

**FACTORES DETERMINANTES DEL FRACASO EN  
LAS SOCIEDADES COOPERATIVAS: ANÁLISIS  
COMPARATIVO-CUALITATIVO BASADO EN  
CONJUNTOS DIFUSOS (*fsQCA*)**

**Mariano Romero Martínez**

**Pedro Carmona Ibáñez**

**José Pozuelo Campillo**

**Departament de Comptabilitat**

**Universitat de València**

**Área temática: Cooperativas y otras entidades de  
la Economía Social**

**CORRESPONDENCIA:**

Mariano Romero Martínez

Departament de Comptabilitat – Universitat de València

Facultat d'Economia

Avda. dels Tarongers, s/n

46022 Valencia

(\*): Trabajo realizado gracias a la financiación conseguida de los proyectos del Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades: I+D: PGC2018-093645-B-I00

**TÍTULO: FACTORES DETERMINANTES DEL FRACASO EN LAS SOCIEDADES COOPERATIVAS:  
ANÁLISIS COMPARATIVO-CUALITATIVO BASADO EN CONJUNTOS DIFUSOS (*fsQCA*)**

**RESUMEN**

Este estudio se centra en la búsqueda de las causas que generan procesos de fracaso empresarial, un interés que se ha visto reactivado por las consecuencias negativas de la reciente crisis económica en el tejido industrial. Para ello se realiza un análisis comparativo cualitativo basado en conjuntos difusos o *fsQCA* (*fuzzy set Qualitative Comparative Analysis*) que ha permitido identificar la combinación de ratios financieras que informan de situaciones de dificultad financiera. El estudio se ha aplicado al sector cooperativo, representado en una muestra de 74 empresas de esta naturaleza jurídica pertenecientes a varios sectores productivos. Los resultados obtenidos, ratificados con diferentes pruebas de robustez, muestran la presencia de condiciones suficientes en forma de combinaciones de variables indicativas de alto endeudamiento, baja liquidez, baja solvencia y un tamaño empresarial reducido como representativas de un el escenario suficiente para que una entidad pudiera tener problemas de continuidad. La identificación de combinaciones de variables que pueden informar del fracaso de la firma y su sencilla interpretabilidad confiere a la técnica *fsQCA* una gran utilidad para la gestión empresarial.

## INTRODUCCIÓN

El estudio de las causas que favorecen el desarrollo de los procesos de insolvencia y su concreción en modelos eficaces, precisos, estables y capaces de anticipar situaciones de insolvencias es una cuestión de enorme interés para todos los agentes económicos, especialmente para los gestores empresariales.

A pesar de que cada sector económico presenta unas características especiales, se ha advertido que una vez sobreviene la crisis, originada por diversas causas, sus consecuencias y resultados en la generalidad de las empresas suelen ser comunes. Por ello, este estudio buscará los factores que pueden conducir a situaciones de dificultad financiera de una manera generalizada desvinculándolos, en la medida de lo posible, de las singularidades de una determinada coyuntura o sector económico concreto.

Tradicionalmente el interés de los investigadores se ha centrado en desarrollo de nuevos modelos buscando mejoras en eficacia, precisión y estabilidad respecto a los ya existentes identificando en la mayoría de los casos los factores más relevantes para predecir las situaciones de inestabilidad financiera. En un breve recorrido doctrinal se puede apreciar como la reciente aplicación de técnicas que incluyen clasificadores no lineales, como redes neuronales y las técnicas de aprendizaje estadístico como AdaBoost y bosques aleatorios han superado en eficacia predictiva a las técnicas tradicionales como los análisis discriminante, logit o probit.

En este trabajo se pretende encontrar la combinación de factores que identifican y pueden conducir a una empresa a una situación de dificultad financiera. Para ello se realiza un análisis comparativo cualitativo basado en conjuntos difusos o *fsQCA* (fuzzy set qualitative comparative analysis) sobre una muestra de datos financieros de empresas cooperativas españolas fracasadas en el año 2015.

Tras una revisión de los contenidos de los estudios orientados a la elaboración de modelos que tratan de anticipar escenarios de fracaso empresarial se puede constatar que son muy escasos los que se sirven de *fsQCA* e inexistentes los que aplican la técnica al sector cooperativo. Con ello contribuimos a superar esta ausencia en la literatura empresarial.

Las cooperativas, con una relevante tradición e implantación en diversos sectores económicos de nuestro país, son sociedades de carácter social que pretenden facilitar a sus socios bienes o servicios a menor precio o retribuirles mejor sus prestaciones. Para ello cuentan con una regulación peculiar diferente de otros tipos de sociedades (Carreras, 2011). Este hecho nos obligará a matizar algunas ratios utilizadas habitualmente en el análisis financiero y estadístico, principalmente en las de endeudamiento y rentabilidad (Pozuelo et al., 2012). Estas matizaciones nos ocuparán unas líneas cuando propongamos las variables explicativas de los posibles modelos.

El estudio realizado comienza con una revisión de la literatura destacando las aportaciones más relevantes relacionadas con el objeto específico del trabajo. Posteriormente, se describe la muestra de estudio y las ratios y variables utilizados. A continuación, se detalla el método estadístico empleado y, por último, se presentan los resultados de la investigación junto a las principales conclusiones y líneas futuras de trabajo.

## **ANTECEDENTES**

Desde el comienzo de los estudios sobre el fracaso empresarial en las primeras décadas del siglo pasado, los esfuerzos de los investigadores se han dirigido a encontrar modelos que incluyan aquellos indicadores con mayor capacidad de detección de situaciones de dificultad financiera o bien simplemente a separar las empresas sanas de las fracasadas. Una vez se han superado los modelos tradicionales, basados en la información de ciertas magnitudes (Fitzpatrick, 1932), la investigación en esta línea ha optado por los modelos econométricos cimentados en los análisis discriminante univariante y multivariante (Beaver, 1966; Altman, 1968) y aquellos que incorporan los análisis de probabilidad condicional *Logit* y *Probit* (Olshon, 1980; Zmijewski, 1984; Keasey y Watson, 1987).

En los últimos tiempos esta línea de investigación se ha visto enriquecida con la incorporación de técnicas basadas en la inteligencia artificial, en particular en el *Machine Learning*. Entre

éstas se incluyen las que se apoyan en redes neuronales. Estas tienen como base un sistema de neuronas dispuestas en distintos niveles que realizan ciertos cálculos o tareas en función de la arquitectura de las conexiones que utilice. Diversos estudios se han servido de esta metodología (Bell *et al.*, 1990; Tam, 1991; Tam y Kiang, 1992; Odomwilson y Sharda 1992; Fletcher y Gross, 1993; Wilson y Sharda, 1994; Boritz y Kennedy, 1995; Zhang *et al.*, 1999; Ravi, K. y Ravi, V., 2007; López y Pastor, 2015; Popescu et al. 2017; Jayanthi *et al.* 2017), entre otros, demostrado sus ventajas en la predicción del fracaso respecto a otras técnicas estadísticas más tradicionales.

La adopción de la metodología *Deep Learning*, dentro del *Machine Learning*, supuso un evidente avance sobre los modelos de redes neuronales. Al ampliar las capas a las que se ven sometidos los datos muestrales sobre los que se aplica el modelo, se pudieron realizar operaciones más complejas y obtener resultados mucho más fiables cuando se disponía de una gran cantidad de datos. Destaca el trabajo de Chaudhuri y Ghosh (2017) que consigue modelos de una alta capacidad predictiva, superior a la obtenida en modelos anteriores basados en otras metodologías.

Recientemente se ha incorporado la metodología *Boosting*, caracterizada por el uso de combinaciones de árboles de decisión individuales como clasificadores, que permite obtener modelos finales con una alta capacidad predictiva. Este algoritmo ayuda a identificar las variables más relevantes y, además, hace posible la detección de empresas con dificultades financieras de un modo más fiable. Esta metodología ha sido utilizada en diversos estudios sobre fracaso empresarial, tanto de ámbito internacional (Kim y Kang, 2010; Kim y Upneja, 2014); Wang *et al.* (2014); Kim et al., 2015; Zieba *et al.* (2016) como de ámbito nacional (Díaz

*et al.*, 2004; Alfaro, *et al.*, 2008; Momparler *et al.*, 2016; Pozuelo *et al.*, 2018; Climent *et al.*, 2019; Carmona *et al.*, 2019) mostrando su utilidad y alta capacidad predictiva.

La metodología *Boosting* ha evolucionado y han aparecido recientemente nuevos algoritmos que han mejorado sus resultados, como el *Adaboosting* (Alfaro *et al.*, 2008; Cortés *et al.*, 2008), el *FS-Boosting* (Wang *et al.*, 2014), el *GBM* (Kim *et al.*, 2015; Zieba *et al.*, 2016; Momparler *et al.*, 2016, y Pozuelo *et al.*, 2018) y el *XGBoost* (Maciej *et al.*, 2016; Climent *et al.*, 2018 y Carmona *et al.*, 2018).

Otra tecnología novedosa que se ha venido utilizando en los últimos años es el algoritmo *fsQCA*, análisis comparativo cualitativo basado en conjuntos difusos. En otros ámbitos de conocimiento, el *fsQCA* muestra que es capaz de identificar la combinación de variables que mejor explica un determinado resultado. El estudio de Roig-Tierno *et al.* (2017) contiene una revisión de los antecedentes de los trabajos que utilizan esta metodología. Lassala *et al.* (2016a y 2016b) han aplicado este algoritmo en el ámbito económico, particularmente en el campo de la consultoría y asesoría financiera, constatándose en ambos trabajos que el *fsQCA* mejora la capacidad explicativa respecto a otras metodologías. Los trabajos de Momparler *et al.* (2020) y Bustos *et al.* (2020) se centran en la predicción del fracaso bancario. Ambos estudios concluyen de forma similar destacando que la metodología *fsQCA* revela adecuadamente las condiciones necesarias y suficientes que pueden conducir a la quiebra bancaria.

Nuestro estudio, como apuntábamos en las líneas anteriores, abordará el fracaso de las sociedades cooperativas, un campo que tradicionalmente no ha sido tratado suficientemente por la literatura científica, pese a la relevancia de estas entidades en nuestro tejido

económico. Tan solo Vargas (2010), Iturrioz (2010) e Iturrioz y Martín (2013) analizan el concurso de acreedores de cooperativas, pero sin obtener un modelo predictivo de su fracaso. Pozuelo *et al.* (2012b) llevan a cabo un estudio centrado en la estimación de modelos predictivos a partir de técnicas estadísticas. Marí *et al.* (2014), analizan cualitativamente los determinantes en la predicción del fracaso utilizando el método Delphi. Por su parte, Masa *et al.* (2016) mide la capacidad predictiva del fracaso empresarial con un modelo de ecuaciones estructurales basado en mínimos cuadrados parciales.

En todo caso, hemos constatado la ausencia de investigaciones que sigan la metodología *fsQCA* en el ámbito de la insolvencia de sociedades cooperativas. Este hecho, junto a la escasez de estudios del fracaso cooperativo, constituyen un motivo relevante para el uso del *fsQCA* en este trabajo, y poder comprobar su utilidad a la hora de identificar las combinaciones de variables con mayor poder predictivo del fracaso cooperativo.

## **CONCEPTO DE FRACASO EMPRESARIAL UTILIZADO EN EL ESTUDIO EMPÍRICO**

Se ha equiparado el fracaso a la calificación jurídica de situación concursal, según Ley Concursal 22/2003, de modo que una empresa cooperativa se considerará fracasada si ha presentado un expediente concursal y sana en el caso contrario.

## **SELECCIÓN Y FUENTES DE LA MUESTRA DE EMPRESAS**

En el proceso de selección y obtención de las diferentes muestras de empresas se ha recurrido a la base de datos financieros *SABI* (Sistema de Análisis de Balances Ibéricos).

Para seleccionar las empresas que formarán parte de la muestra de estimación el estudio se limitará a aquellas cooperativas de naturaleza no financiera fracasadas en el año 2015, de acuerdo con la definición adoptada. La selección efectuada, atendiendo a esta condición,

redujo la cifra a 74 empresas que habían presentado expedientes concursales en el ejercicio considerado.

En las 74 empresas resultantes se realizaron dos nuevos filtrados. Uno para que la muestra guardase un número proporcional al índice de fracaso del sector en que operaban y otro, por el que se descartaron aquellas empresas de reciente creación (hasta tres años) y las que no contenían datos contables completos de al menos tres ejercicios anteriores a la fecha del fracaso.

Tras estos procesos de selección y filtrado, el número de firmas se redujo a 56 empresas cooperativas fracasadas que son las que definitivamente se integrarán en la muestra de estimación.

Para completar la muestra de estimación y poder aplicar ciertas herramientas estadísticas de clasificación, se recurrió a la técnica del emparejamiento consistente en asociar cada una de las empresas quebradas con una no quebrada de las mismas características elegida aleatoriamente entre aquellas de un tamaño similar, medido en función del volumen de activo, y que operase en el mismo sector económico establecido por el C.N.A.E (rev). (Clasificación Nacional de Actividades Económicas) a nivel de cuatro dígitos y cuando no ha sido posible se ha descendido a tres dígitos. Con este proceso se incorporaron otras 56 empresas quedando la muestra de estimación finalmente compuesta por 112 cooperativas, la mitad sanas y la otra mitad fracasadas.

## **SELECCIÓN Y DEFINICIÓN DE LAS VARIABLES EXPLICATIVAS**

Uno de los aspectos más relevantes en la elaboración de modelos de predicción de fracaso empresarial es determinar las variables independientes que lo integrarán, en nuestro caso



mayoritariamente ratios económico-financieras. La primera dificultad para acometer esta etapa es la ausencia de una teoría general que guíe el proceso de selección, lo que constituye una fuerte limitación a la hora de modelizar el fracaso empresarial<sup>1</sup>. En este trabajo se procurará conciliar la experiencia aportada por otros autores con los objetivos propuestos. Por ello, para seleccionar las ratios con los que comenzaremos a trabajar nos basaremos en:

1. Ratios tradicionales en la literatura sobre análisis contable.
2. Frecuencia de aparición en estudios anteriores.
3. Facilidad para ser calculados y definidos en función de la información contable disponible.

Además, las ratios seleccionadas no incorporan información de mercados bursátiles ya que ninguna de las cooperativas consideradas en las diferentes muestras cotizaba en el mercado de valores.

Dado que nuestro objetivo es la formulación de modelos de predicción de fracaso empresarial incidiremos en aquellas variables que, en principio, informen sobre los aspectos de la solvencia y rentabilidad de la firma, sin olvidar la influencia del endeudamiento. A estas categorías añadiremos las de rotación, actividad y estructura de activo.

Atendiendo a la singularidad de las empresas con las que estamos trabajando realizaremos unas matizaciones en algunas de las ratios escogidas, concretamente en los de endeudamiento y rentabilidad por las razones que vamos a exponer a continuación.

---

<sup>1</sup> Un estudio interesante que aporta una guía para la incorporación de ratios basados en un modelo económico-financiero de solvencia empresarial lo encontramos en Dieguez *et al.* (2006). También puede consultarse Pozuelo *et al.* (2010) y Labatut *et al.* (2009).

Una característica que diferencia las sociedades cooperativas de las capitalistas es la libre adhesión y la consecuente variabilidad del capital social respetando el capital mínimo estatutario al alza, por la entrada de socios o a la baja por su salida.

Aunque tradicionalmente se ha establecido que el capital<sup>2</sup> de las cooperativas forma parte de los fondos propios y únicamente se configuraba como deuda ante la baja del socio cooperativo, la adaptación de la normativa contable al PGC 2007 y a las Normas Internacionales de Información Financiera (NIIFs) mediante la Orden EHA/3360/2010 establece que, en general, las aportaciones de los socios y otros partícipes a las cooperativas, en la medida que no otorguen a la sociedad el derecho incondicional a rehusar su reembolso, deberán calificarse como pasivo. De esta forma, podemos establecer que en una cooperativa hay dos tipos de socios, los socios-propietarios y los socios-acreedores. A tenor de esta razón y dado el periodo de tiempo que abarca nuestro estudio debemos tener en cuenta que en estos ejercicios el capital de las cooperativas puede haberse considerado como fondos propios en algunos casos y en otros, pensamos que los menos, haberse adaptado antes al cambio impulsado por las normas internacionales y haberse reclasificado en parte como fondos ajenos. Por ello, hemos considerado oportuno mantener la cifra de fondos propios que figura en la base de datos que nos ha servido para elaborar la muestra de estudio.

Referente a la rentabilidad y dada su relación directa con el resultado debemos realizar las siguientes matizaciones con vistas a su determinación en el tipo de empresas que nos ocupa:

Hay dos tipos de resultado en la empresa cooperativa:

- 1) El que se origina en las operaciones realizadas con los socios (excedente).

---

<sup>2</sup> La consideración particular de los recursos propios y ajenos en las empresas cooperativas puede ampliarse en Martin *et al* (2007) y Bretos *et al.* (2018)

2) El que deriva de las operaciones realizadas con terceros no socios y de operaciones extraordinarias.

Desde el ejercicio 2011 la obtención del resultado contable de las cooperativas sigue prácticamente las mismas pautas que el resto de empresas y no es diferente del excedente cooperativo. Este hecho es importante cuando se analizan y estudian las cooperativas por medio de bases de datos, como es nuestro caso, ya que en la mayoría se presentan los datos en formatos similares al resto de empresas, sin tener en cuenta que en las cooperativas era diferente y que el resultado contable de la cuenta de pérdidas y ganancias no es lo mismo que el excedente de la cooperativa que aparece en los fondos propios del balance.

Respecto a las ratios de rentabilidad no debemos olvidar que en las cooperativas la mejor rentabilidad de sus socios vendrá probablemente por la obtención de unos buenos precios de los productos y servicios cooperativizados. Dentro de la categoría de rentabilidad hemos considerado unas ratios de naturaleza mixta integrados por las magnitudes de beneficio en sus distintos niveles y de endeudamiento. También, en la categoría de rentabilidad se han integrado algunas ratios planteados con el Cash-Flow en su acepción tradicional de recursos generados, es decir, beneficio + amortizaciones + provisiones.

En nuestro estudio se ha partido de la información contenida en los estados financieros de las sociedades cooperativas transformándola en ratios, lo que permitirá establecer con rigor su situación económico-financiera y realizar comparaciones entre las distintas empresas y diferentes periodos económicos. Además de las ratios clásicas en este tipo de estudios, se ha incorporado la variable tamaño, como el montante del activo empresarial. El uso de la variable tamaño expresado en formas diferentes es muy frecuente en los estudios de fracaso

empresarial. En algunos trabajos, como Back (2005) y Turetsky y McEwen (2001) aparece expresado como logaritmo natural de la cifra de activo total. Otros autores, como Calvo y García (2006) se inclinan por considerar el criterio establecido por la Comisión Europea (1996) y, también hay autores, como Honjo (2000) que se han decantado por referenciar el tamaño al número de trabajadores de la firma.

Por razones de tipo operativo no se ha recurrido a información de distinto origen, como la de naturaleza cualitativa.

La lista de las ratios considerados inicialmente y separados por categorías se muestra en la tabla 1:

**Tabla 1.- Ratios utilizados en el estudio empírico**

<b>CLAVE</b>	<b>RENTABILIDAD</b>
REN. 1	RESULTADO DE EXPLOTACION/ACTIVO
REN. 2	RESULTADO DEL EJERCICIO/FONDOS PROPIOS
REN. 3	CASH FLOW RECURSOS GENERADOS/NETO
REN. 4	CASH FLOW RECURSOS GENERADOS/FONDOS PROPIOS
REN. 5	CASH FLOW RECURSOS GENERADOS/ACTIVO

(\*) El resultado de actividades ordinarias es considerado antes de impuestos

<b>CLAVE</b>	<b>ESTRUCTURA FINANCIERA</b>
END. 1	PASIVO/FONDOS PROPIOS
END. 2	GASTOS FINANCIEROS/PASIVO
END. 3	GASTOS FINANCIEROS /VENTAS
END. 4	PASIVO NO CORRIENTE/FONDOS PROPIOS
END. 5	PASIVO CORRIENTE/PFONDOS PROPIOS

<b>CLAVE</b>	<b>ACTIVIDAD</b>
ACT. 1	VALOR AÑADIDO/VENTAS
ACT. 2	RESULTADO DEL EJERCICIO/VALOR AÑADIDO

<b>CLAVE</b>	<b>ROTACION</b>
--------------	-----------------

ROT. 1	VENTAS/ACTIVO
--------	---------------

CLAVE	SOLVENCIA (Liquidez)
LIQ. 1	ACTIVO CORRIENTE/PASIVO CORRIENTE
LIQ. 2	ACTIVO CORRIENTE - EXISTENCIAS/PASIVO CORRIENTE
LIQ. 3	DISPONIBLE/PASIVO CORRIENTE

CLAVE	SOLVENCIA A LARGO PLAZO
SOLV LP. 1	ACTIVO /PASIVO

CLAVE	ESTRUCTURA ECONOMICA
EE. 1	ACTIVO CORRIENTE/ACTIVO

CLAVE	OTRAS VARIABLES
TA	TAMAÑO ACTIVO

FUENTE: Elaboración propia.

Todas las partidas integrantes de las ratios han sido derivadas del balance de situación y cuenta de pérdidas y ganancias de las empresas que componen las diferentes muestras.

## **METODOLOGÍA**

Este trabajo sigue la metodología de la teoría de conjuntos desarrollada por Ragin (1987, 2000, 2008), denominada análisis comparativo cualitativo basado en conjuntos difusos o *fsQCA* (*fuzzy set qualitative comparative analysis*, en inglés). Esta metodología establece relaciones causales a partir de la identificación de las condiciones o combinación de condiciones (variables independientes) que son suficientes para que se presente un determinado resultado (variable dependiente). Como recoge Vis (2012), este método intenta descubrir las

combinaciones más simples de condiciones que producen un determinado resultado. De este modo, *fsQCA* permite la exploración de recorridos complejos que configuran la presencia de un cierto resultado.

Fiss (2011) resalta que el enfoque basado en la teoría de conjuntos es diferente de los métodos convencionales, con una orientación hacia las variables, en el sentido de que no desagrega de un modo independiente las características de las observaciones y, en su lugar, agrupa las observaciones o los casos como combinaciones causales o configuraciones. Hsu, Woodside y Marshall (2013) mantienen que esta metodología es más apropiada cuando el resultado proviene de iteraciones complejas, porque *fsQCA* ayuda al investigador a encontrar patrones o configuraciones en las condiciones de los casos estudiados y a que las variables cobren un mayor sentido. Asimismo, el planteamiento de mecanismos alternativos es indicativo de que diferentes relaciones causales pueden estar relacionadas con un determinado resultado (o variable dependiente), lo cual es un mejor enfoque que el desarrollo de una teoría en términos del impacto que causan las variables independientes (Woodside, 2013). La finalidad de una regresión ordinaria de mínimos cuadrados es afirmar si, en una muestra de casos, una variable determinada tiene un efecto significativo, positivo o negativo, sobre una variable dependiente. Este efecto se considera neto del efecto que ejercen las otras variables que intervienen. Una regresión proporciona la magnitud y dirección del efecto de una determinada variable, pero de forma aislada sin considerar el resto de las variables del modelo. Sin embargo, *fsQCA* no considera el efecto independiente que ejercen una variable, por el contrario, tiene en cuenta el efecto combinado de las diferentes variables. Su finalidad es la de identificar las condiciones (variables) que son responsables de la presencia de un determinado resultado o respuesta, mediante la búsqueda de combinaciones o

configuraciones causales (Elliot, 2013). De este modo, esta metodología tiene importantes ventajas sobre las técnicas estadísticas tradicionales como el análisis basado en regresiones. *FsQCA* se emplea para analizar en detalle cómo una condición causal o conjunto de condiciones tienden a ser determinantes para la existencia de un determinado resultado, aportando explicaciones acerca de relaciones causales complejas (Ragin, 2000, 2008). Los casos u observaciones están formados por combinaciones de condiciones causales y un resultado o valor de respuesta.

La metodología *fsQCA* requiere que las variables objeto de estudio se transformen en valores que indiquen el grado de pertenencia a un conjunto, para así explorar qué combinaciones de estos conjuntos pueden ser determinantes para favorecer la presencia del conjunto que conforma el resultado. En palabras de Longest y Vaisey (2008), este enfoque ayuda a identificar qué combinación o combinaciones de condiciones (el equivalente a variables independientes en una regresión ordinaria) podrían producir la existencia de un resultado (el equivalente a la variable dependiente en una regresión ordinaria). Así se obtiene un número de diferentes combinaciones, denominadas configuraciones o recetas causales, que posibilitan la presencia de un resultado determinado, objeto de análisis. En particular, en este estudio se pretende identificar las combinaciones de ratios financieros que conforman el subconjunto de las empresas cooperativas en situación de concurso. En otras palabras, se intenta determinar las condiciones o configuraciones causales que pueden favorecer el concurso.

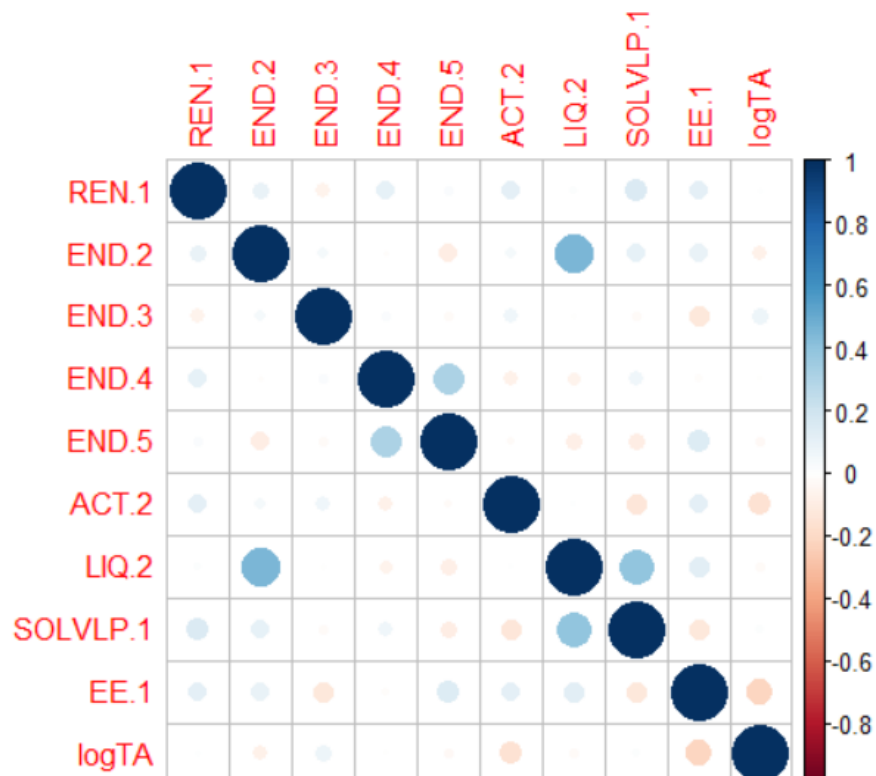
Como recogen Schneider y Wagemann (2010), la metodología *fsQCA* intenta extraer patrones que muestren la asociación entre las observaciones, con el fin de identificar la existencia de posibles relaciones causales. Es importante aclarar que las relaciones causales reconocidas, hay que interpretarlas bajo las leyes matemáticas del álgebra Booleana.

## RESULTADOS

Inicialmente se disponía de un total de 18 ratios y variables financieras tal y como ya se ha indicado anteriormente. Antes de seguir con el estudio se ha comprobado que no hubiera variables altamente correlacionadas mediante la matriz de correlaciones de Pearson. Se han eliminado las variables con un nivel de correlación superior a 0.5, de modo que se han mantenido las siguientes para realizar el estudio: REN.1, END.2, END.3, END.4, END.5, ACT.2, LIQ.2, SOLVLP.1, EE.1 y TA. Por consiguiente, las relaciones causales que se van a tratar de identificar para que se presente el resultado de un alto fracaso de las sociedades cooperativas se obtendrán a partir de 10 condiciones o antecedentes. El gráfico 1 ilustra en un correlograma las relaciones de correlación entre las condiciones que finalmente se han mantenido para realizar el estudio, apreciándose que los valores de estas correlaciones son muy bajos.

Gráfico 1. Correlograma de las variables financieras que se han considerado como condiciones





NOTAS: logTA es el logaritmo de TA (total activos). Resto de variables detalladas en Tabla 1.

La aplicación de la metodología *fsQCA* requiere, en primer lugar, la calibración de las variables para convertirlas en condiciones o antecedentes de la variable resultado. Este proceso de calibración se realiza para asignar las variables un grado de pertenencia a un conjunto. Es un proceso similar a la normalización o tipificación de los datos originales de una variable (Woodside, 2013). Consiste en expresar el grado de pertenencia a un conjunto y requiere el uso de tres valores de referencia: la pertenencia absoluta al conjunto (1,0), la no pertenencia absoluta al conjunto (0,0), y un valor de máxima ambigüedad donde la observación o el caso no se encuentra ni dentro ni fuera del conjunto (0,5). En nuestro estudio, para la calibración de las variables continuas y así transformarlas a conjuntos tipo *fuzzy* o difusos, se ha empleado un enfoque basado en percentiles. De este modo, los percentiles 20, 50 y 80 se han tomado

como los tres valores de referencia aludidos para transformar las variables continuas en conjuntos tipo *fuzzy*.

El ajuste de todos los modelos se ha realizado con la versión 3.6.1 del paquete estadístico R (R Core Team, 2019) y el análisis *fsQCA* se ha efectuado con la versión 3.2 del paquete QCA (Dusa, 2019).

### **Análisis de las condiciones que conducen al fracaso de las sociedades cooperativas**

Como recoge Fiss (2011), el análisis comparativo cualitativo tiene como finalidad la búsqueda de condiciones que sean suficientes para que se presente un determinado resultado. Para ello, hay que extraer de la información las combinaciones de atributos que sean suficientes para la obtención del resultado.

Una condición es suficiente cuando siempre determina la consecución de un resultado, esto es, las observaciones o casos que cumplen la suficiencia también se corresponden con el resultado. Es decir, una condición es suficiente cuando es un subconjunto del conjunto resultado. Para identificar esta relación de suficiencia hay que obtener una *tabla verdadera* (*truth table*, en inglés), lo cual supone identificar todas las combinaciones posibles entre las diferentes condiciones causales (una fila para cada una de las combinaciones) que pueden originar el resultado deseado. Esto es, la *tabla verdadera* está formada por todas las posibles combinaciones lógicas que pueden formarse a partir las condiciones (Fiss, 2011). De este modo, las observaciones o casos se asignan a la combinación lógica con un grado de pertenencia mayor a 0,5. A continuación, y haciendo uso del álgebra Booleana, se analizan los resultados que se suelen simplificar o reducir por medio de la lógica con el algoritmo Quine-McCluskey (Fiss, 2007). Para un número  $n$  de condiciones, la *tabla verdadera* tendría un total de  $2^n$  filas. Dado que el número de condiciones de nuestro estudio es de 10, el número total

de posibles combinaciones causales que podrían ser un antecedente del resultado deseado asciende a 1024.

Como señalan Hsu et al. (2013), para valorar la bondad de las relaciones causales identificadas con la metodología *fsQCA* se emplean habitualmente dos indicadores: consistencia y cobertura. En la relación de suficiencia, la consistencia representa la proporción de las observaciones o casos en los que una condición o configuración causal y el resultado deseado están al mismo tiempo presentes en relación con el número total de casos en los que ocurre esta misma condición o configuración causal (Dusa, 2019). O, en otras palabras, la consistencia cuantifica en qué medida las observaciones o casos con una configuración causal similar se corresponden con el resultado deseado. Por su parte, la cobertura en la suficiencia proporciona una medida de qué parte del resultado deseado lo explica una condición o configuración causal; esto es, indica la relevancia empírica de la solución causal. Es el grado en el que los casos u observaciones pertenecen a una configuración determinada y al resultado deseado en relación con la totalidad de los casos que dan lugar al resultado. Una condición es más importante cuanto mayor sea el valor de la cobertura que tiene. Cuando una configuración causal cubre el 100% del resultado deseado, se dice que además de ser suficiente es necesaria. En relación con la estadística tradicional, la consistencia se podría asimilar al coeficiente de correlación  $r$  de Pearson, y la cobertura guardaría similitudes con el coeficiente  $R^2$  de determinación (Hsu et al., 2013).

La Tabla 2 recoge los resultados del análisis de suficiencia de las condiciones que pueden producir como resultado el fracaso de una sociedad cooperativa, con unos valores razonables y aceptables de la consistencia (0,829) y de la cobertura (0,441). La solución muestra solamente la existencia de un modelo; es decir, de acuerdo con los datos disponibles sólo se ha identificado una configuración causal que resulta suficiente para la obtención del resultado

deseado, que es una probabilidad alta de que una sociedad cooperativa entre en una situación concursal. Así pues, una situación de alto endeudamiento (END2.), baja liquidez (liq.2), baja solvencia (solvlp.1) y un tamaño reducido (logta), representaría el escenario suficiente para que una sociedad cooperativa pudiera tener problemas de continuidad.

Tabla 2. *Análisis de suficiencia de las condiciones de fracaso de una sociedad cooperativa*

Solución: END.2*liq.2*solvlp.1*logta → FRACASO		
	Consistencia	Cobertura
END.2*liq.2*solvlp.1*logta	0,829	0,441
Suma mínima total	0,829	0,441

**Notas:**

Tamaño muestral = 112

Letras minúsculas indican la ausencia de la condición y letras mayúsculas la presencia.

logta: Logaritmo de la cifra del total activos. El resto de las variables se definen en la Tabla 1.

En cuanto a la notación seguida, queremos señalar que el uso de letras mayúsculas se ha empleado para indicar la presencia de una determinada condición y las minúsculas para recoger la negación o ausencia de la condición.

Con el fin de completar el análisis, también hemos aplicado la metodología *fsQCA* considerando como resultado esperado la situación opuesta a la contemplada, es decir, la no propensión al fracaso de una sociedad cooperativa. Para ello, en primer lugar, se han invertido los valores de la variable resultado esperado pues ésta define con la notación de 1 la condición de sociedad cooperativa fracasada y con 0 la de no fracasada. Mediante la operación de álgebra booleana  $1 - \text{conjunto de sociedades fracasadas}$  se ha obtenido la negación de las sociedades fracasadas o lo que es lo mismo las sociedades no fracasadas. En la tabla 3

mostramos el resultado del análisis *fsQCA* a partir de las condiciones consideradas en nuestro estudio para el fracaso pero ahora como determinantes de un resultado esperado opuesto, esto es, de no fracaso o éxito de la sociedad cooperativa. Por consiguiente, son condiciones suficientes para no entrar en una situación de fracaso cooperativo una alta rentabilidad (REN.1), un bajo endeudamiento (end.2, end.3, end.4, y end.5) y una alta solvencia (SOLVLP.1), lo que resulta coherente con las condiciones suficientes halladas anteriormente para que la entidad pudiera tener problemas de supervivencia.

Tabla 3. *Análisis de suficiencia de las condiciones de éxito de una sociedad cooperativa*

Solución: REN.1*end.2*end.3*end.4*end.5*SOLVLP.1 → NO FRACASO		
	Consistencia	Cobertura
REN.1*end.2*end.3*end.4*end.5*SOLVLP.1	0,755	0,351
Suma mínima total	0,755	0,351

**Notas:**

Tamaño muestral = 112

Letras minúsculas indican la ausencia de la condición y letras mayúsculas la presencia.

logta: Logaritmo de la cifra del total activos. El resto de las variables se definen en la Tabla 1.

Por otro lado, nos gustaría hacer hincapié en el hecho de que el análisis con la metodología *fsQCA* produce tres soluciones diferentes: la compleja, la intermedia y la parsimoniosa. Las configuraciones causales que contienen estas soluciones pueden diferir entre ellas, sin embargo, resultan coincidentes en términos de la lógica booleana y nunca contienen información contradictoria (Ragin, 2008).

La solución compleja no incorpora ninguna premisa para simplificar los resultados, de modo que las configuraciones causales obtenidas resultan muy complicadas y difíciles de interpretar,

sobre todo cuando el número de antecedentes o condiciones causales es elevado. Por su parte, la solución parsimoniosa reduce las configuraciones causales a su mínima expresión; y éstas incluyen sólo las denominadas *implicaciones primarias* (*prime implicants*, en inglés), que no se pueden dejar fuera de ninguna de las soluciones que se derivan de la *tabla verdadera*. Los algoritmos del *fsQCA* realizan de forma automática una serie de decisiones sobre los *sobrantes lógicos* (*logical remainders*), sin la consideración de argumentos teóricos que sustenten tales decisiones automáticas. Ragin (2008) desaconseja el uso de tales criterios de simplificación tan severos y, por tanto, está en contra de la obtención y divulgación de la solución parsimoniosa en *fsQCA*.

Por otro lado, la solución intermedia se obtiene a partir de la consideración selectiva de ciertas premisas que ayudan a reducir la complejidad de los fenómenos causales. Estas premisas se caracterizan por contemplar solamente escenarios que pueden ser coherentes con el conocimiento teórico o evidencia empírica. El uso de esta solución depende en gran medida de que el investigador tenga muy claras las relaciones o expectativas entre las condiciones y el resultado esperado, de acuerdo con su conocimiento teórico o evidencia empírica probada. Nosotros hemos optado por incluir en nuestro estudio la solución intermedia, tal como se recoge en la tabla 2 y 3. Entendemos que esta solución es la más adecuada pues no tiene las carencias de la solución simplificada y además adolece de las dificultades que acarrea intentar interpretar la solución más compleja. La tabla 4 muestra las relaciones o expectativas que se han considerado entre las condiciones causales y la propensión de una sociedad cooperativa a entrar en una situación concursal.

*Tabla 4. Expectativas entre las condiciones causales y la propensión al fracaso*

Condición	Signo esperado
-----------	----------------

REN1	Negativo
END2	Positivo
END3	Positivo
END4	Positivo
END5	Positivo
ACT2	Negativo
LIQ2	Negativo
SOLVLP1	Negativo
EE1	Indeterminado
ACTIVOS TOTALES	Indeterminado

**Notas:**

Las variables se definen en la Tabla 1.

### **Análisis de robustez**

Como apuntan Dusa y Alrik (2013), podría darse una situación en la que una condición o configuración causal sea suficiente para producir tanto el resultado esperado como la negación de éste, lo cual resultaría contradictorio o una relación aparentemente paradójica. Por consiguiente, es muy importante comprobar la no existencia de esta posible contradicción. Para tal efecto, sobre la solución obtenida con el algoritmo de *fsQCA* y para la situación de fracaso, se ha aplicado de nuevo el algoritmo pero ahora con la negación del resultado esperado, esto es, sobre la ausencia de una posibilidad alta de que una sociedad cooperativa fracase. En la Tabla 5 se aprecia que la consistencia y la cobertura son muy bajas en relación con la negación del resultado, por lo que no se confirmaría la aludida relación contradictoria o paradójica.

Tabla 5. *Análisis de la solución de suficiencia para la negación del fracaso de una sociedad cooperativa*

Solución: $END.2*liq.2*solvlp.1*logta \rightarrow$ fracaso		
	Consistencia	Cobertura
$END.2*liq.2*solvlp.1*logta$	0,271	0,052
Suma mínima total	0,271	0,052

**Notas:**

Tamaño muestral = 112

Letras minúsculas indican la ausencia de la condición y letras mayúsculas la presencia.

logta: Logaritmo de la cifra del total activos. El resto de las variables se definen en la Tabla 1.

Dusa y Alrik (2013) también hacen referencia a otro posible problema, que se presentaría cuando una condición o configuración causal y la negación de ésta sea en ambos casos lo suficientemente importante como para producir el mismo resultado deseado. La Tabla 6 muestra que la negación de la configuración causal obtenida para el fracaso de una sociedad cooperativa, no daría lugar también a la presencia de sociedades cooperativas con una alta propensión al fracaso; de hecho, se aprecia que los valores de consistencia y cobertura son muy bajos. Por consiguiente, quedaría probado que esta posible contradicción no estaría presente en la solución obtenida.

Tabla 6. *Análisis de la solución de suficiencia para la negación de la configuración causal sobre el fracaso*

Solución: $negación(END.2*liq.2*solvlp.1*logta) \rightarrow$ FRACASO		
	Consistencia	Cobertura



negación(END.2*liq.2*solvlp.1*logta)	0,270	0,011
Suma mínima total	0,270	0,011

**Notas:**

Tamaño muestral = 112

Letras minúsculas indican la ausencia de la condición y letras mayúsculas la presencia.

logta: Logaritmo de la cifra del total activos. El resto de variables se definen en la Tabla 1.

## CONCLUSIONES

El objetivo de este trabajo ha sido encontrar la combinación de variables financieras capaz de predecir la situación de fracaso empresarial de una empresa cooperativa. Para ello se ha recurrido al algoritmo *fsQCA*, una metodología basada en la teoría de conjuntos que ha permitido identificar las combinaciones de variables que mejor identifican un escenario de dificultad financiera de una entidad. Asimismo, se ha añadido información complementaria indicando también el escenario de ausencia de dicha dificultad o éxito de la sociedad cooperativa.

La muestra seleccionada para este trabajo se ha configurado con empresas cooperativas españolas de diversos sectores, excepto del financiero y seguros. La revisión de la literatura nos ha permitido verificar el carácter pionero de este estudio en cuanto a la aplicación de esta técnica al campo del fracaso empresarial en el sector cooperativo.

Las cooperativas son sociedades en nuestro tejido empresarial que presentan unas características singulares de marcado carácter social, tanto desde una perspectiva normativa como de funcionamiento, que las hace diferentes del resto de sociedades. Las relaciones de estas sociedades con los trabajadores, la remuneración del capital aportado y la manera de

repartir los resultados las configuran como entidades con un profundo carácter, sin olvidar también su vertiente mercantil.

Los resultados derivados del estudio haciendo uso de la metodología *fsQCA* indican la relevancia conjunta de las combinaciones de variables indicativas de alto endeudamiento (*END.2*), baja liquidez (*LIQ.2*), baja solvencia (*SOLVLP.1*) y un tamaño reducido (*LOGTA*), como representativas de un escenario suficiente para que una entidad pudiera tener problemas de continuidad.

Por otro lado, se ha obtenido que una combinación de variables de una alta rentabilidad (*REN.1*), un bajo endeudamiento (*END.2, END.3, END.4, Y END.5*) y una alta solvencia (*SOLVLP.1*), representaría una configuración causal suficiente para no entrar en una situación de fracaso.

Finalmente se ha evidenciado, tras un análisis de robustez, que la combinación causal identificada que conduce al fracaso resulta coherente y no contradictoria. De ese modo se ha comprobado la ausencia de relaciones causales paradójicas o contradictorias.

Los resultados obtenidos son coherentes con la evidencia empírica, por lo que entendemos que la metodología aplicada es plenamente válida para los objetivos perseguidos, que no son otros que la detección de relaciones causales que expliquen el fracaso empresarial en empresas en el ámbito del sector de las sociedades cooperativas.

Finalmente, dada la novedad y bondad de la metodología se considera interesante seguir aplicándola en estudios de fracaso empresarial en pymes, en general y por sectores de actividad, tanto a nivel nacional como europeo. Por otro lado, dado que sobre las cooperativas

no se han hecho demasiados estudios de fracaso, parece interesante seguir profundizando en el mismo por diferentes sectores de actividad.

## REFERENCIAS

- Alfaro, E., García, N., Gámez, M. y Elizondo, D. (2008). Bankruptcy Forecasting: An Empirical Comparison of AdaBoost and Neural Networks. *Decisión Support Systems*, 45(1), pp. 110-122. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2007.12.002>
- E.I. Altman. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance* 23 (1968) 589-609. <http://dx.doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843>
- Back, P. (2005): "Explaining financial difficulties based on previous payment behavior, management background variables and financial ratios", *European Accounting Review*, Vol. 14, N.º 4, pp. 839-868.
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 4 (Empirical Research in Accounting: Selected Studies 1966), pp. 71-111. DOI: 10.2307/2490171
- Bell, T.B., Ribar, G.S. y Verchio, J. (1990). Neural Nets Versus Logistic Regression. A Comparison of Each Model's Ability to Predict Commercial Bank Failures. En *Srivastava, R.P. (ed). Business Failure. Experts Systems with Applications*, 9(4), pp. 503-512
- Bretos, I., Díaz-Foncela, M., Marcuello, C. y Marcuello, C. (2018). Cooperativas, capital social y emprendimiento: Una perspectiva teórica. *REVESCO. Revista de Estudios Cooperativos*, (128), 76-98. <http://dx.doi.org/10.5209/REVE.59775>
- Bustos, E., Climent, S. y Labatut, G. (2020). A fuzzy-set qualitative comparative analysis model to predict bank bailouts: a study of the Spanish financial system, *Economic Research-Ekonomska Istraživanja*- <https://doi.org/10.1080/1331677X.2020.1833746>.
- Calvo-Flores Segura, A. y García Pérez de Lema, D. (2006): "Tamaño, Antigüedad y Fracaso Empresarial", V Workshop de Investigación Empírica en Contabilidad Financiera, Universidad Autónoma de Madrid, 18-10 octubre, Madrid.
- Carmona P., Climent F. y Momparler A. (2019). Predicting bank failure in the U.S. banking sector: An extreme gradient boosting approach, *Internacional Review of Economic and Finance*, 61, pp. 304-323. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2018.03.008>.
- Díaz, Z., Fernández, J. y Segovia, M.J. (2004). Sistemas de inducción de reglas y árboles de decisión aplicados a la predicción de insolvencias en empresas aseguradoras. *Documentos*

de Trabajo de la Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales, 9. Universidad Complutense de Madrid.

Chaudhuri, A. y Ghosh, S. K. (2017). Bankruptcy Prediction through Soft Computing based Deep Learning Technique. Ed. Springer.

Climent F., Momparler A. y Carmona P. (2019): Anticipating bank distress in the Eurozone: An extreme gradient boosting approach. *Journal of Business Research*, 101, pp. 885-896. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2018.11.015>

Dusa, A. y Alrik, T. (2013). Qualitative Comparative Analysis with R. Springer. New York.

Dusa, A. (2019). QCA with R. A Comprehensive Resource. Springer International Publishing. New York.

Elliot, T. (2013). Fuzzy set qualitative comparative analysis. Retrieved February 20, 2020, from <http://thomaselliott.me/pdfs/fsqca.pdf>.

Fiss, P. C. (2007). A set-theoretic approach to organizational configurations. *Academy of Management Review*, 32, pp. 1180-1198. <https://doi.org/10.5465/amr.2007.26586092>

Fiss, P. C. (2011). Building better causal theories: a fuzzy set approach to typologies in organization research. *Academy of Management Journal*, 54(2), pp. 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, *Certified Public Accountant*, pp. 598-605, 656-662 y 721-731.

Fletcher, D. y Goss, E. (1993). Application Forecasting with Neural Networks: An Application Using Bankruptcy Data. *Information and Management*, 24, pp. 159-167. [https://doi.org/10.1016/0378-7206\(93\)90064-Z](https://doi.org/10.1016/0378-7206(93)90064-Z)

Hsu, S., Woodside, A. y Marshall, R. (2013). Critical tests of multiple theories of cultures' consequences. *Journal of Travel Research*, 52(6), pp. 679-704. <https://doi.org/10.1177/0047287512475218>

Honjo, Y. (2000): "Business failure of new software firms", *Applied Economic Letters*, Vol. 7, N.º 9, September, pp. 575-579.

Iturrioz, J. (2010). Los procesos concursales en situación de crisis: características de su aplicación a las sociedades cooperativas. *REVESCO, Revista de Estudios Cooperativos*, 100, pp. 134-159. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=36712366005>

Iturrioz J. y Martín, S. (2013): El tamaño como elemento determinante de la insolvencia en las sociedades cooperativas: estudio a partir de los procesos concursales. *REVESCO, Revista de Estudios Cooperativos*, 111, pp. 90-107. <http://hdl.handle.net/10637/8311>

- Jayanthi, J., Kaur, G. y Suresh, K. (2017). Financial forecasting using decision tree (reptree y c4.5) and neural networks (k\*) for handling the missing values. *ICTAC Journal on soft computing*, 7(3), pp. 1473-1477. DOI: 10.21917/ijsc.2017.0204
- Juste, J.J., Gómez, J.M. y Fernández, J.E. (2011): Economía social y desarrollo local/rural. Un análisis de sus sinergias, *Estudios de Economía Aplicada*, Vol. 29-1, pp. 189-222.
- Kim, M.J. y Kang, D.K. (2010). Ensemble with Neural Networks for Bankruptcy Prediction. *Expert System with Applications*, 37(4), 3373-3379. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.10.012>.
- Kim, M.J. Kang, D.K. y Kim, H.B. (2015). Geometric Mean Based Boosting Algorithm with Over-Sampling to Resolve Data Imbalance Problem for Bankruptcy Prediction. *Expert Systems with Applications*, 42(3), 1074-1082. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.08.025>
- Kim, S.Y. y Upneja, A. (2014). Predicting Restaurant Financial Distrees Using Decisión Tree and AdaBoosted Decision Tree Models. *Economic Modelling*, 35, 354-362. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2013.10.005>
- Labatut, G., Pozuelo, J. y Veres, E. (2009): "Modelización temporal de los ratios contables en la detección del fracaso empresarial de la PYME española", *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, nº 143, pp. 423-447.
- Lassala, C., Carmona, P. y Momparler, A. (2016a). Alternative paths to high consulting fees: A fuzzy-set analysis. *Journal of Business Research*, 69, 1367-1371. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2015.10.109>
- Lassala, C., Carmona, P. y Momparler, A. (2016b). Alternative paths to high performance of independent financial advisors: A fuzzy-set analysis. *Journal of Business Research*, 69, 5305-5309. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.04.129>
- Longest, K. C. y Vaisey, S. (2008). Fuzzy. A program for performing qualitative comparative analyses (QCA) in Stata. *STATA Journal*, 8, pp. 79-104. <https://doi.org/10.1177/1536867X0800800106>
- López, F. J. y Pastor, I. (2015). Bankruptcy visualization and prediction using neural networks: A study of U.S. commercial banks. *Experts Systems with Applications*, 42, pp. 2857-2869. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.11.025>
- Martín, S., Lejarriaga de las vacas, G. y Iturrioz del campo, J. (2007): "La naturaleza del capital social como aspecto diferenciador entre las sociedades cooperativas y las sociedades laborales". *CIRIEC-España, Revista de economía pública, social y cooperativa*, (58), pp. 59-82.

- Maciej Zięba, M., Tomczak, S.K. y Tomczak., J.M. (2016). Ensemble boosted trees with synthetic features generation in application to bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 58, pp. 93-101. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.04.001>
- Mari, S., Marín, M. Seguí, E. y Michael-Zamorano, M. (2014). Análisis cualitativo de los determinantes en la predicción del fracaso empresarial en cooperativas agroalimentarias. *ITEA, Vol 110*, pp. 300-320. <http://dx.doi.org/10.12706/itea.2014.019>
- Mas, C.I, Iturrioz, J. y Martín, S. (2016). Aspectos determinantes del fracaso empresarial: efecto de la proyección social de las cooperativas frente a otras formas jurídicas. *CIRIEC-España, Revista Española de Economía Pública, Social y Cooperativa*, nº 88, pp. 93-125.
- Momparler, A., Carmona, P. y Climent, F.J. (2016). La predicción del fracaso bancario con la metodología Boosting Classification Tree. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 45(1), pp. 63-91. DOI: 10.1080/02102412.2015.1118903
- Momparler, A., Carmona, P. y Climent, F. (2020). Revisiting bank failure in the United States: a fuzzy-set analysis, *Economic Research-Ekonomika Istrazivanja*, 33:1, pp. 3017-2033 <https://doi.org/10.1080/1331677X.2019.1689838>
- Odom, M.D. y Sharda, R. (1990). A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction//*JCNN International Joint Conference on Neural Networks, San Diego, CA, USA, 1990*, pp. 163-168 vol.2, doi: 10.1109/JCNN.1990.137710.
- Orden ECO/3614/2003, de 16 de diciembre, por la que se aprueban las normas sobre los aspectos contables de las Sociedades Cooperativas.
- Orden EHA/3360/2010, de 21 de diciembre, por la que se aprueban las normas sobre los aspectos contables de las sociedades cooperativas.
- Popescu, M. E., Andreica, M. y Popescu, I-P. (2017). Decision support solution to business failure prediction. *Proceedings of the International Management Conference, Faculty of Management, Academy of Economic Studies, Bucharest, Romania*, 11(1), pp. 99-106.
- Pozuelo, J., Labatut, G. y Veres, E. (2010): "Análisis descriptivo de los procesos de fracaso empresarial en microempresas mediante técnicas multivariantes", *Revista Europea de Dirección y Economía de la Empresa*, vol. 19, nº 3, pp. 47-66.
- Pozuelo, J., Martínez, J. y Carmona, P. (2012b). Estudio de la insolvencia empresarial en las cooperativas mediante técnicas multivariantes. *Estudios de Economía Aplicada*, nº 3, pp. 1-23. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=30125274015>
- Pozuelo, J., Martínez, J. y Carmona, P. (2018). Análisis de la utilidad del algoritmo Gradient Boosting Machine (GBM) en la predicción del fracaso empresarial. *Spanish Journal of Finance and Accounting / Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 47(4), pp. 507-532. DOI:10.1080/02102412.2018.1442039.

- R Core Team. (2019). R: A language and environment for statistical computing. *R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria*. URL <http://www.R-project.org/>
- Ragin, C. C. (1987). *The comparative method: Moving beyond qualitative and quantitative strategies*. Berkeley, CA: University of California Press.
- Ragin, C. C. (2000). *Fuzzy set social science*. Chicago: University of Chicago Press.
- Ragin, C. C. (2008). *Redesigning social inquiry: Fuzzy sets and beyond*. Chicago, IL: University of Chicago Press.
- Ravi Kumar, P. y Ravi, V. (2007). Bankruptcy Prediction in Banks and Firms Via Statistical and Intelligent Techniques - A Review. *European Journal of Operational Research*, 180(1), pp. 1-28. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.08.043>
- Roig, N., Gonzalez, T. F., y Llopis, J. (2017). An overview of qualitative comparative analysis: A bibliometric analysis. *Journal of Innovation & Knowledge*, 2(1), 15-23. <https://doi.org/10.1016/j.jik.2016.12.002>
- Romero, F. (2013). Alcances y limitaciones de los modelos de capacidad predictiva en el análisis del fracaso empresarial. *AD-minister*, 23, pp. 45-70. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=322329207004>
- Schneider, C. Q. y Wagemann C. (2010). Standards of Good Practice in Qualitative Comparative Analysis (QCA) and Fuzzy-Sets. *Comparative Sociology* 9(3):397-418. <https://doi.org/10.1163/156913210X12493538729793>
- Sun, J., Li, H., Huang, Q.-H., y He, K.-Y. (2014). Predicting financial distress and corporate failure: A review from the state-of-the-art definitions, modeling, sampling, and featuring approaches. *Knowledge-Based Systems*, 57, pp. 41-56. DOI:10.1016/j.knosys.2013.12.006
- Tam, K.Y. (1991). Neural Network Models and the Prediction of Bank Bankruptcy. *Omega*, 19(5), pp. 429-445. [https://doi.org/10.1016/0305-0483\(91\)90060-7](https://doi.org/10.1016/0305-0483(91)90060-7)
- Tam, K.Y. y Kiang, M.Y. (1992). Managerial Applications of Neural Networks: The Case of Bank Failure Predictions. *Management Science*, 38(7), pp. 926-947. <https://doi.org/10.1287/mnsc.38.7.926>
- Tascón, M.T. y Castaño, F.J. (2012). Variables y Modelos para la Identificación y Predicción del Fracaso Empresarial: *Revisión de la Investigación Empírica Reciente*, *Revista de Contabilidad*, 15(1), pp. 7-58. [https://doi.org/10.1016/S1138-4891\(12\)70037-7](https://doi.org/10.1016/S1138-4891(12)70037-7)
- TSENG, F-M. y HU, Y-CH. (2010). Comparing for bankruptcy prediction models: Logit, quadratic interval logit, neural and fuzzy neural networks, *Experts Systems with Applications*, 37, pp. 1846-1853. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.07.081>

- Turetsky, H. F. y McEwen, R. A. (2001): "An Empirical Investigation of Firm Longevity: A Model of the Ex Ante Predictors of Financial Distress", *Review of Quantitative Finance and Accounting*, Vol. 16, N.º 4, June, pp. 323-343.
- Vargas, C. (2010). El derecho de reembolso del socio en caso de baja y el concurso de las sociedades cooperativas, *CIRIEC-España, Revista de Economía Pública, Social y Cooperativa*, 21, pp. 37-58.
- Vis, B. (2012). The Comparative Advantages of fsQCA and Regression Analysis for Moderately Large-N Analyses. *Sociological Methods & Research*, 41(1), pp. 168-198. <https://doi.org/10.1177/0049124112442142>
- Wang, G., Ma, J. y Yang, S. (2014). An Improved Boosting Based on Feature Selection for Corporate Bankruptcy Prediction. *Expert Systems with Applications*, 41(5), pp. 2353-2361. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.09.033>
- Wilson, G.I. y Sharda, R. (1994). Bankruptcy prediction using neural network decision. *Support systems*, 11, pp. 545-557. [https://doi.org/10.1016/0167-9236\(94\)90024-8](https://doi.org/10.1016/0167-9236(94)90024-8)
- Woodside, A. (2013). Moving beyond multiple regression analysis to algorithms: Calling for adoption of a paradigm shift from symmetric to asymmetric thinking in data analysis and crafting theory. *Journal of Business Research*, 66, pp. 463–472.
- Zhang, G.P., Hu, M.Y., Patuwo, B.E. y Indro, D.C. (1999). Artificial Neural Networks in Bankruptcy Prediction: General Framework and Cross-Validation Analysis. *European Journal of Operational Research*, 116(1), pp. 16-32. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(98\)00051-4](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(98)00051-4)
- Zieba, M., Tomczak, S.K. y Tomczak, J.M. (2016). Ensemble Boosted Trees with Synthetic Features Generation in Application to Bankruptcy Prediction, *Expert Systems with Applications*, 58(1), pp. 93-101. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.04.001>