

ANÁLISIS COMBINADO DE FACTORES DEL FRACASO EMPRESARIAL EN EL SECTOR TURÍSTICO ESPAÑOL

COMBINED ANALYSIS OF FACTORS OF BUSINESS FAILURE IN THE SPANISH TOURISM SECTOR

Cristina Mendaña-Cuervo (Universidad de León, España)¹

Nieves Remo-Diez (Universidad de León, España)^{*2}

Marta Toral-Heredia (Universidad de León, España)

Resumen

El fracaso empresarial en la literatura no presenta consenso acerca de cuáles son sus factores determinantes, dada la complejidad e interacción dinámica entre ellos.

Este trabajo se centra en las quiebras financieras del sector turístico español en el año 2022, por ser uno de los más afectados por la paralización de la actividad económica consecuencia del Covid-19. A partir de la base de datos SABI aplicamos un análisis comparativo cualitativo de conjuntos difusos (fuzzy set Qualitative Comparative Analysis, fsQCA) centrado en las variables tradicionalmente consideradas por la literatura. Descubrimos que varias combinaciones de atributos financieros conducen al fracaso de las empresas turísticas españolas sin que ninguno individualmente sea suficiente, sino que depende de la interacción de otros atributos, lo que revela condiciones antecedentes complejas para la explicación del fenómeno.

En concreto, encontramos que el efecto combinado de alto endeudamiento y bajos niveles de rentabilidad, actividad y solvencia son condiciones suficientes para conducir al fracaso en empresas turísticas españolas. Adicionalmente, cuando tenemos en cuenta el tamaño de las entidades, encontramos un efecto sustitución entre un bajo nivel de rotación y baja liquidez.

La identificación de la combinación de ratios financieros que alertan de problemas de continuidad en las empresas del sector turístico, es de gran relevancia para el desarrollo económico español, así como para investigadores y directivos del sector.

Palabras clave: fracaso empresarial, sector turístico, fsQCA, ratios financieros.

Clasificación JEL: C02, G33, Z31

* Autora de correspondencia: nieves.remo@unileon.es

¹ ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6884-2023>

² ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9881-2151>

Fecha de envío: 07/09/2023. Fecha de aceptación: 15/02/2024



Abstract

There is no consensus in the literature on the determinants of business failure, given the complexity and dynamic interaction between them.

This paper focuses on the financial failures of the Spanish tourism sector in 2022, as it is one of the most affected by the paralysis of economic activity as a consequence of Covid-19. Using the SABI database, we applied a fuzzy set Qualitative Comparative Analysis (fsQCA) focused on the variables traditionally considered by the literature. We find that several combinations of financial attributes lead to the failure of Spanish tourism firms, none of them individually being sufficient, but depending on the interaction of other attributes, which reveals complex antecedent conditions for the explanation of the phenomenon.

Specifically, we find that the combined effect of high indebtedness and low levels of profitability, activity and solvency are sufficient conditions to lead to failure in Spanish tourism companies. Additionally, when we consider the size of the entities, we find a substitution effect between a low level of turnover and low liquidity.

The identification of the combination of financial ratios that warn of problems of continuity in companies in the tourism sector is of great relevance for Spanish economic development, researchers and managers in the sector.

Keywords: business failure, tourism sector, fsQCA, financial ratios.

JEL Codes: C02, G33, Z31

1. 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 el éxito a largo plazo. Un ejemplo de ello es la pandemia mundial del Covid-19 originada en el año 2020, la cual generó enormes dificultades financieras en muchos sectores de la economía, desencadenando una crisis económica sin precedentes. Esta crisis dejó un rastro de destrucción empresarial y llevó a la desaparición de innumerables empresas que, por su naturaleza o su situación económica, no pudieron 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 2.930.969 empresas registradas como “pymes” en España³, representando un 99,82% del total (Ministerio de Industria, 2023), lo que evidencia su relevancia

³ Datos actualizados con fecha 31 de mayo de 2023.

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 Covid-19, de forma que, del total de concursos de acreedores originados en 2022, el 86,25% correspondieron a microempresas⁴.

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 PIB. En el 2019, año previo a la pandemia, el sector turístico contribuyó en un 12,6% al PIB español, alcanzando su nivel 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 el año 2020, según datos de Exceltur (2023). La importancia del sector turístico en la economía española y el fuerte declive consecuencia de la pandemia justifica el interés en conocer los factores determinantes del fracaso empresarial focalizado en este sector.

A este respecto, si bien el análisis del fracaso empresarial en general ha sido objeto de especial atención en la investigación financiera durante las últimas décadas (Zelenkov & Volodarskiy, 2021), sigue siendo una tarea desafiante debido a los muchos factores que deben tenerse en cuenta en su análisis (Veganzones *et al.*, 2023). Numerosos trabajos han tratado de dar respuesta al respecto mediante la aplicación de una amplia variedad de modelos basados en múltiples metodologías (Laguillo Díaz, 2015). La mayoría de ellos, ha analizado la quiebra empresarial desde un punto de vista macroeconómico (Alaminos *et al.*, 2018; Behr & Weinblat, 2017; Cultrera & Jonathan, 2017; Hacibedel & Qu, 2022; Succurro, 2017; Tian & Yu, 2017) y sobre una muestra de empresas grandes cotizadas (Kuizinienė *et al.*, 2022), mientras que el análisis a nivel de microeconómico está menos explorado (Succurro & Mannarino, 2014).

Por otra parte, diversos académicos apuntan que 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 (Lincoln, 1984; McDonald & Morris, 1984; Mensah, 1984). Estos autores llegaron a la conclusión de que los modelos globales (obtenidos para una muestra heterogénea de empresas) tienen menor capacidad predictiva que los modelos sectoriales, elaborados para un único sector económico (Laguillo Díaz, 2015). En consecuencia, se establece la necesidad de estudios sectoriales que aborden esta problemática, teniendo en consideración las particularidades del sector que se analice.

Adicionalmente, los trabajos a nivel microeconómico han tratado de analizar los efectos netos de determinados datos financieros sobre la probabilidad de quiebra. Sin embargo, el fracaso empresarial es un fenómeno complejo de relaciones entre factores (Mora García *et al.*, 2008) donde el efecto combinado de los mismos es más relevante que cada uno a nivel particular. De ahí que nuestro artículo plantee, como una alternativa novedosa a los métodos tradicionales, el análisis cualitativo comparativo de conjuntos difusos (*fuzzy set Qualitative Comparative Analysis*, fsQCA) propuesto por Ragin (1987), en consonancia con Pozuelo Campillo que afirma que “dada la novedad y bondad de la metodología (fsQCA) se considera

⁴ 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.



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). 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. Además, el objetivo no es evaluar la distancia a la quiebra de las empresas de este sector, sino conocer las combinaciones de factores o condiciones antecedentes (ratios financieros) que permiten explicar la quiebra de esas empresas (el resultado), arrojando luz sobre el fracaso empresarial en el sector turístico español. De esta forma, nuestro trabajo puede contribuir a la literatura al detectar qué combinaciones de indicadores financieros pudieran ser predictores del fracaso empresarial en el sector analizado, frente a metodologías tradicionales que evidencian únicamente la relación de un indicador financiero concreto con relación a la situación de quiebra. Además, al obtener resultados más amplios, con un doble enfoque (cualitativo y cuantitativo), y no un resultado único, los hallazgos también pueden permitir diferenciar qué indicadores financieros pueden ser necesarios y suficientes para causar la situación de fracaso empresarial, permitiendo a los empresarios del sector incidir en el control de los mismos.

A este respecto, mencionar que en este trabajo se sigue un método inductivo, en consonancia con la literatura que utiliza esta metodología (Campbell *et al.*, 2015; Feder & Saz-Carranza, 2018; Haxhi & Aguilera, 2017), lo que permitirá desarrollar proposiciones a partir de los hallazgos de la investigación.

Este trabajo se estructura como sigue. En primer lugar, se realiza una conceptualización teórica fundamentada en una breve revisión bibliográfica que aborda la comprensión del concepto de fracaso empresarial para, a continuación, llevar a cabo un análisis de los principales métodos de predicción, abarcando su evolución desde sus primeras aplicaciones. El tercer apartado se centra en describir las características de la muestra y la metodología aplicada. En la sección 4 se presentan los resultados empíricos. Finalmente, se expondrá la discusión surgida como resultado de la investigación, las principales conclusiones, así como las limitaciones de la propuesta presentada.

2. REVISIÓN DE LA LITERATURA

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, como el impago de un pasivo, la acumulación de pérdidas, la interrupción del pago de dividendos, etc. (Beaver, 1966).

Una revisión de la literatura evidencia que, en sus primeras etapas de desarrollo, existen varias definiciones de fracaso empresarial, siendo las más utilizadas las siguientes:

- Declaración formal de quiebra o cualquier otro procedimiento legal (Altman, 1968; Laffarga Briones *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).



Por tanto, si bien existe una variedad de situaciones negativas que entran dentro del concepto de fracaso empresarial, la mayoría de los autores hacen referencia a conceptos jurídicos, como quiebra o liquidación, al tener la ventaja de ser un acontecimiento objetivo que puede fecharse (Keasey & Watson, 1991), y que además está definido por la ley.

Trabajos más recientes han llevado a cabo análisis bibliométricos con el objetivo de estudiar la evolución del concepto de fracaso empresarial en diferentes períodos de tiempo (Bernate Valbuena & Gómez Meneses, 2021; Díaz-Casero *et al.*, 2014; Fernández Portillo *et al.*, 2019; Kuizinienė *et al.*, 2022; Plescaci, 2023; Postigo-Jiménez *et al.*, 2008).

La necesidad de evaluar los riesgos que puede suponer una situación de quiebra y posterior desaparición de la empresa ha supuesto la proliferación de métodos que permitan prever estas situaciones adversas, razón por la cual múltiples autores han abordado este tema, obteniendo resultados heterogéneos (Bernate Valbuena & Gómez Meneses, 2021; Jánica *et al.*, 2023).

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 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 quiebra empresarial y trató de identificar un único ratio capaz de discriminar empresas por sí solo. Con su trabajo, concluyó que el mejor indicador para medir la insolvencia de las empresas es el 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 los ratios pueden presentar resultados contradictorios según el indicador que se utilice, pues la información financiera abarca un conjunto de variables (Gómez García & 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). 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 utilizados se alejaban de una distribución de este tipo (Deakin, 1976; Frecka y Hopwood, 1983; García-Ayuso, 1995), lo que propició 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 (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.

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 otras metodologías 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 (*Data Envelopment Analysis*, 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 (Figura 1). Sin embargo, se ha constatado que la capacidad predictiva de los mismos está disminuyendo como consecuencia de la complejidad creciente del entorno empresarial (Del Castillo García, 2021).

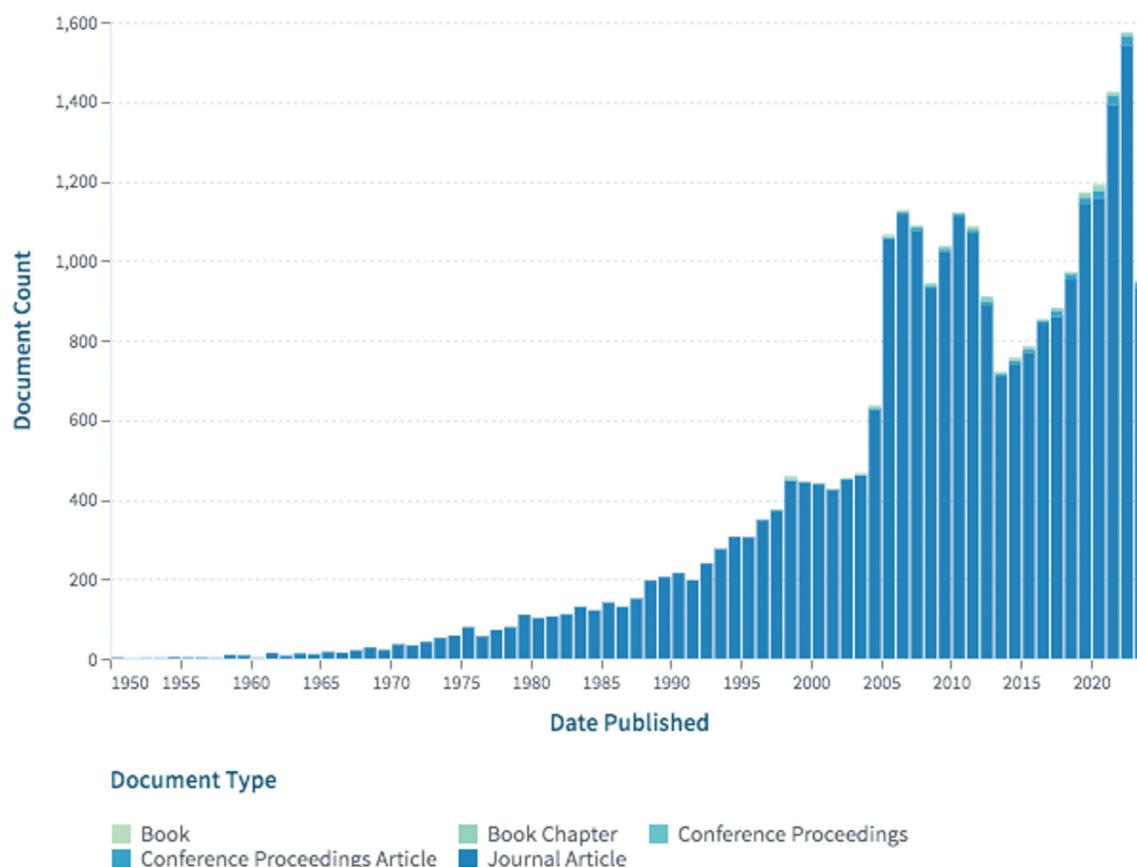
De ahí que trabajos recientes en esta materia se centren en la combinación de diferentes metodologías, con el objetivo de intentar obtener resultados más concluyentes (Barboza *et al.*, 2017; du Jardin, 2015; Noguera Venero, 2023). Asimismo, numerosos autores han llevado a cabo revisiones bibliométricas para comparar y evaluar los diferentes métodos de predicción de quiebra empresarial (Grosu *et al.*, 2023; Kessioui *et al.*, 2023; Pereira *et al.*, 2010), así como para detectar las limitaciones de los diferentes modelos (Laitinen *et al.*, 2023).

A modo de resumen, y sin ánimo de ser exhaustivos, en la Tabla 1 se resumen los métodos de predicción de fracaso empresarial más utilizados con los trabajos más relevantes en cada caso.

Un ejemplo reciente de cómo factores exógenos inesperados pueden afectar a cualquier modelo de predicción ha sido el Covid-19, pasando a ser el tema central para la comunidad científica internacional, no solo desde la perspectiva epidemiológica, sino desde una extensa escala de campos, entre los que se encuentra su impacto en el turismo. De hecho, se produjo una fuerte reducción de los flujos turísticos, sobre todo, en el tráfico aéreo de pasajeros y la actividad hotelera (Vega Falcón *et al.*, 2020). Desde ese momento, numerosos trabajos se han centrado en analizar la recuperación del sector turístico, la mayoría desde la perspectiva del comportamiento del consumidor. Así, por ejemplo, encontramos trabajos que buscan recuperar



FIGURA 1. EVOLUCIÓN DE PUBLICACIONES EN MATERIA DE PREDICCIÓN DE FRACASO EMPRESARIAL



Fuente: Elaboración propia (datos obtenidos en Lens.org, n.d.).

TABLA 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 <i>et al.</i> (1984)
Análisis cualitativo comparativo (QCA)	Ragin (1987)
Inteligencia Artificial (redes neuronales)	Bell <i>et al.</i> (1990)
Análisis envolvente de datos (DEA)	Paradi <i>et al.</i> (2004)

Fuente: Elaboración propia.

el bienestar del consumidor desde un punto de vista tanto reactivo (Raki *et al.*, 2021) como proactivo (Yeh, 2021); otros como Miao *et al.*, (2022) analizan el impacto en el turismo desde el prisma postraumático sufrido por las personas como consecuencia del Covid-19, o en el cambio

de elección del destino turístico (Zhang *et al.*, 2023). Otros, como Poretti & Heo (2022) se centran en el impacto de la pandemia sobre el valor de la empresa turística. Sin embargo, hasta la fecha, no encontramos ningún trabajo que analice la quiebra del sector a raíz del Covid-19.

Respecto a los determinantes de la quiebra empresarial, la literatura ha identificado un amplio conjunto de variables, siendo las más populares los ratios económico-financieros (Álvarez-Ferrer & Campa-Planas, 2020; Bustos-Contell *et al.*, 2021; Noguera Venero, 2023). Ahora bien, el análisis de la quiebra de una empresa también debe considerar la interrelación entre factores y no solo el efecto de uno en particular (Mora García *et al.*, 2008). En este sentido, la teoría de la complejidad, permite una comprensión más profunda de las relaciones entre las condiciones de los antecedentes causales (ratios financieros) y el resultado (quiebra de la empresa turística), que son más complejas que simplemente la causa-efecto individual. La metodología de análisis cualitativo comparativo de conjuntos difusos (*fuzzy set qualitative comparative analysis*, fsQCA) se fundamenta en los principios de la teoría de la complejidad (Woodside, 2012) entre ellos, los siguientes:

- El principio de **equifinalidad**, que propugna que diferentes caminos o condiciones antecedentes pueden alcanzar el mismo resultado (Fiss, 2007).
- El principio de **asimetría**, según el cual una condición antecedente puede contribuir tanto a valores altos como bajos de un resultado (Woodside, 2013).
- El principio de **complejidad**, que postula que una misma condición antecedente puede producir el mismo resultado dependiendo de la presencia o ausencia de otras condiciones antecedentes (Woodside, 2014).

En lugar de analizar individualmente la relación entre ratios financieros y el fracaso empresarial, este estudio constituye un nuevo enfoque, examinando las complejas condiciones antecedentes de tales variables relacionadas con el fracaso. En otras palabras, este estudio identifica combinaciones de antecedentes simples (es decir, condiciones antecedentes complejas de variables financieras) que conducen a la quiebra o no de la empresa turística española.

3. DATOS Y METODOLOGÍA

3.1. Selección de la muestra

Para el proceso de selección de la muestra de empresas se ha utilizado la base de datos financiera “Sistema de Análisis de Balances Ibéricos”, que incluye datos de más de 2,9 millones de empresas españolas y 900.000 portuguesas (SABI, 2023).

Con el fin de analizar un grupo de empresas homogéneo se ha optado por restringir el estudio a empresas españolas categorizadas como pymes según el Reglamento (UE) nº 651/2014 de la Comisión, de 17 de junio de 2014 (Comisión Europea, 2014) y pertenecientes a un único sector (turístico), 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 pymes incluidas en los códigos 55 (Servicios de alojamiento), 56 (Servicios de comidas y bebidas) y 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 anteriormente), 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 (datos actualizados en SABI con fecha mayo de 2023). La muestra final así obtenida consta de un total de 24 pymes fracasadas.

Dado que la aplicación de la metodología fsQCA trata de obtener las combinaciones que conducen a un resultado (fracaso) frente al contrario (empresa sana), 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.

Por tanto, la muestra final se compone de un total de 48 empresas, la mitad fracasadas y la otra mitad activas. En la Tabla 2 se resumen los criterios de búsqueda de empresas introducidos en la base de datos SABI.

TABLA 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).

3.2. Descripción de variables

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

a. Variable resultado

En el modelo se ha considerado como variable “dependiente” (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: condiciones o antecedentes

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, los ratios económico-financieros 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 & Campa-Planas, 2020; Bustos-Contell *et al.*, 2021; Noguera Venero, 2023).



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).

Sin embargo, cada una de las cinco dimensiones propuestas puede ser medida a partir de ratios muy diversos, habiendo considerado inicialmente las descritas en la Tabla 3. Para llevar

**TABLA 3. RATIOS QUE EXPLICAN LAS VARIABLES
CONSIDERADAS EN EL ESTUDIO**

Rentabilidad	Ratios
Rentab. 1	Resultado explotación / Activo total
Rentab. 2	Resultado neto / Patrimonio neto
Rentab. 3	Cash flow de los recursos generados / Resultado neto
Rentab. 4	Cash flow de los recursos generados / Patrimonio neto
Rentab. 5	Cash flow de los recursos generados / Activo total
Endeudamiento	Ratios
Endeud. 1	Pasivo total / Patrimonio neto
Endeud. 2	Gastos financieros / Pasivo total
Endeud. 3	Gastos financieros / Ventas
Endeud. 4	Pasivo no corriente / Patrimonio neto
Endeud. 5	Pasivo corriente / Patrimonio neto
Actividad	Ratios
Activ. 1	Valor añadido / Ventas
Activ. 2	Resultado neto / Valor añadido
Rotación	Ratios
Rot. 1	Ventas / Activo total
Rot. 2	Ventas / Reservas
Rot. 3	Ventas / Activo circulante
Rot. 4	Ventas / Tesorería
Rot. 5	Ventas / Patrimonio neto
Liquidez	Ratios
Liq. 1	Activo circulante / Activo total
Liq. 2	Activo circulante / Pasivo circulante
Liq. 3	(Activo circulante – Existencias) / Pasivo circulante
Liq. 4	Tesorería / Activo total
Liq. 5	Activo fijo / Fondos propios
Solvencia a largo plazo	Ratio
Solv.	Activo total / Pasivo total
Tamaño	Ratio
Tamaño	Log (Activo total)

Fuente: Elaboración propia.



a cabo el proceso de selección del 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. Para evaluar este último aspecto se ha utilizado la matriz de correlación de Pearson, con el objetivo de verificar que no existiesen correlaciones fuertes entre las mismas.

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, en la que se explicita la relación que tiene cada variable independiente con el resultado de acuerdo con la literatura económica (Masa Lorenzo *et al.*, 2016), así como el intervalo que comprende los valores de cada una.

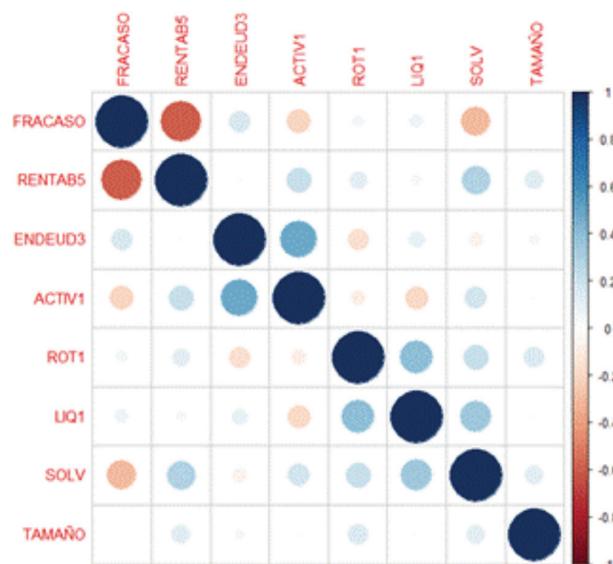
En la Figura 2 se representa, mediante un correlograma elaborado en RStudio, las correlaciones entre las condiciones antecedentes seleccionadas, pudiéndose observar que los

TABLA 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, ∞)
ACTIV. 1	Negativa (-)	($-\infty, \infty$)
ROT. 1	Negativa (-)	[0, ∞)
LIQ. 1	Negativa (-)	[0, 1]
SOLV.	Negativa (-)	[0, ∞)
TAMAÑO	Positiva (+) o Negativa (-)	[0, ∞)

Fuente: Elaboración propia.

FIGURA 2. CORRELOGRAMA DE CONDICIONES ANTECEDENTES INCLUIDAS EN EL ANÁLISIS



Fuente: Elaboración propia.

valores de estas correlaciones son muy bajos, por lo que la selección de las mismas puede considerarse adecuada.

De acuerdo con lo anterior, el modelo propuesto para este estudio queda establecido en los siguientes términos:

$$\text{FRACASO} = f(\text{RENTAB5}, \text{ENDEUD3}, \text{ACTIV1}, \text{ROT1}, \text{LIQ1}, \text{SOLV}, \text{TAMAÑO})$$

Todos los ratios han sido calculados 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 dicha plataforma.

3.3. Metodología

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.

Esta metodología 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.

De esta forma, esta metodología trata 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. Las diferencias más destacadas entre ambos enfoques pueden consultarse en Pappas y Woodside (2021, p. 14).

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 & 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, siendo la metodología fuzzy-set QCA (fsQCA) la versión más utilizada entre las variantes QCA, ya que realiza un análisis de casos más refinado, proporcionando una visión más profunda y rica de los datos disponibles (Schneider & Wagemann, 2012). Esta metodología integra la teoría de conjuntos borrosos y la lógica difusa planteados por Zadeh (1965) con los principios de la lógica booleana (Boole, 1854) en los que se basa QCA. Su uso ha experimentado un notable desarrollo en los últimos años, extendiendo su aplicación a diferentes áreas. En el ámbito de las ciencias sociales (Greckhamer *et al.*, 2018; Pappas & Woodside, 2021) 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, 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/categóricas, 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 la misma.

El primer paso en el análisis fsQCA requiere la calibración de datos, que establece los tres puntos de corte que definen el nivel de pertenencia (grado de verdad) al conjunto difuso de cada caso (completamente dentro, intermedio, completamente fuera). El siguiente paso es crear la “tabla de verdad”, que vincula las condiciones causales (variables “independientes”) con el resultado (variable “dependiente”). La tabla de verdad calcula todas las configuraciones (o combinaciones) posibles que pueden ocurrir, proporcionando 2^k filas, donde k representa el número de predictores de resultados y cada fila representa cada combinación posible. Para cada una de las 2^k filas se calcula el número de casos que soportan dicha configuración (frecuencia), así como la consistencia de cada una, que es el grado en que esa configuración es un subconjunto del resultado. Ambos valores deben considerarse para establecer umbrales mínimos en el análisis, que permitan eliminar aquellas combinaciones que no están presentes en los datos y, por tanto, no se consideran combinaciones causales empíricamente relevantes. La consistencia implica evaluar el grado en que la evidencia empírica es consistente con la relación teórica establecida. La medida de consistencia (consistency), basada en membresía difusa o puntajes de membresía, se calcula de acuerdo con la siguiente ecuación:

$$Consistency(X_i \leq Y_i) = \frac{\sum(\min(X_i, Y_i))}{\sum X_i} \quad (1)$$

donde X_i es la puntuación de membresía en una combinación de condiciones siendo Y_i la puntuación de membresía en el resultado. Una vez establecidos los umbrales mínimos de frecuencia y consistencia, se eliminan del análisis los casos que no los cumplen.

El procedimiento continúa con la obtención de las soluciones o caminos que conducen al resultado, para lo que hemos utilizado el software específico fsQCA 4.0 desarrollado por Ragin y Davey (2022), si bien es posible implementarlo en Stata o en R. Dicho análisis estándar genera tres soluciones: compleja, parsimoniosa e intermedia. La solución compleja incluye todas las combinaciones posibles de condiciones cuando se aplican operaciones lógicas tradicionales. La solución parsimoniosa se basa en supuestos simplificadores y sólo incluye las condiciones más importantes (“condiciones centrales”). La solución intermedia utiliza sólo un subconjunto de estos supuestos simplificadores y, por tanto, es la solución que mejor explica el resultado.

Además, fsQCA proporciona tanto la consistencia de la solución (como se muestra en la Ecuación 1) como la cobertura general de la solución (coverage), es decir, describe en qué medida la configuración puede explicar el resultado de interés y se calcula:

$$Coverage(X_i \leq Y_i) = \frac{\sum(\min(X_i, Y_i))}{\sum Y_i} \quad (2)$$



4. RESULTADOS

4.1. Análisis de casos contrarios

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. De ahí que varios autores propongan, como paso previo al enfoque fsQCA, un análisis de casos contrarios (Pappas & Woodside, 2021; Woodside, 2014) 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).

Este análisis implica, por tanto, 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). En nuestro caso, se pretende identificar la existencia de 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 (variables “independientes”).

Para realizar el análisis de casos contrarios se ha utilizado el programa SPSS, en base al planteamiento propuesto por Pappas y Woodside (2021), siendo los resultados obtenidos los mostrados en la Tabla 5 para cada una de las seis variables en relación a la variable resultado.

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 (se supone que, a mayor endeudamiento, mayor probabilidad de fracaso tiene una empresa), 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. Observamos que existe un 29,17% de casos contrarios, la mitad presentan un endeudamiento bajo o muy bajo (percentiles 1 y 2) para empresas fracasadas (columna 1) y la otra mitad con endeudamiento alto o muy alto (percentiles 4 y 5) para no fracasadas (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.

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

4.2. Tratamiento de datos: calibración

Si bien se pueden emplear todo tipo de datos en el estudio, tanto para las condiciones antecedentes como para la variable resultado, es preciso determinar el grado de pertenencia de cada caso a cada clase, para lo cual los valores de las variables se transforman en conjuntos borrosos, a través del proceso mencionado denominado “calibración”.

Para proceder a la calibración, se puede seguir el método directo o el indirecto, siendo el primero el más utilizado por su rigurosidad y facilidad para realizar comparaciones. De acuerdo con 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. Si bien dependiendo de la distribución de la muestra se pueden establecer diferentes umbrales (Pappas *et al.*, 2017), genéricamente se suelen emplear los percentiles



TABLA 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	
ROT1	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	
LIQ							
ACTIV1	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	5 10,4%	5 10,4%	5 10,4%	5 10,4%	5 10,4%	5 10,4%
	4	4 8,3%	6 12,5%	4 8,3%	6 12,5%	8 16,7%	2 4,2%
	5	5 10,4%	4 8,3%	5 10,4%	4 8,3%	7 14,6%	2 4,2%
		Phi2=0,376; p<0,001		Phi2=0,065; p<0,539		Phi2=0,318; p<0,004	
SOLV							

Fuente: Elaboración propia.

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.

En nuestro caso, como todas las variables se obtuvieron en la misma escala, se eligió una calibración directa utilizando como umbrales los percentiles 95 (miembro pleno), 50 (punto de cruce) y 5 (no miembro pleno) siendo además los más representativos en base a la literatura al respecto (Woodside, 2013).

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, siguiendo a Fiss (2011), se ha agregado una constante de 0,001 a todas las condiciones por debajo de la puntuación total de 1 tras la calibración, con el objetivo de superar esta limitación. Los datos calibrados se presentan en la Tabla 6.



TABLA 6. PROCESO DE CALIBRACIÓN DE LAS VARIABLES

Variables			
<i>Variable independiente:</i> FRACASO	1		0
	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

Fuente: Elaboración propia.

4.3. 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 considerada pudiera ser una condición necesaria para obtener el 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, por lo que es recomendable comprobar dicha condición.

En nuestro caso, el resultado de este análisis (Tabla 7) permite corroborar que todas las condiciones tienen un valor de consistencia inferior a 0,9, 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 & Wagemann, 2010). 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.

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

4.4. Análisis de suficiencia

Con las variables calibradas se construyó la mencionada tabla de verdad o *truth table*, 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. En dicha tabla, todas las posibles combinaciones van acompañadas de los indicadores frecuencia y consistencia, que permiten reducirla, 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.



TABLA 7. 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

Fuente: Elaboración propia.

El umbral de frecuencia está relacionado directamente con el tamaño de la muestra, de forma que, en nuestro caso, al tratarse de una muestra inferior a 50 casos, se ha fijado en 1 (Fiss, 2011; Ragin, 2008), eliminando todas las combinaciones con una frecuencia inferior a la seleccionada.

Por su parte, la consistencia o coherencia bruta (“*raw consistency*”) 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. Nuevamente es preciso establecer un umbral de consistencia, siendo el valor mínimo establecido 0,75 (Rihoux & 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). En nuestro caso, al tratarse de una muestra reducida, si bien es deseable un umbral mayor, se consideró un mínimo de 0,6.

Además, 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, 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.

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 (Liu *et al.*, 2017; Ragin, 2008; Ragin & Rihoux, 2004), siendo



en consecuencia la solución más explicativa, si bien pueden estudiarse el resto de soluciones para una mejor comprensión.

Así, las denominadas “condiciones centrales” son aquellas que aparecen en la solución parsimoniosa y en la intermedia, y las condiciones que únicamente aparecen en la solución intermedia, porque se eliminan de la parsimoniosa, se denominan “condiciones periféricas” (Fiss, 2011). En concreto, la Tabla 8 muestra el conjunto de combinaciones proporcionadas por esta solución (*intermediate solution*), que incluyen tanto las condiciones centrales como las condiciones periféricas, 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 tachado (⊗). 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 (que indican una relación más débil).

Como se puede observar, se obtiene más de una solución, entendida como una combinación de configuraciones que permite lograr el resultado, pudiendo existir diferentes rutas o soluciones para conseguirlo, siguiendo el principio de equifinalidad (Woodside, 2014) y corroborando la idea inicial de que no existe una única combinación de variables que permita explicar el resultado (FRACASO).

Para cada solución o configuración se obtiene un valor de consistencia (mencionado anteriormente) 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).

Finalmente, para el conjunto de configuraciones propuestas se obtiene también la consistencia y la cobertura general. Esta última 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). Según Ragin (2008), para que una

TABLA 8. 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	0.088402	0.147368
Consistency	0.665761	0.701915
Overall solution:		
Coverage	0.351275	
Consistency	0.740741	

Fuente: Elaboración propia.

solución se considere informativa o válida, la consistencia deberá situarse por encima de 0,74 y la cobertura entre 0,25 y 0,65.

5. DISCUSIÓN

La aplicación del análisis cualitativo comparativo de conjuntos borrosos (fsQCA) para las empresas del sector turístico español nos ha permitido obtener varias combinaciones de condiciones que permiten explicar el fracaso empresarial en este sector. En concreto, la solución obtenida muestra que el nivel de cobertura general se sitúa en 0,35, lo que indica que el 35% de las pymes españolas del sector turismo 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, el 74% de las empresas fracasadas en el año 2022 se encuentran en alguna de las configuraciones causales o soluciones.

Centrando la atención en cada una de las soluciones por separado, cabe destacar en primer lugar el papel que juega la condición “tamaño”, que en trabajos anteriores se postula como un predictor confiable y que desempeña un papel fundamental en el caso de una empresa de turismo y hostelería concreta (Goh *et al.*, 2022), frente a otros cuyos resultados no muestran un consenso al respecto en el caso empresas del sector hotelero español en particular (Gémar *et al.*, 2016, 2019). Las soluciones obtenidas en nuestro caso, efectivamente muestran diferentes caminos en función del 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 muestra 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.

La importancia de los indicadores financieros en ambos casos, está en consonancia con la literatura al respecto en empresas del sector en general (Goh *et al.*, 2022), aunque difiere de otros trabajos que, en la industria hotelera española, encuentran que la estructura financiera no es significativa (Gémar *et al.*, 2016).

Sin embargo, 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. A este respecto, estudios en este sector muestran la liquidez como un indicador de carácter general para el riesgo de quiebra (Wieprow & Gawlik, 2021), sin diferenciar el efecto conjunto con el tamaño de la entidad. Sin embargo, en el caso de la industria hotelera española no se encuentra esta relación (Gémar *et al.*, 2016) que sí se recoge para el sector en otros países (Riono Putri & Ichsanuddin Nur, 2023; Süer, 2022) aunque considerando su relación con la rentabilidad.

Por otro lado, la aplicación de la metodología fsQCA en otros sectores recoge resultados similares con relación a la falta de rentabilidad como condición central en empresas del sector agroindustrial (Boratyńska & Grzegorzewska, 2018), no encontrando relación con el tamaño, pero sí con la falta de liquidez en la industria alimentaria (Boratyńska, 2016).

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.

6. 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 más amplios, extrapolables y generalizables en otros campos, gracias a la combinación de variables cualitativas y comparativas en un mismo estudio.

Este trabajo ha permitido conocer la mejor combinación de factores que explican el fracaso empresarial de las pymes españolas del sector turístico, entendiendo por fracaso la situación jurídica de una empresa de encontrarse en concurso de acreedores, mediante el análisis de combinaciones de seis variables económico-financieras seleccionadas por su relevancia en investigaciones previas, además de considerar el tamaño como 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 español.

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 explican el fracaso empresarial para la totalidad de los casos; por lo que no existe una relación de simetría.

Esta primera proposición, que confirma el principio de asimetría, ha sido corroborada a partir del análisis de casos contrarios, que nos ha permitido verificar que existen casos que no pueden ser explicados por los efectos principales y que, por tanto, presentan 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, con el análisis de condiciones necesarias hemos podido observar que ninguna variable es imprescindible para la obtención del resultado, sino que depende de cómo se combine con otras, en consonancia con lo postulado por el principio de complejidad, lo que nos permite proponer:

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, utilizadas conjuntamente, desemboquen en el fracaso de una empresa del sector turístico español, de acuerdo con el principio de equifinalidad. La obtención de varias soluciones permite asumir:

Proposición 3: No existe una única combinación de ratios financieros que lleven al fracaso de empresas turísticas españolas.



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 el ratio de liquidez y 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 los ratios analizados 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: Cinco de los ratios financieros (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.

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 pudieran ser generalizados. Nuestro trabajo contribuye a la literatura previa relacionada con el fracaso empresarial al abordar el problema desde una metodología configuracional. Además, el análisis en un sector clave para la economía española, puede servir de guía para el desarrollo de políticas encaminadas a diseñar ayudas a las empresas turísticas en la mejora de los indicadores financieros que se han puesto de manifiesto, con el fin de evitar el fracaso, especialmente en períodos de crisis. Los hallazgos del estudio también pueden ser de utilidad para el desarrollo de políticas a seguir por los gestores de las pymes turísticas en el seguimiento de aquellos indicadores sobre los que ha de prestar más atención, con el fin de garantizar la supervivencia de sus negocios. En concreto, los resultados sugieren la importancia de controlar el endeudamiento, la actividad y la solvencia con independencia del tamaño de la empresa, mientras que la rotación es clave en empresas pequeñas siendo la liquidez el indicador a controlar en las de gran tamaño.

No obstante lo anterior, este trabajo no está exento 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 universalmente aceptado de variables económico-financieras que relate 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 analizadas.

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 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 fracase). Asimismo, convendría ampliar el análisis



al momento previo al Covid-19, con el fin de comprobar si se producen diferencias en las condiciones financieras antecedentes que predicen el fracaso, lo que no ha sido posible en este trabajo debido a la no disponibilidad de datos.

FINANCIACIÓN

Esta investigación no ha recibido financiación externa.

CONTRIBUCIÓN DE LOS AUTORES

Conceptualización, C. M-C. y N. R-D.; Metodología, C. M-C., N. R-D. y M. T-H.; Obtención de datos, M. T-H.; Análisis de datos, C. M-C., N. R-D. y M. T-H.; Redacción – Preparación del borrador original, C. M-C., N. R-D. y M. T-H.; Redacción – Revisión y edición, C. M-C. y N. R-D.; Supervisión, C. M-C. y N. R-D.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Alaminos, D., del Castillo, A., & Fernández, M. Á. (2018). Correction: A Global Model for Bankruptcy Prediction. *PLOS ONE*, 13(11), e0208476. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0208476>
- Alcalde, R., de Armiño, C., & García, S. (2022). Analysis of the Economic Sustainability of the Supply Chain Sector by Applying the Altman Z-Score Predictor. *Sustainability*, 14(2). <https://doi.org/10.3390/su14020851>
- Altman, E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589–609. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x>
- Altman, E., Iwanicz-Drozdowska, M., Laitinen, E. K., & 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., Marco, G., & 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., & 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., & 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., & 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>
- 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., & Correia, M. (2008). Have Changes in Financial Reporting Attributes Impaired Informativeness? Evidence from the Ability of Financial Ratios to Predict Bankruptcy. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/SSRN.1340752>



- Beaver, W. H., McNichols, M. F., & 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>
- Behr, A., & Weinblat, J. (2017). Default Patterns in Seven EU Countries: A Random Forest Approach. *International Journal of the Economics of Business*, 24(2), 181–222. <https://doi.org/10.1080/13571516.2016.1252532>
- Bell, T., Ribar, G., & 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://egrove.olemiss.edu/dl_proceedings/82
- Bernate Valbuena, M. T., & 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.
- Boratyńska, K. (2016). FsQCA in corporate bankruptcy research. An innovative approach in food industry. *Journal of Business Research*, 69(11), 5529–5533. <https://doi.org/10.1016/J.JBUSRES.2016.04.166>
- Boratyńska, K., & Grzegorzewska, E. (2018). Bankruptcy prediction in the agribusiness sector: Lessons from quantitative and qualitative approaches. *Journal of Business Research*, 89, 175–181. <https://doi.org/10.1016/J.JBUSRES.2018.01.028>
- Bustos-Contell, E., Climent-Serrano, S., & 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., & 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>
- 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>
- Culturera, L., & Jonathan, B. (2017). Exploring Corporate Bankruptcy in Belgian Private Firms. *International Journal of Economics and Finance*, 9(3), 108. <https://doi.org/10.5539/ijef.v9n3p108>
- 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. C., Fernández-Portillo, A., Sánchez-Escobedo, M. C., & Hernández-Mogollón, R. (2014). Estructura intelectual del fracaso empresarial. *FAEDPYME International Review*, 5(3), 43–55. <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., & 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., & Hernández Mogollón, R. (2019). Conocimiento certificado del fracaso empresarial: un análisis bibliométrico del periodo 1965-2012. *Revista Espacios*, 40(16), 18. <https://www.revistaespacios.com/a19v40n16/a19v40n16p18.pdf>
- Fiss, P. C. (2007). A Set-Theoretic Approach to Organizational Configurations. *The Academy of Management Review*, 32(4), 1180–1198. <http://www.jstor.org/stable/20159362>
- 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., & Hopwood, W. S. (1983). The Effects of Outliers on the Cross-Sectional Distributional Properties of Financial Ratios. *The Accounting Review*, 1, 115–128.
- Frydman, H., Altman, E. I., & 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.
- Gémar, G., Moniche, L., & Morales, A. J. (2016). Survival analysis of the Spanish hotel industry. *Tourism Management*, 54, 428–438. <https://doi.org/10.1016/j.tourman.2015.12.012>
- Gémar, G., Soler, I. P., & Guzman-Parra, V. F. (2019). Predicting bankruptcy in resort hotels: a survival analysis. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 31(4), 1546–1566. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-10-2017-0640>
- Goh, E., Mat Roni, S., & Bannigidadmath, D. (2022). Thomas Cook(ed): using Altman's z-score analysis to examine predictors of financial bankruptcy in tourism and hospitality businesses. *Asia Pacific Journal of Marketing and Logistics*, 34(3), 475–487. <https://doi.org/10.1108/APJML-02-2021-0126>
- Gómez García, S. L., & Leyva Ferreiro, G. (2019). Utilidad de los modelos de predicción de fracaso y su aplicabilidad en las cooperativas. *Cofin Habana*, 13(1). <https://revistas.uh.cu/cofinhab/article/view/833>
- Gracia, J. L., Cabedo, J. L. G., & 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., & 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., & 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., & Socoliu, 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>
- Hacibedel, B., & Qu, R. (2022). *Understanding and Predicting Systemic Corporate Distress: A Machine-learning Approach* (WP/22/153).
- Haxhi, I., & 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., & 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/l0/&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., & 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/rcc.v29i2.39963>
- 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>
- Keasey, K., & 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., & 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
- Kuizinienė, D., Krilavičius, T., Damaševičius, R., & Maskeliūnas, R. (2022). Systematic Review of Financial Distress Identification using Artificial Intelligence Methods. *Applied Artificial Intelligence*, 36(1), 2138124. <https://doi.org/10.1080/08839514.2022.2138124>
- Laffarga Briones, J., Martín Marín, J. L., & 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%A1a.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>
- Laitinen, E. K., Camacho-Miñano, M.-M., & Muñoz-Izquierdo, N. (2023). A review of the limitations of financial failure prediction research. *Revista de Contabilidad - Spanish Accounting Review*, 26(2), 255–273. <https://doi.org/10.6018/RCSAR.453041>
- Lens.org. (n.d.). *The Lens - Free & Open Patent and Scholarly Search*. [Https://Lens.Org/](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., & 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>
- Marais, M. L., Patell, J. M., & 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>
- Masa Lorenzo, C. I., Iturrioz del Campo, L. J., & Martín López, S. (2016). Aspectos determinantes del fracaso empresarial: efecto de la proyección social de las sociedades cooperativas frente a otras formas jurídicas. *Revista de Economía Pública, Social y Cooperativa*, 88, 93–125. <https://doi.org/10.7203/ciriec-e.88.8826>
- McDonald, B., & 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)*. <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>
- Miao, L., Im, J., So, K. K. F., & Cao, Y. (2022). Post-pandemic and post-traumatic tourism behavior. *Annals of Tourism Research*, 95, 103410. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2022.103410>
- Ministerio de Industria, C. y T. (2023). *Cifras PYME*. <https://ipyme.org/Publicaciones/Cifras%20PYME/CifrasPYME-mayo2023.pdf>
- Momparler, A., Carmona, P., & 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>
- Mora Garcia, A. M., Castillo Valdivieso, P. A., Merelo Guervós, J. J., Alfaro Cid, E., Esparcia-Alcázar, A. I., & Sharman, K. (2008). Discovering Causes of Financial Distress by Combining Evolutionary Algorithms and Artificial Neural Networks. *Proceedings of the 10th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation*, 1243–1250. <https://doi.org/10.1145/1389095.1389337>



- 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>
- Pappas, I. O., Giannakos, M. N., Jaccheri, L., & 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., & 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., & 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., & 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., & Barbas Albuquerque, E. (2010). Los modelos de predicción del fracaso empresarial. Propuesta de un ranking. *XIV Encuentro AECA. Innovación y Responsabilidad: Desafíos y Soluciones*.
- 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>
- Poretti, C., & Heo, C. Y. (2022). COVID-19 and firm value drivers in the tourism industry. *Annals of Tourism Research*, 95, 103433. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2022.103433>
- Postigo-Jiménez, M. V., Díaz Casero, J. C., & Hernández Mogollón, R. (2008). Revisión de la literatura en fracaso empresarial: aproximación bibliométrica. *Estableciendo Puentes En Una Economía Global*, 1, 102.
- Pozuelo Campillo, J., Romero Martínez, M., & Carmona Ibáñez, P. (2023). Utility of fuzzy set Qualitative Comparative Analysis (fsQCA) methodology to identify causal relations conducting to cooperative failure. *Revista de Economía Pública, Social y Cooperativa*, 0(107), 197–225. <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. (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., & 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., & 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>
- Raki, A., Nayer, D., Nazifi, A., Alexander, M., & Seyfi, S. (2021). Tourism recovery strategies during major crises: The role of proactivity. *Annals of Tourism Research*, 90, 103144. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2021.103144>
- Rihoux, B., & Ragin, C. C. (2009). *Configurational comparative methods: Qualitative Comparative Analysis (QCA and related techniques)*. Sage Publications.
- Riono Putri, D., & Ichsanuddin Nur, D. (2023). Financial Distress Analysis with Firm Size as a Moderating Variable in the Restaurant, Hotel, and Tourism Sub-Sector Companies



- on the Stock Exchange of Indonesia. *Journal of Economics, Finance and Management Studies*, 06(08). <https://doi.org/10.47191/jefms/v6-i8-45>
- Rosati, G., & 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>
- SABI. (2023). *Sistema de Análisis de Balances Ibéricos*. <https://www.informa.es/riesgo-empresarial/sabi>
- Scherger, V., Terceño, A., & Vigier, H. (2018). *Revisión crítica de los modelos de predicción de fracaso empresarial*. 21, 153–180.
- Schneider, C. Q., & 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., & Wagemann, C. (2012). *Set-theoretic methods for the social sciences: A guide to qualitative comparative analysis*. Cambridge University Press.
- Succurro, M. (2017). Financial Bankruptcy across European Countries. *International Journal of Economics and Finance*, 9(7), 132. <https://doi.org/10.5539/ijef.v9n7p132>
- Succurro, M., & Mannarino, L. (2014). The Impact of Financial Structure on Firms' Probability of Bankruptcy: A Comparison across Western Europe Convergence Regions. *Eers. Estudios Económicos Regionales y Sectoriales*, 14(1), 81–94.
- Süer, S. (2022). Liquidity and Profitability in Turkish Tourism Corporations. *Journal of Humanities and Tourism Research*, 12(2), 317–331. <https://dergipark.org.tr/en/pub/johut/issue/71540/1148997>
- 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>
- Tian, S., & Yu, Y. (2017). Financial ratios and bankruptcy predictions: An international evidence. *International Review of Economics & Finance*, 51, 510–526. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2017.07.025>
- Troutt, M. D., Rai, A., & 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)
- Vega Falcón, V., Sánchez, F., & Fernández, A. (2020). Impacto de la COVID-19 en el turismo mundial. *Revista Universidad y Sociedad*, 12(S1), 207–216.
- Veganzones, D., Séverin, E., & Chlibi, S. (2023). Influence of earnings management on forecasting corporate failure. *International Journal of Forecasting*, 39(1), 123–143. <https://doi.org/10.1016/J.IJFORECAST.2021.09.006>
- Wieprow, J., & Gawlik, A. (2021). The Use of Discriminant Analysis to Assess the Risk of Bankruptcy of Enterprises in Crisis Conditions Using the Example of the Tourism Sector in Poland. *Risks*, 9(4), 78. <https://doi.org/10.3390/risks9040078>
- Woodside, A. G. (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(4), 277–289. <https://doi.org/10.1080/21639159.2012.717369>
- Woodside, A. G. (2013). Moving beyond multiple regression analysis to algorithms: Calling for a paradigm shift from symmetric to asymmetric thinking in data analysis and crafting theory. *Journal of Business Research*, 66, 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>
- Yeh, S.-S. (2021). Tourism recovery strategy against COVID-19 pandemic. *Tourism Recreation Research*, 46(2), 188–194. <https://doi.org/10.1080/02508281.2020.1805933>
- 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)
- Zelenkov, Y., & Volodarskiy, N. (2021). Bankruptcy prediction on the base of the unbalanced data using multi-objective selection of classifiers. *Expert Systems with Applications*, 185, 115559. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115559>
- Zhang, H., Qiu, R. T. R., Wen, L., Song, H., & Liu, C. (2023). Has COVID-19 changed tourist destination choice? *Annals of Tourism Research*, 103, 103680. <https://doi.org/10.1016/j.annals.2023.103680>
- Zmijewski, M. E. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59. <https://doi.org/10.2307/2490859>

