma, para el umbral estándar de 0,90, los resultados no muestran que alguna condición destaque por encima del resto y pudiera ser considerada cuasi-necesaria (Schneider y Wagemann, 2010).

Tabla 4.7.- Conjunto de datos calibrados (valores *fuzzy*)

ID	FRACASO	RENTAB5	ENDEUD3	ACTIV1	ROTI	LIQ1	SOLV	TAMAÑO
1	1	0.0430884	0.0864065	0.510685	0.535315	0.87764	0.046947	0.120929
2	1	0.495471	0.965495	0.849139	0.902482	0.884272	0.327051	0.950018
3	1	0.414116	0.693238	0.390222	0.502664	0.076301	0.285805	0.890073
4	1	0.501166	0.0943946	0.761593	0.998083	0.799738	0.235623	0.326636
5	1	0.58095	0.0612581	0.397493	0.93303	0.963631	0.921078	0.244364
6	1	0.368385	0.56855	0.383495	0.911625	0.259585	0.0996313	0.842874
7	1	0.0657005	0.224997	0.0168838	0.171408	0.118155	0.0392612	0.312519
8	1	0.263236	0.884049	0.062707	0.225175	0.345167	0.510697	0.763603
9	1	0.212083	0.555698	0.215645	0.231394	0.780486	0.528581	0.0879785
10	1	0.178676	0.616438	0.203812	0.940658	0.598822	0.449732	0.511394
11	1	0.0304359	0.180303	0.182858	0.64915	0.612658	0.0561748	0.471534
12	1	0.93107	0.50717	0.632949	0.723026	0.820841	0.537366	0.59767
13	1	0.327224	0.728245	0.194725	0.571318	0.0783952	0.270235	0.798598
14	1	0.183816	0.610463	0.126827	0.0889753	0.0428434	0.0831871	0.841818
15	1	0.146867	0.665843	0.0442084	0.0649431	0.316291	0.0849233	0.798143
16	1	0.499518	0.58935	0.441743	0.53848	0.533283	0.243917	0.906967
17	1	0.699673	0.902521	0.976308	0.607845	0.0806479	0.51365	0.809595
18	1	0.111097	0.659057	0.138724	0.0729392	0.440829	0.0197087	0.275944
19	1	0.578604	0.107064	0.46624	0.204106	0.500196	0.190513	0.213403
20	1	0.615541	0.05	0.729877	0.558043	0.499673	0.935237	0.281303
21	1	0.405593	0.999849	0.167938	0.0858511	0.965772	0.433067	0.0503345
22	1	0.451706	0.0803724	0.56483	0.170963	0.793265	0.443089	0.986033
23	1	0.0232718	0.648606	0.0288304	0.0568435	0.0480694	0.0703488	0.0234137
24	1	0.108473	0.530729	0.245525	0.0690477	0.468142	0.238466	0.358415
25	0	0.746272	0.637889	0.725583	0.704461	0.828538	0.510825	0.90692
26	0	0.498528	0.526482	0.848589	0.753699	0.703998	0.559547	0.311646
27	0	0.90685	0.109376	0.578161	0.63716	0.0675949	0.500164	0.213532
28	0	0.550076	0.05	0.943923	0.97362	0.955738	0.999819	0.890314
29	0	0.720893	0.663322	0.896808	0.954436	0.445544	0.522418	0.841786
30	0	0.856266	0.240765	0.648544	0.819589	0.688577	0.499143	0.842817
31	0	0.529563	0.05	0.665304	0.185599	0.516035	0.600407	0.274026
32	0	0.429073	0.787528	0.0674554	0.0792555	0.829947	0.853388	0.98595
33	0	0.617482	0.179622	0.417218	0.421009	0.305288	0.459059	0.798144
34	0	0.482457	0.218133	0.493571	0.930253	0.165949	0.155747	0.949966
35	0	0.857813	0.119208	0.652577	0.700295	0.476289	0.611136	0.510944
36	0	0.667427	0.425496	0.478811	0.779991	0.93743	0.688362	0.0873743
37	0	0.43208	0.67782	0.71289	0.559125	0.563574	0.087498	0.281812
38	0	0.990908	0.0721717	0.484943	0.0382281	0.727681	0.828631	0.121686
39	0	0.506626	0.05	0.38937	0.0633296	0.0606869	0.508902	0.0226512
40	0	0.485	0.602203	0.5772	0.49002	0.658568	0.0925886	0.357438
41	0	0.423867	0.05	0.662552	0.724569	0.923144	0.956569	0.470542
42	0	0.938728	0.109439	0.590999	0.111533	0.194417	0.673034	0.798583
43	0	0.587251	0.766067	0.706441	0.0974444	0.0582494	0.329361	0.763599
44	0	0.984365	0.14062	0.734869	0.471719	0.131271	0.573669	0.0498208
45	0	0.820668	0.089694	0.481276	0.0543878	0.511066	0.593644	0.243262
46	0	0.955227	0.112009	0.688686	0.222639	0.11878	0.515188	0.32465
47	0	0.75501	0.307719	0.953009	0.0451896	0.0537818	0.963377	0.809592
48	0	0.890234	0.998085	1	0.0477783	0.0420701	0.859442	0.597708

Paralelamente, si se analizan los valores de cobertura, éstos son todos superiores a 0,25, por lo que todas las variables se consideran aceptables para el presente modelo.

Tabla 4.8.- Análisis de condiciones necesarias

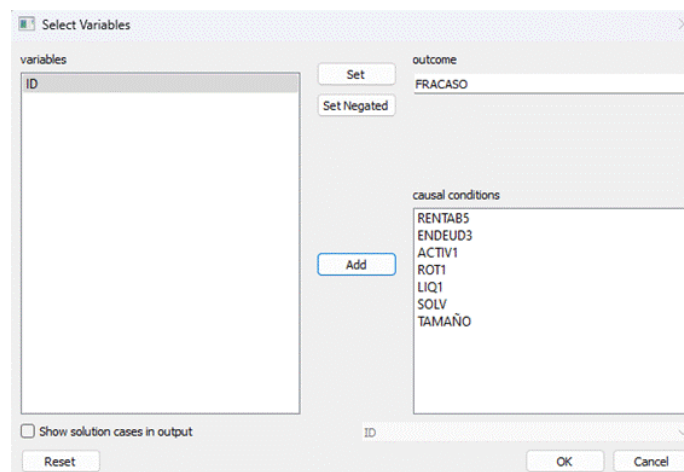
	FRACASO		~FRACASO	
	Consistencia	Cobertura	Consistencia	Cobertura
RENTAB5	0,343157	0,331173	0,693028	0,668827
~RENTAB5	0,656843	0,681503	0,306972	0,318497
ENDEUD3	0,500421	0,600693	0,332652	0,399307
~ENDEUD3	0,499579	0,428115	0,667348	0,571885
ACTIV1	0,363886	0,361895	0,641616	0,638105
~ACTIV1	0,636114	0,639633	0,358384	0,360367
ROT1	0,450557	0,498801	0,452722	0,501199
~ROT1	0,549443	0,500987	0,547278	0,499013
LIQ1	0,496029	0,520563	0,456812	0,479438
~LIQ1	0,503971	0,481288	0,543158	0,518712
SOLV	0,315179	0,351726	0,580913	0,648274
~SOLV	0,684821	0,620361	0,419087	0,379639
TAMAÑO	0,519315	0,500176	0,518948	0,499823
~TAMAÑO	0,480685	0,499809	0,481051	0,500190

Como se puede observar en la Tabla 4.8, el análisis de condiciones necesarias se ha realizado tanto para la condición antecedente como para su negación (representada con el símbolo “~” delante).

4.3.4. Análisis de suficiencia

Con los datos calibrados se elaboró la tabla de verdad, seleccionando la función “Analizar > Algoritmo de tabla de verdad” en el software, y señalando la variable “FRACASO” como resultado (*outcome*) y las variables RENTAB. 5, ENDEUD. 3, ACTIV. 1, ROT. 1, LIQ. 1, SOLV. y TAMAÑO como condiciones causales (*causal conditions*), tal y como se muestra en la Figura 4.2.

Figura 4.2.- Selección de condiciones causales y resultado



Tras este proceso se obtiene la tabla de verdad, en la que se muestra la totalidad de las posibles configuraciones (2^k), cada una de ellas en una fila.

Los casos han de clasificarse por frecuencia y consistencia, fijando los umbrales para ambos parámetros. En concreto, en base a la literatura (Fiss, 2011; Ragin, 2008), se estableció una frecuencia mínima de 1 caso, ya que la muestra es de reducido tamaño (inferior a 50 casos), eliminando así las combinaciones que no tenían ningún caso asignado (frecuencia 0). Con respecto a la consistencia, si bien es deseable un umbral mayor, en este caso se consideró un mínimo de 0,6, al tratarse de una muestra con pocos casos (48 en total).

En la Tabla 4.9 se muestra la salida del proceso con la aplicación de ambos parámetros, reduciendo la tabla de verdad inicial, mediante la cual se realiza el análisis estándar.

Con el objetivo de obtener resultados de utilidad, se han establecido una serie de condiciones causales específicas para la obtención de la solución intermedia. En concreto, como se muestra en la Figura 4.3 y de acuerdo con la literatura económica, las variables RENTAB. 5, ACTIV. 1, ROT. 1, LIQ. 1 y SOLV. han de estar ausentes en el modelo para que una empresa fracase. Por el contrario, la variable ENDEUD. 3 debería estar presente. Para la variable TAMAÑO no se ha establecido ningún tipo de condición específica, pues se desea observar si existen diferencias entre las condiciones que afectan a pymes grandes y pequeñas, por lo que actuará como una variable diferencial.

Tabla 4.9.- Tabla de verdad ordenada según la consistencia

RENTAB5	ENDEUD3	ACTIV1	ROT1	LIQ1	SOLV	TAMAÑO	number	FRACASO	raw consist.	PII consist.	SYM consist.
0	1	0	0	0	0	1	2	1	0.670747	0.670747	0.670747
0	1	0	0	0	0	0	3	1	0.642389	0.642389	0.642389
0	1	0	1	0	0	1	3	1	0.6378	0.6378	0.6378
0	1	0	0	1	0	0	1	1	0.617249	0.617249	0.617249
0	1	0	0	1	1	0	1	0	0.590446	0.590446	0.590446
0	0	0	0	0	0	0	1	0	0.579278	0.579278	0.579278
0	0	0	1	1	0	0	1	0	0.565462	0.565462	0.565462
0	1	0	1	1	0	1	2	0	0.563761	0.563761	0.563761
0	1	0	0	0	1	1	1	0	0.557217	0.557217	0.557217
0	0	0	1	0	0	1	1	0	0.557053	0.557053	0.557053
0	1	1	1	1	0	1	1	0	0.508135	0.508135	0.508135
0	0	1	1	1	0	0	1	0	0.498751	0.498751	0.498751
0	0	1	0	1	0	1	1	0	0.494915	0.494915	0.494915
1	1	1	1	0	1	1	2	0	0.488072	0.488072	0.488072
1	0	0	1	1	1	0	2	0	0.484861	0.484861	0.484861
0	1	0	0	1	1	1	1	0	0.469267	0.469267	0.469267
1	1	1	0	0	0	1	1	0	0.468265	0.468265	0.468265
0	0	1	1	1	1	0	1	0	0.45777	0.45777	0.45777
1	1	1	1	1	1	1	2	0	0.448172	0.448172	0.448172
0	1	1	0	1	0	0	1	0	0.439039	0.439039	0.439039
1	0	1	1	1	0	0	1	0	0.428451	0.428451	0.428451
0	1	1	1	1	1	0	1	0	0.426984	0.426984	0.426984
1	0	1	1	1	0	1	1	0	0.424789	0.424789	0.424789
1	1	1	0	0	1	1	1	0	0.421893	0.421893	0.421893
1	0	1	1	0	1	1	1	0	0.421256	0.421256	0.421256
1	0	1	1	0	1	0	2	0	0.41201	0.41201	0.41201
1	0	0	0	0	0	1	1	0	0.402995	0.402995	0.402995
0	1	1	1	1	0	0	1	0	0.397536	0.397536	0.397536
1	0	0	0	1	0	0	1	0	0.391487	0.391487	0.391487
1	0	1	1	1	1	1	1	0	0.387076	0.387076	0.387076
1	0	0	0	1	1	0	2	0	0.346961	0.346961	0.346961
1	0	1	0	1	1	0	1	0	0.346199	0.346199	0.346199
1	0	1	0	0	1	1	2	0	0.344138	0.344138	0.344138
1	0	0	0	0	1	0	1	0	0.32003	0.32003	0.32003
1	0	1	0	0	1	0	2	0	0.299377	0.299377	0.299377

Figura 4.3.- Condiciones causales específicas establecidas

Intermediate Solution ✕

Should contribute to FRACASO when cause is:

Causal Conditions:	Present	Absent	Present or Absent
RENTAB5	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>
ENDEUD3	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
ACTIV1	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>
ROT1	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>
LIQ1	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>
SOLV	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>	<input type="radio"/>
TAMAÑO	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input checked="" type="radio"/>

Como se ha comentado, el análisis estándar propone tres soluciones (compleja, parsimoniosa e intermedia), habiendo optado por esta última, ya que la solución compleja es demasiado restrictiva (asume que la ausencia de casos reales supone ausencia de resultado), mientras que la parsimoniosa opta por la maximización (asume éxito en ausencia de casos reales), presentando únicamente las condiciones más importantes (“condiciones centrales”). Por su parte, la intermedia permite asumir que ciertas configuraciones causales no recogidas por los casos reales determinan el éxito (Ragin y Rihoux, 2004), siendo en consecuencia la solución más explicativa.

No obstante lo anterior, tras ejecutar la función se obtienen los tres tipos de soluciones, que pueden estudiarse para comprender mejor la solución explicativa (la intermedia). En concreto, la Figura 4.4 muestra la **solución compleja** (*complex solution*) que se obtiene del programa.

Figura 4.4.- Resultados. Solución compleja (software fsQCA)

```
File: C:/Users/34695/Desktop/FINAL.csv
Model: FRACASO = f(RENTAB5, ENDEUD3, ACTIV1, ROT1, LIQ1, SOLV, TAMAÑO)
Algorithm: Quine-McCluskey

--- COMPLEX SOLUTION ---
frequency cutoff: 1
consistency cutoff: 0.617249
```

	raw coverage	unique coverage	consistency
~RENTAB5*ENDEUD3*~ACTIV1*~ROT1*~SOLV*~TAMAÑO	0.203907	0.0884022	0.665761
~RENTAB5*ENDEUD3*~ACTIV1*~LIQ1*~SOLV*TAMAÑO	0.262873	0.147368	0.701915

```
solution coverage: 0.351275
solution consistency: 0.740741
```

En dicha salida se muestran los umbrales de frecuencia (1) y consistencia (0,617249) efectivos del análisis, que pueden ser superiores a los mínimos establecidos previamente.

Esta solución ofrece las soluciones más detalladas de todo el análisis, que en este caso son dos. Para la interpretación de las soluciones hay que tener en cuenta que el operador booleano de la tilde (“~”) situada delante de una variable indica ausencia o negación de la condición, mientras que si no aparece nada significará que esa condición está presente en el resultado de manera positiva. Las variables aparecen unidas por el operador booleano de asterismo (“*”), que significa conjunción.

Conforme a lo anterior, la interpretación de las dos combinaciones propuestas por la solución compleja es la siguiente:

- 1- Para pymes de pequeño tamaño en términos de volumen de activos, un alto endeudamiento, acompañado de una baja rentabilidad, baja actividad, baja rotación y bajo nivel de solvencia conducirán a la empresa al fracaso.
- 2- Para pymes de tamaño mayor, un alto endeudamiento, acompañado de una baja rentabilidad, baja actividad, bajo nivel de liquidez y de solvencia propiciarán que la empresa fracase.

En la Figura 4.5 se muestran los resultados de la **solución parsimoniosa** (*parsimonious solution*), es decir, la solución más general, que presenta las soluciones con el menor nivel de detalle. Las tres combinaciones que se obtienen son las condiciones centrales del modelo, es decir, aquellas que no pueden omitirse en ninguna solución. En este caso, las condiciones centrales son las siguientes:

- 1- Un alto endeudamiento, junto con baja actividad, rotación y solvencia.
- 2- Elevado endeudamiento, acompañado de baja actividad, liquidez y solvencia.
- 3- Alto nivel de endeudamiento, junto con bajo nivel de rentabilidad, liquidez y solvencia.

Figura 4.5.- Resultados. Solución parsimoniosa (software fsQCA)

```
File: C:/Users/34695/Desktop/FINAL.csv
Model: FRACASO = f(RENTAB5, ENDEUD3, ACTIV1, ROT1, LIQ1, SOLV, TAMAÑO)
Algorithm: Quine-McCluskey

--- PARSIMONIOUS SOLUTION ---
frequency cutoff: 1
consistency cutoff: 0.617249

              raw          unique
              coverage     coverage  consistency
              -----     -
ENDEUD3*~ACTIV1*~ROT1*~SOLV  0.307005  0.0419667  0.696937
ENDEUD3*~ACTIV1*~LIQ1*~SOLV  0.321284  0.00330684 0.711367
~RENTAB5*ENDEUD3*~LIQ1*~SOLV 0.324911  0.0115264 0.695707
solution coverage: 0.374777
solution consistency: 0.683286
```

Finalmente, en la Figura 4.6 se muestra el conjunto de combinaciones proporcionadas por la **solución intermedia** (*intermediate solution*), que incluyen tanto las condiciones centrales, señaladas anteriormente, como las condiciones periféricas, como se detalló en el Capítulo III.

Figura 4.6.- Resultados. Solución intermedia (software fsQCA)

```

File: C:/Users/34695/Desktop/FINAL.csv
Model: FRACASO = f(RENTAB5, ENDEUD3, ACTIV1, ROT1, LIQ1, SOLV, TAMAÑO)
Algorithm: Quine-McCluskey

--- INTERMEDIATE SOLUTION ---
frequency cutoff: 1
consistency cutoff: 0.617249
Assumptions:
~RENTAB5 (absent)
ENDEUD3 (present)
~ACTIV1 (absent)
~ROT1 (absent)
~LIQ1 (absent)
~SOLV (absent)

```

	raw coverage	unique coverage	consistency
~RENTAB5*ENDEUD3*~ACTIV1*~ROT1*~SOLV*~TAMAÑO	0.203907	0.0884022	0.665761
~RENTAB5*ENDEUD3*~ACTIV1*~LIQ1*~SOLV*TAMAÑO	0.262873	0.147368	0.701915
solution coverage: 0.351275			
solution consistency: 0.740741			

Generalmente, la atención se focaliza en la solución intermedia, pues logra encontrar un punto medio entre el nivel de detalle de la solución compleja y la simplificación de la solución parsimoniosa. No obstante, con el objetivo de ofrecer una visión más detallada y agregada de los resultados del análisis, Fiss (2011) propone presentar una combinación de las soluciones parsimoniosa e intermedia, pudiendo así realizarse una distinción entre las condiciones periféricas y centrales, resaltando estas últimas.

De esta forma, en la Tabla 4.10 se muestran los resultados de la solución intermedia bajo la notación propuesta por Fiss (2011), donde la presencia de una condición se representa mediante un círculo negro (●) y la ausencia o negación de una condición con un círculo blanco (○). Los espacios en blanco se refieren a condiciones que no importan (“*do not care*”), lo que significa que una condición específica no se considera dentro de una solución. Con relación al tamaño, los círculos grandes representan las condiciones centrales o núcleos (con una fuerte relación causal con el resultado), mientras que los pequeños muestran las condiciones periféricas en el resultado (que indican una relación más débil).

Como se puede apreciar, se obtiene más de una solución, corroborando la idea inicial de que no existe una única combinación de variables que permita explicar el resultado (fracaso).

Tabla 4.10.- Resultados. Solución intermedia

	Solución 1	Solución 2
RENTAB. 5	○	○
ENDEUD. 3	●	●
ACTIV. 1	○	○
ROT. 1	○	
LIQ. 1		○
SOLV.	○	○
TAMAÑO	○	•
Raw coverage	0,203907	0,262873
Unique coverage	0,0884022	0,147368
Consistency	0,665761	0,701915
Overall solution:		
Coverage		0,351275
Consistency		0,740741

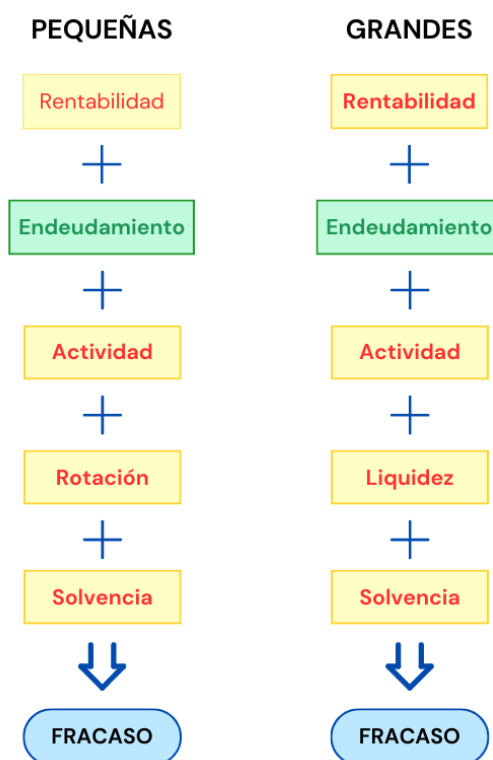
Analizando los valores de la solución en conjunto, el nivel de cobertura general se sitúa en 0,35, lo que indica que el 35% de las pymes que fracasaron en el año 2022 están cubiertas por la solución o, lo que es lo mismo, que la solución explica algo más de un 1/3 del total de los casos. Por otra parte, el nivel de consistencia general es de 0,74, es decir, que el 74% de las empresas que presentaron la solución, fracasaron en el año 2022. A este respecto, la investigación sugiere que un modelo o solución es informativo cuando la consistencia está por encima de 0,74 y la cobertura está entre 0,25 y 0,65 (Ragin, 2008; Woodside, 2013), circunstancias que se cumplen en la solución obtenida.

Centrando la atención en cada una de las soluciones por separado cabe destacar, en primer lugar, el papel que juega la condición “TAMAÑO”, de forma que en la solución 1 el tamaño debe estar ausente, mientras que en la solución 2 esta condición debe estar presente. Esto permite diferenciar el análisis de las soluciones en base a dicha variable. Así, la solución 1 explica qué variables influyen para que una pyme de pequeño tamaño fracase. Concretamente, si una empresa presenta un elevado grado de endeudamiento acompañado de bajos niveles de rentabilidad, actividad, rotación y solvencia, estará expuesta a declararse en concurso de acreedores y, por tanto, fracasar.

De la misma forma, la solución 2 expone que las variables que ocasionan el fracaso de una pyme de mayor tamaño son, por un lado, la presencia de un alto endeudamiento y, por otro, bajos niveles de rentabilidad, actividad, liquidez y solvencia. Esta solución refleja la combinación con mayor cobertura y consistencia.

Si se comparan ambas soluciones, la diferencia fundamental entre ellas es la existencia de una relación de sustitución entre la rotación y la liquidez. Mientras que para las pymes de pequeño tamaño la rotación es una condición central, para las pymes de mayor tamaño la rotación no influye y, en su defecto, pasa a presentarse como una condición central la liquidez. La Figura 4.7 muestra de una forma más visual qué combinación de variables son suficientes para justificar el fracaso de una empresa.

Figura 4.7.- Configuración que justifica el fracaso de una pyme



En resumen, las variables más condicionantes que conducen al fracaso a una empresa en el ámbito estudiado son, por un lado, la presencia de un alto endeudamiento y, por otro, la existencia de bajos niveles de actividad y solvencia, así como de rotación (en el caso de pymes de pequeño tamaño) y liquidez (para las pymes de mayor tamaño). En cuanto a la rentabilidad, solo se presenta como condición central para este último caso.

CONCLUSIONES

Uno de los principales problemas de la literatura empírica sobre el fracaso empresarial radica en que los resultados no pueden generalizarse fácilmente, ya que la significación de las variables pertinentes tiende a ser específica de la muestra seleccionada. Mediante la utilización de la metodología fsQCA se solventa esta limitación, ya que este análisis aporta resultados mucho más amplios, extrapolables y generalizables en otros campos, gracias a la combinación de variables cualitativas y comparativas en un mismo estudio.

La realización del presente TFG ha permitido conocer la mejor combinación de factores que provocan que una empresa fracase, entendiendo por fracaso la situación jurídica de una empresa de encontrarse en concurso de acreedores. En concreto, se han evaluado un total de seis variables económico-financieras seleccionadas por su relevancia en investigaciones previas, además de una variable diferencial.

Mediante la aplicación del análisis cualitativo comparativo de conjuntos borrosos (fsQCA), se ha analizado una muestra de 48 pymes con datos para el año 2022, la mitad en una situación de concurso de acreedores y la otra mitad activas, y pertenecientes al sector turístico. Estableciendo como resultado el fracaso de una empresa, se ha tratado de obtener las combinaciones de variables que originan este resultado.

La implementación de la metodología fsQCA bajo un enfoque inductivo ha posibilitado la formulación de una serie de proposiciones basadas en los resultados alcanzados:

Proposición 1: La presencia de bajas tasas de rentabilidad, actividad, rotación, liquidez y solvencia, así como un elevado nivel de endeudamiento, no suponen el fracaso empresarial para la totalidad de los casos; por lo que no existe una relación de simetría.

Esta primera proposición ha sido corroborada a partir del análisis de casos contrarios. Mediante la realización del mismo, se ha verificado que existen casos que no pueden ser explicados por los efectos principales y que, por tanto, existe una relación opuesta entre cada variable y el resultado (fracaso) para algunos de los casos de la muestra. Este hecho confirma la necesidad de realizar un análisis configuracional como el propuesto en este trabajo.

A su vez, habiendo realizado el análisis de condiciones necesarias, se observa que ninguna variable es imprescindible para la obtención del resultado y que todas son igual de

importantes. Este hecho ratifica la afirmación establecida anteriormente, a la vez que permite proponer lo siguiente:

Proposición 2: La presencia de bajas tasas de rentabilidad, actividad, rotación, liquidez o solvencia de forma individual, así como un elevado nivel de endeudamiento por sí solo, no es suficiente para que una empresa fracase.

Los resultados obtenidos permiten concluir también que no existe una única combinación de variables que, empleadas conjuntamente, desemboquen en el fracaso de una empresa. El haber obtenido más de una solución permite asumir:

Proposición 3: No existe una única combinación de variables que lleven al fracaso a una empresa.

Asimismo, las soluciones alcanzadas en el caso de estudio posibilitan dividir la muestra en base a la variable diferencial “TAMAÑO”, distinguiendo entre pymes de pequeño tamaño y de gran tamaño. Este hecho ha facilitado inferir lo siguiente:

Proposición 4: Existe una relación de sustitución entre la ratio de liquidez y la ratio de rotación para pymes de pequeño tamaño y de gran tamaño, respectivamente.

Siguiendo con lo expuesto anteriormente, el análisis de los resultados facilita concluir que la totalidad de las ratios analizadas presentan fuertes relaciones causales (son condiciones centrales) con el resultado en las dos soluciones, lo que brinda a las empresas la oportunidad de centrar su atención en los seis indicadores económico-financieros mostrados en el estudio. A partir de lo anterior, se establece:

Proposición 5: Las cinco ratios financieras de actividad, rotación, liquidez, solvencia y endeudamiento son indicadores cruciales para que una pyme fracase, tanto de pequeño como de gran tamaño; mientras que la rentabilidad únicamente lo es para las de gran tamaño.

En conclusión, la combinación de la totalidad de las ratios incluidas en el estudio explica el fracaso de una pyme. Además, para las dos soluciones alcanzadas se obtiene la misma combinación de ratios, lo que evidencia la importancia de los mismos en el hecho de que una empresa entre en concurso de acreedores.

Con todo ello, la realización de este trabajo sugiere continuar investigando en materia de predicción del fracaso empresarial, pudiéndose encontrar nuevas líneas de investigación a raíz de los hallazgos aquí obtenidos, que pueden ser generalizados.

En futuras investigaciones, se podría considerar la inclusión de ratios económico-financieros adicionales y variables no financieras para observar su efecto, así como ampliar el alcance del estudio a diferentes sectores económicos, con el propósito de realizar comparaciones y determinar si se obtienen resultados similares en otros ámbitos empresariales. Además, dado que la metodología fsQCA, al ser un análisis configuracional, se basa en el principio de asimetría causal, el estudio podría completarse analizando la combinación de condiciones (configuraciones) que explican el resultado de que una empresa sobreviva (no fracaso).

Limitaciones

La realización del presente TFG ha estado sometida a una serie de limitaciones derivadas, principalmente, de la ausencia de una teoría firme sobre el fracaso empresarial que pudiera servir como fundamento para el análisis llevado a cabo. A pesar del abundante número de trabajos empíricos y teóricos existentes acerca de este tema, no se ha conseguido llegar a un consenso sobre lo que realmente se entiende por fracaso empresarial. Además, tampoco existe un modelo firme de variables económico-financieras que relacione el comportamiento económico de las empresas con el fracaso de las mismas.

Otra circunstancia que ha condicionado la implementación del análisis y la obtención de los resultados ha sido la reducida muestra de empresas disponible en la base de datos SABI sobre la que se ha tenido que implementar la metodología.

Lecciones aprendidas

Tras haber finalizado mi Trabajo de Fin de Grado, quiero resaltar que ha supuesto todo un proceso de aprendizaje para mí, pues ha contribuido a completar los conocimientos y competencias que he ido adquiriendo en los cuatro años de carrera.

Este trabajo ha representado una experiencia sumamente enriquecedora y desafiante, ya que me ha impulsado a superar obstáculos y alcanzar nuevos retos, al tener que adquirir nuevos conocimientos en un tiempo limitado. En particular, me he enfrentado al desafío de comprender en profundidad la metodología fsQCA, sus fundamentos y aplicaciones, así como de dominar el software fsQCA 4.0. Adicionalmente, he tenido la oportunidad de familiarizarme con otras herramientas de análisis y programación, como RStudio y SPSS, que han sido de gran utilidad para culminar exitosamente el análisis implementado en este TFG.

REFERENCIAS

- Alcalde, R., de Armiño, C., y García, S. (2022). Analysis of the Economic Sustainability of the Supply Chain Sector by Applying the Altman Z-Score Predictor. *Sustainability*, 14(2), 851. <https://doi.org/10.3390/su14020851>
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios. Discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, XXIII(4), 589–609. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x>
- Altman, E. I., Iwanicz-Drozowska, M., Laitinen, E. K., y Suvas, A. (2017). Financial Distress Prediction in an International Context: A Review and Empirical Analysis of Altman's Z-Score Model. *Journal of International Financial Management & Accounting*, 28(2), 131–171. <https://doi.org/10.1111/jifm.12053>
- Altman, E. I., Marco, G., y Varetto, F. (1994). Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience). *Journal of Banking & Finance*, 18(3), 505–529. [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(94\)90007-8](https://doi.org/10.1016/0378-4266(94)90007-8)
- Álvarez-Ferrer, A., y Campa-Planas, F. (2020). La predicción del fracaso empresarial en el sector hotelero. *Cuadernos de Turismo*, 45, 33–59. <https://doi.org/10.6018/turismo.426031>
- Barboza, F., Kimura, H., y Altman, E. (2017). Machine learning models and bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 83, 405–417. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.04.006>
- Bărbuță-Mișu, N., y Madaleno, M. (2020). Assessment of Bankruptcy Risk of Large Companies: European Countries Evolution Analysis. *Journal of Risk and Financial Management*, 13(3), 58. <https://doi.org/10.3390/jrfm13030058>
- Basedau, M., y Richter, T. (2014). Why do some oil exporters experience civil war but others do not?: investigating the conditional effects of oil. *European Political Science Review*, 6(4), 549–574. <https://doi.org/10.1017/S1755773913000234>
- Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios As Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71–111. <https://doi.org/10.2307/2490171>

- Beaver, W. H. (1968). Alternative Accounting Measures as Predictors of Failure. *The Accounting Review*, 43(1), 113–122. <http://www.jstor.org/stable/244122>
- Beaver, W. H., McNichols, M. F., y Correia, M. (2008). Have Changes in Financial Reporting Attributes Impaired Informativeness? Evidence from the Ability of Financial Ratios to Predict Bankruptcy. *Rock Center for Corporate Governance Working Paper*, 13. <https://doi.org/10.2139/ssrn.1340752>
- Beaver, W. H., McNichols, M. F., y Rhie, J.-W. (2005). Have Financial Statements Become Less Informative? Evidence from the Ability of Financial Ratios to Predict Bankruptcy. *Review of Accounting Studies*, 10(1), 93–122. <https://doi.org/10.1007/s11142-004-6341-9>
- Bell, T., Ribar, G., y Verichio, J. (1990). Neural nets versus logistic regression: A comparison of each model's ability to predict commercial bank failures. *Proceedings of the University of Kansas Symposium on Auditing Problems*, 29–53. https://grove.olemiss.edu/dl_proceedings/82
- Bernate Valbuena, M. T., y Gómez Meneses, F. E. (2021). Predicción de la quiebra en las empresas. Una revisión de literatura. *Revista Activos*, 19(1), 112–142. <https://doi.org/10.15332/25005278.6684>
- Blum, M. (1974). Failing Company Discriminant Analysis. *Journal of Accounting Research*, 12(1), 1–25. <https://doi.org/10.2307/2490525>
- Boole, G. (1854). *An investigation of the laws of thought: on which are founded the mathematical theories of logic and probabilities* (Vol. 2). Walton and Maberly.
- Bustos-Contell, E., Climent-Serrano, S., y Labatut-Serer, G. (2021). A fuzzy-set Qualitative Comparative Analysis model to predict bank bailouts: a study of the Spanish financial system. *Economic Research-Ekonomska Istraživanja*, 34(1), 2555–2571. <https://doi.org/10.1080/1331677X.2020.1833746>
- Campbell, P. T., Mahmud, E., y Marshall, J. J. (2015). Interoperator and intraoperator (in)accuracy of stent selection based on visual estimation. *Catheterization and Cardiovascular Interventions*, 86(7), 1177–1183. <https://doi.org/10.1002/ccd.25780>

- Castelló Sirvent, F. (2022). A Fuzzy-Set Qualitative Comparative Analysis of Publications on the Fuzzy Sets Theory. *Mathematics*, 10(8), 1322. <https://doi.org/10.3390/math10081322>
- Castelló Sirvent, F. (2023). *Estrategias de gestión del valor añadido en las recesiones económicas: Análisis configuracional en las empresas de la industria cárnica española* [Tesis Doctoral, Universidad de Valencia]. <https://roderic.uv.es/handle/10550/85516>
- CNAE. (s.f.). *Clasificación Nacional de Actividades Económicas: Divisiones principales*. <https://www.cnae.com.es/>
- Comisión Europea. (2014). Reglamento (UE) nº 651/2014 de la Comisión, de 17 de junio de 2014, por el que se declaran determinadas categorías de ayudas compatibles con el mercado interior en aplicación de los artículos 107 y 108 del Tratado. *Diario Oficial de La Unión Europea*, 187, 26 de junio, 1–78. <https://www.boe.es/doue/2014/187/L00001-00078.pdf>
- Cronqvist, L. (2003). Presentation of TOSMANA Adding Multi-Value Variables. *Compass Working Papers*, 2004(20), 1–17. <http://www.compass.org/wpseries/Cronqvist2004.pdf>
- Deakin, E. B. (1972). A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure. *Journal of Accounting Research*, 10(1), 167–179. <https://doi.org/10.2307/2490225>
- Deakin, E. B. (1976). Distributions of Financial Accounting Ratios: Some Empirical Evidence. *The Accounting Review*, 51(1), 90–96. <http://www.jstor.org/stable/245375>
- del Castillo García, A. (2021). *Modelos de Predicción de Insolvencia: Un Análisis de Variables No Financieras y de Selección Muestral* [Tesis Doctoral, Universidad de Málaga]. <https://hdl.handle.net/10630/23193>
- Díaz-Casero, J., Fernández Portillo, A., Sánchez-Escobedo, M., y Mogollón, R. (2014). Estructura intelectual del fracaso empresarial. *FAEDPYME International Review*, 3. <https://doi.org/10.15558/fir.v3i5.57>

- du Jardin, P. (2015). Bankruptcy prediction using terminal failure processes. *European Journal of Operational Research*, 242(1), 286–303. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.09.059>
- Edmister, R. O. (1972). An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 7(2), 1477–1493. <https://doi.org/10.2307/2329929>
- Elam, R. (1975). The Effect of Lease Data on the Predictive Ability of Financial Ratios. *The Accounting Review*, 50(1), 25–43. <http://www.jstor.org/stable/244661>
- Exceltur. (2023). *Valoración turística empresarial del IT de 2023, perspectivas para el IIT de 2023 y cierre de año*. <https://www.exceltur.org/wp-content/uploads/2023/04/Informe-Perspectivas-Balance-Itr-2023.pdf>
- Federo, R., y Saz-Carranza, A. (2018). A configurational analysis of board involvement in intergovernmental organizations. *Corporate Governance: An International Review*, 26(6), 414–428. <https://doi.org/10.1111/corg.12241>
- Fernández Portillo, A., Díaz Casero, J. C., Sánchez Escobedo, M. C., y Hernández Mogollón, R. (2019). Conocimiento certificado del fracaso empresarial: un análisis bibliométrico del periodo 1965-2012. *Revista Espacios*, 40(16). <https://www.revistaespacios.com/a19v40n16/a19v40n16p18.pdf>
- Fiss, P. C. (2011). Building better causal theories: A fuzzy set approach to typologies in organizational research. *Academy of Management Journal*, 54(2), 393–420. <https://doi.org/10.5465/amj.2011.60263120>
- FitzPatrick, P. J. (1932). A comparison of ratios of successful industrial enterprises with those of failed companies. *The Certified Public Accountant*, 6, 727–731.
- Frecka, T. J., y Hopwood, W. S. (1983). The Effects of Outliers on the Cross-Sectional Distributional Properties of Financial Ratios. *The Accounting Review*, 1, 115–128. <https://www.jstor.org/stable/246646>
- 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. <https://doi.org/10.2307/2328060>

- García Ayuso, M. (1995). La necesidad de llevar a cabo un replanteamiento de la investigación en materia de análisis de la información financiera. *Análisis Financiero*, 66, 36–61.
- Gómez García, S. L., y Leyva Ferreiro, G. (2019). Utilidad de los modelos de predicción de fracaso y su aplicabilidad en las cooperativas. *Cofin Habana*, 13(1). http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2073-60612019000300013&lng=es&nrm=iso&tlng=es
- Gracia, J. L., Cabedo, J. L. G., y Llopis, R. M. (1998). La suspensión de pagos en las pymes: una aproximación empírica. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 27(94), 71–97. <http://www.jstor.org/stable/42781285>
- Greckhamer, T., Furnari, S., Fiss, P. C., y Aguilera, R. V. (2018). Studying configurations with qualitative comparative analysis: Best practices in strategy and organization research. *Strategic Organization*, 16(4), 482–495. <https://doi.org/10.1177/1476127018786487>
- Greckhamer, T., Misangyi, V., y Fiss, P. (2013). The two QCAs: From a small-N to a large-N set-theoretic approach. *Configurational Theory and Methods in Organizational Research*, 38, 49–75. [https://doi.org/10.1108/S0733-558X\(2013\)0000038007](https://doi.org/10.1108/S0733-558X(2013)0000038007)
- Grosu, V., Chelba, A., Melega, A., Botez, D., y Socoliuc, M. (2023). Bibliometric analysis of the literature on evaluation models of the bankruptcy risk. *Strategic Management*, 00, 42–42. <https://doi.org/10.5937/StraMan2200035G>
- Haxhi, I., y Aguilera, R. V. (2017). An Institutional Configurational Approach to Cross-National Diversity in Corporate Governance. *Journal of Management Studies*, 54(3), 261–303. <https://doi.org/10.1111/joms.12247>
- Inam, F., Inam, A., Mian, M. A., Sheikh, A. A., y Awan, H. M. (2019). Forecasting Bankruptcy for organizational sustainability in Pakistan. *Journal of Economic and Administrative Sciences*, 35(3), 183–201. <https://doi.org/10.1108/JEAS-05-2018-0063>
- INE. (2023). *Aportación del turismo al PIB de la economía española*. Instituto Nacional de Estadística.

<https://www.ine.es/jaxi/Tabla.htm?path=/t35/p011/rev19/serie/10/&file=03001.px&L=0>

Informa D&B. (2021). *Evolución de los concursos desde 1997 hasta 2020*. https://cdn.informa.es/sites/5c1a2fd74c7cb3612da076ea/content_entry5c5021510fa1c000c25b51f0/6141a52e9a9e3d6f241924a0/files/HistoricoConcursosINFORMA2021_V2.pdf?1631692079

Informa D&B. (2023). *Concursos y disoluciones. Diciembre 2022*. https://cdn.informa.es/sites/5c1a2fd74c7cb3612da076ea/content_entry5c5021510fa1c000c25b51f0/63bd489dcdd6f900f4a84fac/files/Concursos_diso_122022_v1.pdf?1673349277

Jánica, F., Hernández-Fernández, L., Escobar Castillo, A., y Velandia Pacheco, G. (2023). Factores que explican, median y moderan el fracaso empresarial: Revisión de publicaciones indexadas en Scopus (2015-2022). *Revista de Ciencias Sociales*, XXIX(2), 73–95. <https://doi.org/10.31876/rcs.v29i2.39963>

Jefatura del Estado. (2003). Ley 22/2003, de 9 de julio, Concursal. *Boletín Oficial Del Estado*, 164, 10 de julio, 1–49. <https://www.boe.es/buscar/pdf/2003/BOE-A-2003-13813-consolidado.pdf>

Jefatura del Estado. (2015). Ley 25/2015, de 28 de julio, de mecanismo de segunda oportunidad, reducción de la carga financiera y otras medidas de orden social. *Boletín Oficial Del Estado*, 180, 29 de julio, 1–51. <https://www.boe.es/buscar/pdf/2015/BOE-A-2015-8469-consolidado.pdf>

Jefatura del Estado. (2020). Real Decreto-ley 16/2020, de 28 de abril, de medidas procesales y organizativas para hacer frente al COVID-19 en el ámbito de la Administración de Justicia. *Boletín Oficial Del Estado*, 119, 29 de abril, 1–26. <https://www.boe.es/buscar/pdf/2020/BOE-A-2020-4705-consolidado.pdf>

Jefatura del Estado. (2022). Ley 16/2022, de 5 de septiembre, de reforma del texto refundido de la Ley Concursal, aprobado por el Real Decreto Legislativo 1/2020, de 5 de mayo, para la transposición de la Directiva (UE) 2019/1023 del Parlamento Europeo y del Consejo, de 20 de junio de 2019, sobre marcos de reestructuración preventiva, exoneración de deudas e inhabilitaciones, y sobre medidas para aumentar la eficiencia de los procedimientos de reestructuración, insolvencia y exoneración

- de deudas. *Boletín Oficial Del Estado*, 214, 6 de septiembre, 1–157.
<https://www.boe.es/buscar/pdf/2022/BOE-A-2022-14580-consolidado.pdf>
- Jiménez, M. V., Díaz Casero, J., y Hernández Mogollón, R. (2008). Revisión de la literatura en fracaso empresarial: aproximación bibliométrica. *Estableciendo Puentes En Una Economía Global*, 1, 102.
<https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=2732457>
- Keasey, K., y Watson, R. (1991). Financial Distress Prediction Models: A Review of Their Usefulness1. *British Journal of Management*, 2(2), 89–102.
<https://doi.org/10.1111/j.1467-8551.1991.tb00019.x>
- Kessioui, S., Doumpos, M., y Zopounidis, C. (2023). A Bibliometric Overview of the State-of-the-Art in Bankruptcy Prediction Methods and Applications. In *Governance and Financial Performance* (pp. 123–153). World Scientific.
https://doi.org/10.1142/9789811260506_0006
- Laffarga, J., Martín Marín, J. L., y Vázquez Cueto, M. J. (1987). Predicción de la crisis bancaria en España: comparación entre el análisis logit y el análisis discriminante. *Cuadernos de Ciencias Económicas y Empresariales*, 18, 49-57.
<https://idus.us.es/bitstream/handle/11441/78703/Predicci%C3%B3n%20de%20la%20crisis%20bancaria%20en%20Espa%C3%B1a.pdf?sequence=1>
- Laguillo Díaz, G. (2015). *Predicción de insolvencia en los sectores económicos: un análisis comparativo* [Tesis Doctoral, Universidad de Málaga].
<http://hdl.handle.net/10630/11753>
- Laitinen, E. K. (1991). Financial ratios and different failure processes. *Journal of Business Finance & Accounting*, 18(5), 649–673. <https://doi.org/10.1111/j.1468-5957.1991.tb00231.x>
- Lens.org. (s.f.). *The Lens - Free & Open Patent and Scholarly Search*. <https://lens.org/>
- Lincoln, M. (1984). An empirical study of the usefulness of accounting ratios to describe levels of insolvency risk. *Journal of Banking & Finance*, 8(2), 321–340.
[https://doi.org/10.1016/0378-4266\(84\)90011-6](https://doi.org/10.1016/0378-4266(84)90011-6)
- Liu, Y., Mezei, J., Kostakos, V., y Li, H. (2017). Applying configurational analysis to IS behavioural research: a methodological alternative for modelling combinatorial

- complexities. *Information Systems Journal*, 27(1), 59–89. <https://doi.org/10.1111/isj.12094>
- López González, E., y Flórez López, R. (1999). *RENECB: Desarrollo de redes neuronales artificiales para la determinación de la distancia a la quiebra empresarial: El caso de la crisis bancaria española*. Universidad de León. Secretariado de Publicaciones.
- Lorenzo, C. I. M., del Campo, J. I., y López, S. M. (2017). Aspectos determinantes del fracaso empresarial: efecto de la proyección social de las sociedades cooperativas frente a otras formas jurídicas. *CIRIEC-España, Revista de Economía Pública, Social y Cooperativa*, 88, 93–125. <https://cefd.uv.es/index.php/ciriecespana/article/view/8826/9549>
- Marais, M. L., Patell, J. M., y Wolfson, M. A. (1984). The Experimental Design of Classification Models: An Application of Recursive Partitioning and Bootstrapping to Commercial Bank Loan Classifications. *Journal of Accounting Research*, 22, 87–114. <https://doi.org/10.2307/2490861>
- Martin, D. (1977). Early warning of bank failure: A logit regression approach. *Journal of Banking & Finance*, 1(3), 249–276. [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(77\)90022-X](https://doi.org/10.1016/0378-4266(77)90022-X)
- Martínez Sabater, R. (2021). *Impacto del turismo sobre el PIB, el empleo y la balanza de pagos española. 2007-2020* [Trabajo de Fin de Grado, Universidad de Zaragoza]. <https://zaguan.unizar.es/record/117900>
- McDonald, B., y Morris, M. H. (1984). The statistical validity of the ratio method in financial analysis: An empirical examination. *Journal of Business Finance & Accounting*, 11(1), 89–97. <https://doi.org/10.1111/j.1468-5957.1984.tb00059.x>
- Mendoza Mendoza, A. A. (2009). *Predicción de riesgo de quiebra para PYMES en el departamento del Atlántico utilizando análisis discriminante y análisis envolvente de datos (DEA)* [Trabajo de Fin de Máster, Universidad del Norte]. <http://hdl.handle.net/10584/9001>
- Mensah, Y. M. (1984). An Examination of the Stationarity of Multivariate Bankruptcy Prediction Models: A Methodological Study. *Journal of Accounting Research*, 22(1), 380–395. <https://doi.org/10.2307/2490719>

- Ministerio de Industria, C. y T. (2023). *Cifras PYME*. <https://ipyme.org/Publicaciones/Cifras%20PYME/CifrasPYME-mayo2023.pdf>
- Momparler, A., Carmona, P., y Climent, F. (2020). Revisiting bank failure in the United States: a fuzzy-set analysis. *Economic Research-Ekonomska Istraživanja*, 33(1), 3017–3033. <https://doi.org/10.1080/1331677X.2019.1689838>
- Noguera Venero, J. (2020). *Aplicación de técnicas de análisis cualitativo comparativo al fracaso empresarial* [Trabajo de Fin de Máster, Universidad Politécnica de Cartagena]. <https://repositorio.upct.es/handle/10317/9211>
- Noguera Venero, J. (2023). *Big Data en el análisis económico-financiero de la empresa: propuestas empíricas en la predicción del fracaso*. [Tesis Doctoral, Universidad Politécnica de Cartagena]. <https://repositorio.upct.es/handle/10317/12276>
- Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109–131. <https://doi.org/10.2307/2490395>
- Ordanini, A., Parasuraman, A., y Rubera, G. (2014). When the Recipe Is More Important Than the Ingredients. *Journal of Service Research*, 17(2), 134–149. <https://doi.org/10.1177/1094670513513337>
- Pappas, I. O., Giannakos, M. N., Jaccheri, L., y Sampson, D. G. (2017). Assessing Student Behavior in Computer Science Education with an FsQCA Approach: The Role of Gains and Barriers. *ACM Trans. Comput. Educ.*, 17(2). <https://doi.org/10.1145/3036399>
- Pappas, I. O., Kourouthanassis, P. E., Giannakos, M. N., y Chrissikopoulos, V. (2016). Explaining online shopping behavior with fsQCA: The role of cognitive and affective perceptions. *Journal of Business Research*, 69(2), 794–803. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2015.07.010>
- Pappas, I. O., y Woodside, A. G. (2021). Fuzzy-set Qualitative Comparative Analysis (fsQCA): Guidelines for research practice in Information Systems and marketing. *International Journal of Information Management*, 58, 102310. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2021.102310>

- Paradi, J. C., Asmild, M., y Simak, P. C. (2004). Using DEA and Worst Practice DEA in Credit Risk Evaluation. *Journal of Productivity Analysis*, 21(2), 153–165. <http://www.jstor.org/stable/41770152>
- Peel, M. J., Peel, D. A., y Pope, P. F. (1986). Predicting corporate failure — Some results for the UK corporate sector. *Omega*, 14(1), 5–12. [https://doi.org/10.1016/0305-0483\(86\)90003-4](https://doi.org/10.1016/0305-0483(86)90003-4)
- Pereira, J. M., Basto, M., Díaz Gómez, F., y Albuquerque Barbas, E. (2010). *Los modelos de predicción del fracaso empresarial. Propuesta de un ranking*.
- Plescaci, D. (2023). A Bibliometric Analysis of the Bankruptcy Risk Research Within Economic Entities. *CECCAR Business Review*, 3(12), 2–12. <https://doi.org/10.37945/cbr.2022.12.01>
- Pozuelo Campillo, J., Romero Martínez, M., y Carmona Ibáñez, P. (2023). Utility of fuzzy set Qualitative Comparative Analysis (fsQCA) methodology to identify causal relations conducting to cooperative failure. *CIRIEC-España, Revista de Economía Pública, Social y Cooperativa*, 107, 197. <https://doi.org/10.7203/CIRIEC-E.107.21888>
- Ragin, C. C. (1987). *The Comparative Method: Moving Beyond Qualitative and Quantitative Strategies*. University of California Press.
- Ragin, C. C. (2000). *Fuzzy-Set Social Science*. University of Chicago Press.
- Ragin, C. C. (2008). Redesigning Social Inquiry: Fuzzy Sets and Beyond. In *Bibliovault OAI Repository, the University of Chicago Press*. University of Chicago Press. <https://doi.org/10.7208/chicago/9780226702797.001.0001>
- Ragin, C. C., y Davey, S. (2022). Fuzzy-set/Qualitative comparative analysis 4.0. In *Department of Sociology, University of California*. <http://www.socsci.uci.edu/~cragin/fsQCA/software.shtml>
- Ragin, C. C., y Rihoux, B. (2004). Qualitative comparative analysis (QCA): State of the art and prospects. *APSA Annual Meeting*, 2(2), 3–13. <http://hdl.handle.net/2078.1/81919>
- Rihoux, B., y Ragin, C. C. (2009). *Configurational comparative methods: Qualitative Comparative Analysis (QCA and related techniques)*. Sage Publications.

- Rosati, G., y Chazarreta, A. (2017). El Qualitative Comparative Analysis (QCA) como herramienta analítica. Dos aplicaciones para el análisis de entrevistas. *Revista Latinoamericana de Metodología de Las Ciencias Sociales*, 7(1). <https://doi.org/10.24215/18537863e018>
- Russo, I., y Confente, I. (2019). From Dataset to Qualitative Comparative Analysis (QCA)—Challenges and Tricky Points: A Research Note on Contrarian Case Analysis and Data Calibration. *Australasian Marketing Journal*, 27(2), 129–135. <https://doi.org/10.1016/j.ausmj.2018.11.001>
- SABI. (2023). *Sistema de Análisis de Balances Ibéricos*. <https://www.informa.es/riesgo-empresarial/sabi>
- Scherger, V., Terceño, A., y Vigier, H. (2018). *Revisión crítica de los modelos de predicción de fracaso empresarial*. 21, 153–180. <https://rayo.xoc.uam.mx/index.php/Rayo/article/view/23>
- Schneider, C. Q., y Wagemann, C. (2010). Standards of Good Practice in Qualitative Comparative Analysis (QCA) and Fuzzy-Sets. *Comparative Sociology*, 9(3), 397–418. <https://doi.org/10.1163/156913210X12493538729793>
- Schneider, C. Q., y Wagemann, C. (2012). *Set-theoretic methods for the social sciences: A guide to qualitative comparative analysis*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139004244>
- Taffler, R. J. (1982). Forecasting Company Failure in the UK Using Discriminant Analysis and Financial Ratio Data. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*, 145(3), 342–358. <https://doi.org/10.2307/2981867>
- Tascón Fernández, M. T., y Castaño Gutiérrez, F. J. (2009). *Predicción del fracaso empresarial: Una revisión*. XV Congreso AECA. http://www.aecal.org/pub/on_line/comunicaciones_xvcongresoaeaca/cd/63b.pdf
- Troutt, M. D., Rai, A., y Zhang, A. (1996). The potential use of DEA for credit applicant acceptance systems. *Computers & Operations Research*, 23(4), 405–408. [https://doi.org/10.1016/0305-0548\(95\)00048-8](https://doi.org/10.1016/0305-0548(95)00048-8)
- Woodside, A. (2012). Proposing a new logic for data analysis in marketing and consumer behavior: case study research of large-N survey data for estimating algorithms that

- accurately profile X (extremely high-use) consumers. *Journal of Global Scholars of Marketing Science*, 22, 277–289. <https://doi.org/10.1080/21639159.2012.717369>
- 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. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2012.12.021>
- Woodside, A. G. (2014). Embrace perform model: Complexity theory, contrarian case analysis, and multiple realities. *Journal of Business Research*, 67(12), 2495–2503. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2014.07.006>
- Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3), 338–353. [https://doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X)
- Zmijewski, M. E. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59–82. <https://doi.org/10.2307/2490859>