





UNIVERSIDAD DE MÁLAGA
FACULTAD DE DERECHO
PROGRAMA DE DOCTORADO CIENCIAS JURÍDICAS Y SOCIALES

**MODELOS DE PREDICCIÓN DE INSOLVENCIA: UN
ANÁLISIS DE VARIABLES NO FINANCIERAS Y DE
SELECCIÓN MUESTRAL**

Doctorando: Agustín del Castillo García

Tesis Doctoral

Dirigida por:


Dr. D. Manuel Ángel Fernández Gámez

ABRIL DE 2021



UNIVERSIDAD
DE MÁLAGA

AUTOR: Agustín del Castillo García

 <https://orcid.org/0000-0003-1898-5269>

EDITA: Publicaciones y Divulgación Científica. Universidad de Málaga



Esta obra está bajo una licencia de Creative Commons Reconocimiento-NoComercial-SinObraDerivada 4.0 Internacional:

<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/legalcode>

Cualquier parte de esta obra se puede reproducir sin autorización pero con el reconocimiento y atribución de los autores.

No se puede hacer uso comercial de la obra y no se puede alterar, transformar o hacer obras derivadas.

Esta Tesis Doctoral está depositada en el Repositorio Institucional de la Universidad de Málaga (RIUMA): riuma.uma.es





UNIVERSIDAD
DE MÁLAGA



Escuela de Doctorado

DECLARACIÓN DE AUTORÍA Y ORIGINALIDAD DE LA TESIS PRESENTADA PARA OBTENER EL TÍTULO DE DOCTOR

D./Dña AGUSTÍN DEL CASTILLO GARCÍA

Estudiante del programa de doctorado CIENCIAS JURÍDICAS Y SOCIALES de la Universidad de Málaga, autor/a de la tesis, presentada para la obtención del título de doctor por la Universidad de Málaga, titulada: MODELOS DE PREDICCIÓN DE INSOLVENCIA: UN ANÁLISIS DE VARIABLES NO FINANCIERAS Y DE SELECCIÓN MUESTRAL

Realizada bajo la tutorización de D. ANTONIO PADILLA MELÉNDEZ y dirección de D. MANUEL ÁNGEL FERNÁNDEZ GÁMEZ (si tuviera varios directores deberá hacer constar el nombre de todos)

DECLARO QUE:

La tesis presentada es una obra original que no infringe los derechos de propiedad intelectual ni los derechos de propiedad industrial u otros, conforme al ordenamiento jurídico vigente (Real Decreto Legislativo 1/1996, de 12 de abril, por el que se aprueba el texto refundido de la Ley de Propiedad Intelectual, regularizando, aclarando y armonizando las disposiciones legales vigentes sobre la materia), modificado por la Ley 2/2019, de 1 de marzo.

Igualmente asumo, ante a la Universidad de Málaga y ante cualquier otra instancia, la responsabilidad que pudiera derivarse en caso de plagio de contenidos en la tesis presentada, conforme al ordenamiento jurídico vigente.

En Málaga, a 15 de ABRIL de 2021

Fdo.: AGUSTÍN DEL CASTILLO GARCÍA



Edificio Pabellón de Gobierno. Campus El Ejido.
29071
Tel.: 952 13 10 28 / 952 13 14 61 / 952 13 71 10
E-mail: doctorado@uma.es



D. Manuel Ángel Fernández Gámez, Profesor Titular de la Universidad de Málaga,

Certifica:

Que bajo mi dirección, D. Agustín del Castillo García, Licenciado en Derecho y en Ciencias Económicas y Empresariales, ha realizado el trabajo de investigación correspondiente a su tesis doctoral titulada:

**“MODELOS DE PREDICCIÓN DE INSOLVENCIA: UN ANÁLISIS DE VARIABLES
NO FINANCIERAS Y DE SELECCIÓN MUESTRAL”**

Revisado el mismo, estimo que puede ser presentado al Tribunal que ha de juzgarlo.

Y para que conste a efectos de lo establecido en la Normativa vigente autorizo la presentación de esta Tesis en la Universidad de Málaga.

Málaga, a 15 de abril de 2021



Fdo.: Manuel Ángel Fernández Gámez



UNIVERSIDAD
DE MÁLAGA

ANTONIO PADILLA MELÉNDEZ, CATEDRÁTICO DE LA UNIVERSIDAD DE MÁLAGA, ADSCRITO AL DEPARTAMENTO DE ECONOMÍA Y ADMINISTRACIÓN DE EMPRESAS

INFORMA

Que como Tutor, DA EL VISTO BUENO a la presentación para la Defensa de la Tesis Doctoral de AGUSTIN DEL CASTILLO GARCÍA, titulada “MODELOS DE PREDICCIÓN DE INSOLVENCIA: UN ANÁLISIS DE VARIABLES NO FINANCIERAS Y DE SELECCIÓN MUESTRAL”, conforme con lo requerido en el Programa de Doctorado Ciencias Jurídicas y Sociales.

Lo cual se hace constar, a los efectos oportunos, en Málaga a 26 de febrero de 2021.

Fdo.: Dr Antonio Padilla Meléndez
Catedrático de Universidad de Organización de Empresas
Facultad de Estudios Sociales y del Trabajo. Universidad de Málaga.



UNIVERSIDAD
DE MÁLAGA

AGRADECIMIENTOS

Ya va para más de 25 años que terminé mi primera licenciatura. Tuve la fortuna de iniciar mi andadura profesional junto a mi padre, y luego, tras realizar mi propio viaje iniciático e independiente por otras empresas, volví junto él, teniendo la inmensa suerte de disfrutarlo hasta su despedida. Por todas tus enseñanzas y lección de vida, mi primer agradecimiento es para ti.

Estaba inmerso en la transición de trabajador por cuenta ajena a profesional independiente, cuando nuestro querido Catedrático D. Vicente García Martín me ofreció la oportunidad de impartir docencia en la Universidad de Málaga. Hace de esto 19 años y por ello le estaré eternamente agradecido.

Durante este tiempo son muchos los hitos alcanzados, y aún más los cambios producidos en la investigación y en los modelos de docencia. En este devenir, todos le debemos a nuestro admirado Director de Departamento, Dr. D. Julio Diéguez Soto, ese impulso que, desde el ejemplo, ha marcado el camino y ha traído al Departamento de Finanzas y Contabilidad al presente, sobre unos cimientos sólidos que aseguran un futuro de grandes éxitos.

Quisiera agradecer especialmente a mi director de tesis, Dr. D. Manuel Ángel Fernández por la apuesta decidida que ha realizado en esta tesis, liderando la suerte de la misma y que conmigo ha hecho honor a su segundo nombre. También a mi estimado Catedrático, Dr. D. Antonio Padilla Meléndez, siempre atento y disponible ante cualquier adversidad en su labor de tutor.

Gracias a todos los compañeros que conforman la familia del Departamento de Finanzas y Contabilidad, y en especial aquellos con los que he tenido la dicha de compartir investigación y publicación, es más lo que

uno recibe que lo que aporta, y son modelo constante de inspiración profesional.

Quisiera hacer una mención especial a mi compañera, Gloria Galacho, sin cuyo apoyo y generosidad hubiese sido del todo imposible abordar esta empresa.

Y finalizo estos agradecimientos tal como los comencé, dando las gracias a mi familia por ser una fábrica de felicidad, el refugio en la tempestad y el sentido último de todo.

ÍNDICE ANALÍTICO

RESUMEN	12
INTRODUCCIÓN	15
RESULTADOS	26
DISCUSIÓN	43
CONCLUSIONES	47
BIBLIOGRAFÍA	50
PUBLICACIONES	66

ÍNDICE DE FIGURAS Y TABLAS

Figura 1. Evolución metodológica en la predicción de insolvencia empresarial	18
Figura 2. Criterios de selección muestral	18
Figura 3. Predictores de la insolvencia empresarial	23
Figura 4. Sensibilidad de las variables (modelos centrados)	33
Figura 5. Sensibilidad de las variables (modelo global)	34
Tabla 1. Estadísticos descriptivos	29
Tabla 2. Análisis de regresión	29
Tabla 3. Distribución de la muestra	31
Tabla 4. Variables independientes	32
Tabla 5. Resultados de los modelos centrados	33
Tabla 6. Resultados del modelo global	34
Tabla 7. Modelo global vs. Modelos centrados	35
Tabla 8. Variables econométricas para la predicción de continuidad	41
Tabla 9. Resultados de clasificación para la predicción de continuidad	42

RESUMEN

Los modelos de predicción de insolvencia han experimentado un importante desarrollo en las últimas décadas. Sin embargo, se ha detectado que la capacidad predictiva de los mismos ha venido disminuyendo y los investigadores abogan por incluir nuevas variables explicativas y criterios adicionales para la selección de muestras. En este contexto, los activos intangibles como la reputación corporativa (RC) y la calidad de los beneficios empresariales han venido mostrando un importante poder explicativo en la situación de insolvencia. Por ello la literatura previa demanda un mayor conocimiento sobre las relaciones entre RC y calidad de los beneficios empresariales, y sobre sus efectos en la situación financiera de las empresas.

De otra parte, y aunque la literatura previa ha desarrollado modelos focalizados en determinadas industrias y modelos globales con muestras de varias industrias, aún son escasos los resultados empíricos que demuestran la superioridad de unos sobre otros. Por tanto, determinar si los modelos globales consiguen una mayor precisión que los modelos focalizados también parece una cuestión de especial interés.

Otro de los aspectos en los que se demanda una mayor investigación es el relacionado con las opiniones de auditoría cualificadas por continuidad. Los modelos que predicen estas opiniones han resultado muy importantes para el análisis de la insolvencia empresarial, pero su desarrollo en empresas como las del sector de deportes es aún inexistente.

La presente tesis doctoral cubre los referidos huecos en la literatura previa sobre predicción de insolvencia desarrollando investigación sobre variables explicativas y criterios de selección muestral que ayudan a alcanzar una mayor precisión en la predicción. Con tal fin se presentan tres publicaciones. La primera se titula “Corporate Reputation, Financial Performance and Earnings Quality” (Fernández-Gámez, del Castillo, Alaminos, Santos y Alcoforado, 2018) y analiza las relaciones entre la RC, la

calidad de los beneficios y sus efectos en la situación financiera empresarial. La segunda publicación se titula “Predictive potential of the global bankruptcy models in the tourism industry” (Del Castillo y Fernández, 2021) y realiza un estudio comparativo de la capacidad predictiva de los modelos globales de predicción de quiebra frente a los focalizados en sectores específicos de la actividad turística. Finalmente, la tercera publicación se titula “Going concern opinion prediction for football clubs: Evidence from the spanish league” (Alaminos, del Castillo y Fernández, 2020) y desarrolla un modelo de predicción de opiniones de auditoría cualificadas por continuidad para la industria del fútbol.

INTRODUCCIÓN

La predicción de insolvencia empresarial ha sido el foco de atención de la literatura financiera en las últimas décadas. Tradicionalmente ha sido tratada como un problema de clasificación entre grupos de empresas solventes e insolventes, y se considera una disciplina entre las finanzas, la estadística y las técnicas computacionales, que persigue predecir la insolvencia de las empresas a partir de un determinado número de variables explicativas.

En la primera mitad del siglo XX se comenzó a utilizar ratios financieros para realizar comparaciones entre empresas solventes y quebradas, detectándose qué características económicas y financieras presentaban las empresas no viables (Fitzpatrick, 1932). A partir de entonces, se produjeron los primeros avances metodológicos con la utilización del análisis discriminante univariante (Durand, 1941; Beaver, 1966) y el análisis de regresión multivariante en la elaboración de sistemas de valoración de créditos para clientes de la banca (Myers y Forgy, 1963). El análisis multivariante arrojó mejores resultados, y desde entonces se ha venido utilizando frecuentemente. Un ejemplo de ello lo encontramos en el éxito logrado por el estudio de Altman (1968), que consiguió una tasa de precisión superior al 94% en la clasificación de empresas insolventes.

En la segunda mitad del siglo XX ha destacado el desarrollo de nuevos métodos de clasificación estadísticos y computacionales, comenzándose a utilizar la regresión logística (Logit) a partir del estudio de Chesser (1974) aplicado a una base de datos de riesgo de crédito. Sus resultados impulsaron nuevos trabajos con Logit y Probit, que encontraron su más alta representación en las publicaciones de Ohlson (1980) y Zmijewski (1984). En esta etapa aparecieron también los denominados métodos computacionales, que no necesitaban de ningún supuesto estadístico previo, y que han aportado verdaderos avances en la clasificación de empresas insolventes. En este sentido, ejemplos de minerías de datos eficientes fueron las técnicas de

Árboles de Decisión (Frydman et al., 1985) y las Redes Neuronales Artificiales (RNA) (Kristóf, 2005). Odom y Sharda (1990) comprobaron por primera vez que el uso de RNA ofrecía un rendimiento superior al de los tradicionales métodos estadísticos. Desde entonces, las RNA se han aplicado con éxito y representan uno de los métodos más populares de la actualidad.

En el avance de las técnicas de RNA han ido surgiendo nuevas técnicas para el análisis y estudio de la predicción de insolvencia empresarial. En este contexto destacan los denominados Mapas Autoorganizados (Kiviluoto, 1998), el Escalamiento Multidimensional (Neophytou y Molinero 2004), los Sistemas Neuro-Difusos (Vlachos y Tolia, 2003) y la Máquina de Vectores de Soporte (Fan y Palaniswami, 2000). Además, los métodos de la Teoría de Conjuntos Aproximados (Dimitras et al., 1999), k Vecinos Más Cercanos (Ardakhani et al., 2016), Redes de Bayes (Sun y Shenoy, 2007), y Algoritmos Genéticos (Lensberg, Eilifsen y McKee, 2006).

Actualmente la combinación de diferentes clasificadores ha ganado relevancia frente a los clasificadores individuales (Marqués et al., 2012). El objetivo de este procedimiento es utilizar un conjunto de métodos para obtener mayor precisión que la que se logra con cada uno individualmente. La técnica más frecuente de combinación de clasificadores es Boosting y su variante Adaboost (Jones, Johnstone y Wilson, 2017). Así mismo, destacan las técnicas de modelado híbrido mediante la combinación creativa de diferentes métodos (Barboza, Kimura y Altman, 2017). Por tanto, la predicción de insolvencia como un problema de clasificación multivariante es hoy día un tema muy desarrollado por la literatura financiera, y persigue encontrar algoritmos contemporáneos que proporcionen soluciones innovadoras para alcanzar gran precisión en los modelos construidos.

La figura 1 ilustra la evolución metodológica de los modelos de predicción de insolvencia.

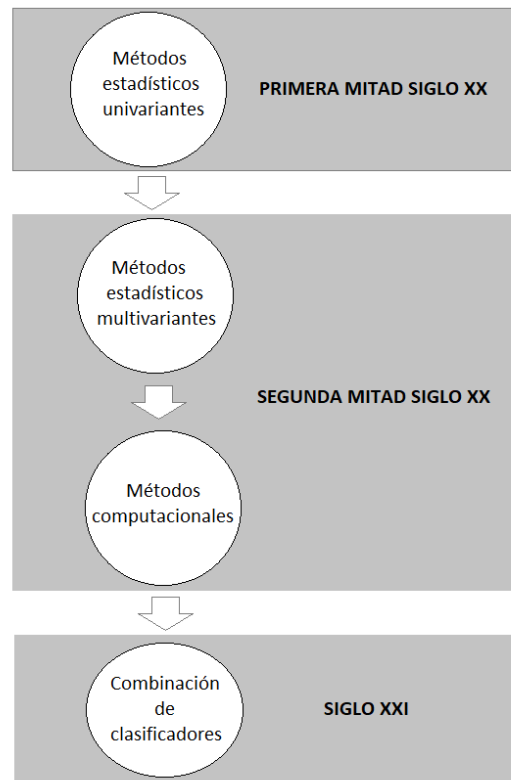


Figura 1. Evolución metodológica en la predicción de insolvencia empresarial

Junto a los diferentes métodos aplicados, otro aspecto que ha caracterizado la evolución de la predicción de insolvencia empresarial ha sido la existencia de modelos específicos para determinados sectores de actividad, y que se denominan modelos centrados. A este respecto, se han realizado numerosos estudios para empresas no financieras (Jones y Hensher, 2004; Sayari y Mugan, 2017), empresas industriales (Bao, Tao y Fu, 2015) y, en algunos casos, para muestras concretas centradas en industrias tales como restaurantes (Kim y Upneja, 2014), hoteles (Fernández-Gámez, Cisneros-Ruiz y Callejón-Gil, 2016), y empresas inmobiliarias (Treewichayapong, Chunchachinda y Padungsaksawasdi, 2011).

De otra parte, los modelos para predecir la insolvencia empresarial han sido construidos frecuentemente con muestras de empresas de un solo país, y sólo unos pocos estudios han abordado con carácter global el

problema de predicción. Odom y Sharda (1990), Laitinen y Laitinen (2000) y El-Kalak y Hudson (2016) investigaron la probabilidad de quiebra con bases de empresas americanas. Por su parte, con muestras de empresas europeas destacan los estudios de Brezigar-Masten y Masten (2012) con Árboles de Decisión y Regresión No Paramétrica, Tinoco y Wilson (2013) utilizando Logit y RNA con una muestra de empresas no financieras del Reino Unido, DuJardin (2015) con RNA y una muestra de empresas francesas, y Li y Wang (2014) con un modelo Logit sobre un conjunto de datos de empresas chinas.

Entre los trabajos que realizan predicciones con muestra globales destacan, Pindado, Rodrigues y de la Torre (2008) con técnicas de datos de panel para una muestra de empresas de los países del G-7, Callejón et al. (2013) utilizando RNA para empresas industriales europeas, Platt y Platt (2008) con empresas industriales de Estados Unidos, Europa y Asia utilizando Logit, y Korol (2013) para empresas de América Latina (México, Argentina, Brasil, Chile, Perú) y Europa Central (Polonia) con métodos ADM, DT y RNA.

La figura 2 resume las principales alternativas de selección muestral que se han tenido en cuenta para la construcción de los modelos de predicción de insolvencia.



Figura 2. Criterios de selección muestral

Como hemos podido comprobar, los diferentes métodos y los tipos de muestras utilizados en los modelos de predicción de insolvencia han representado los principales hitos en el desarrollo de la investigación previa. No obstante, otro de los aspectos importantes en la evolución de dicha investigación ha sido el número de variables utilizadas como predictores de insolvencia y la significatividad de las mismas en los modelos construidos. Bellovary, Giacomino y Akers (2007) ya destacaban un amplio número de variables utilizadas por los modelos, concretamente más de un total de 752 variables. Entre ellas, las de uso más frecuente son las que comparan beneficios e inversión en referencia a la rentabilidad empresarial, y las que miden el endeudamiento. Además de las variables tradicionales, recientes estudios han utilizado variables macroeconómicas para mejorar la precisión de escenarios de dificultades financieras. Por ejemplo, Tinoco y Wilson (2013) utilizaron variables macroeconómicas tales como los tipos de interés para predecir la insolvencia de empresas británicas. Bhattacharjee y Han (2014) incorporaron a sus modelos los tipos de interés y los tipos de cambio. Y Filipe, Grammatikos y Michala (2016) utilizaron un conjunto de ratios contables y macroeconómicos para predecir la insolvencia en Europa.

No obstante lo anterior, y aunque en la literatura sobre predicción de insolvencia son frecuentes los modelos basados en variables contables y financieras, se ha descubierto que la capacidad predictiva de los mismos ha disminuido en las últimas décadas (Cenciarelli, Greco y Allegrini, 2018). Por lo tanto, los investigadores abogan por incluir variables explicativas adicionales en los modelos (Beaver et al., 2012). La disminución del poder predictivo se atribuye a factores como la percepción de inversionistas y prestamistas de que hay un aumento en la discreción gerencial en entornos de contabilidad de valor razonable (Beaver et al., 2012). En este contexto, algunos estudios han venido incorporando con éxito variables no financieras. Tal es el caso de la reputación corporativa (RC), la calidad de los beneficios empresariales y los informes de auditoría.

La competencia y la globalización del mercado obligan a las empresas a emplear recursos estratégicos, tales como activos, habilidades, procesos organizacionales y atributos para generar ventajas competitivas (Barney, 1991). En este sentido, la RC es uno de los recursos estratégicos importantes que puede proporcionar una ventaja competitiva y ayudar a un desempeño financiero superior (Melo y Garrido-Morgado, 2012; Roberts y Dowling, 2002). La RC puede entenderse como un activo intangible formado por la agregación de las percepciones de los grupos de interés sobre la empresa (Barnett, Jermier y Lafferty, 2006). Según Feldman, Bahamonde y Bellido (2014), la credibilidad corporativa es uno de los beneficios de una buena RC, por lo que atrae a los inversores al aumentar su valor de mercado y disminuir su riesgo. Por tanto, la relación entre RC y riesgo es de suma importancia dado el papel de RC en la gestión estratégica (Henkel, 2009). La RC permite reducir la asimetría de información entre los grupos de interés al proporcionar información distinta y complementaria a la que figura en los estados financieros (Li, 2010), y por ello aumenta la confianza en las acciones de la empresa (Delgado-García, Quevedo-Puente y Díez-Esteban, 2013). Además, y dado que el riesgo de insolvencia implica la posibilidad de incumplimientos de pagos y de la quiebra empresarial, la RC puede asegurar la prominencia del mercado, atraer nuevos talentos y clientes, y brindar un mejor poder de negociación con los proveedores (Feldman, Bahamonde y Bellido, 2014). De este modo otorga a las empresas una ventaja competitiva y las hace menos propensas a la insolvencia (Casado, Yáñez y Peláez, 2017; Fombrun, Gardberg y Barnett, 2000).

Por su parte, la gestión de los beneficios es un fenómeno global en la información financiera empresarial y tiene como propósito demostrar una calidad de beneficios razonable que cumpla con las expectativas de los accionistas y con la autorización pertinente de los reguladores (Ahmadpour y Shahsavari, 2016). La calidad de los beneficios tiene también relación con la salud financiera de la empresa (Lo, 2008). Francis et al. (2008) examinaron el

vínculo entre RC y la calidad de los beneficios considerando la dimensión de capital humano gerencial. García, García y Penalva (2009) descubrieron que las empresas en dificultades financieras muestran una menor fiabilidad en sus beneficios declarados. Campa y Camach (2013) investigaron las técnicas que emplean las empresas españolas insolventes para gestionar sus beneficios, y descubrieron que estas empresas gestionan los beneficios al alza más que las compañías solventes.

Finalmente, la literatura sobre predicción de insolvencia también ha considerado que los informes de la auditoría externa son importantes para interpretar el desempeño y la posición financiera de la empresa (Bratten et al., 2013). Algunos estudios han investigado las relaciones entre informes de auditoría cualificados y la insolvencia empresarial. Considerando que la auditoría incrementa la fiabilidad de los estados financieros, es razonable esperar que los informes de auditoría de las empresas con dificultades financieras recojan señales de alerta que adviertan sobre la viabilidad (Muñoz-Izquierdo, Camacho-Miñano y Pascual-Ezama, 2017). Geiger, Raghunandan y Rama (2005) y Hopwood, McKeown y Mutchler (1989) comprobaron que las empresas insolventes tienen más probabilidades de recibir una opinión cualificada de empresa en funcionamiento uno y dos años antes del incumplimiento de sus obligaciones de pago. Mayew, Sethuraman y Venkatachalam (2015) y Piñeiro-Sánchez, Llano-Monelos y Rodríguez-López (2012) también usaron la opinión cualificada por empresa en funcionamiento para predecir con éxito la insolvencia de empresas americanas.

Dada la importancia de las opiniones de auditoría y su relación con la insolvencia empresarial, numerosos estudios previos han desarrollado modelos que ayudan a los auditores a emitir informes sobre la continuidad de las empresas. Estos modelos son conocidos como modelos de predicción de opiniones de auditoría calificadas por going concern, y también han sido foco de atención de la investigación contable y financiera en los últimos años

(Goo, Chi y Shen, 2016; Martens et al., 2008; Yeh, Chi, y Lin, 2014). En este campo, la investigación previa ha construido modelos de predicción para diferentes sectores. Por ejemplo, Kuruppu, Laswad y Oyelere (2012) para empresas manufactureras y Myers, Schmidt y Wilkins (2014) para empresas financieras.

La figura 3 sintetiza el mencionado proceso de incorporación de diferentes tipos de variables como predictores de la insolvencia empresarial.

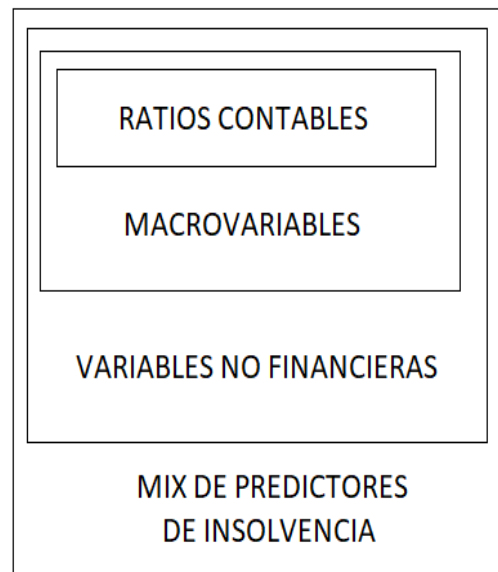


Figura 3. Predictores de la insolvencia empresarial

Tal y como hemos expuesto con anterioridad, los modelos de predicción de insolvencia han experimentado un importante desarrollo en las últimas décadas. Con esta evolución se ha conseguido resolver, principalmente, aspectos relacionados con las técnicas y métodos de estimación empleados. Sin embargo, otros aspectos aún necesitan de una mayor investigación. Estos aspectos están relacionados con las variables explicativas y con el diseño y selección de las muestras. Los modelos de predicción de insolvencia han incorporado determinadas variables no financieras con objeto de incrementar la precisión de las estimaciones. En

este sentido, activos intangibles como la RC y la calidad de los beneficios empresariales han venido mostrando un importante poder explicativo en la situación de insolvencia. No obstante, la literatura demanda un mayor conocimiento sobre las relaciones entre RC y calidad de los beneficios empresariales y sobre sus efectos en la situación financiera de las empresas (Casado, Yáñez y Peláez, 2017; Muñoz-Izquierdo, Camacho-Miñano y Pascual-Ezama, 2017). Además, y aunque la literatura previa ha desarrollado modelos focalizados en determinados sectores y otros con un carácter más general utilizando muestras de varias industrias, aún son escasos los estudios empíricos que demuestran la superioridad de unos sobre otros (Alaminos, del Castillo y Fernández, 2016). Entonces, conocer si los modelos globales consiguen una mayor precisión que los modelos focalizados en muestras de empresas de una sola actividad es una cuestión relevante (Laguillo, del Castillo, Fernández y Becerra, 2019). Finalmente, otros de los aspectos en los que se demanda una mayor investigación es el relacionado con las cualificaciones de auditoría por empresa en funcionamiento. Los modelos que predicen estas opiniones cualificadas han resultado muy importantes para el análisis de la insolvencia empresarial, pero su desarrollo en diferentes sectores económicos aún es escaso, sobre todo en industrias relacionadas con el deporte (Hossaina, Chappleb y Monroe, 2018; Zéman y Lentner, 2018). Estos huecos existentes en la investigación previa sobre predicción de insolvencia dan lugar a plantear las cuestiones de investigación que se formulan a continuación, y a las que esta tesis doctoral ha tratado de dar respuesta a través de las publicaciones que integran el presente compendio.

En referencia a las variables no financieras a incorporar a los modelos de predicción de insolvencia, formulamos dos cuestiones de investigación. La primera sobre la relación entre RC y calidad de los beneficios:

Cuestión 1 (C1): ¿Existe asociación entre la RC y la calidad de los beneficios de las empresas que operan en el mercado europeo?

Y la segunda sobre los efectos de la RC en la situación financiera empresarial:

Cuestión 2 (C2): ¿El efecto de una buena RC impacta positivamente en la situación financiera empresarial a través de una mayor calidad de los beneficios empresariales?

Por su parte, las cuestiones de investigación tercera y cuarta se refieren a la comparación entre modelos centrados en un solo sector económico y modelos globales que utilizan muestras de empresas de varios sectores. En consecuencia, la tercera cuestión de investigación se formula en los siguientes términos:

Cuestión 3 (C3): ¿Presentan una mayor precisión los modelos de predicción de insolvencia contruidos con muestras de empresas de un solo sector frente a los contruidos con muestras de varios sectores?

Y la cuarta cuestión de investigación del modo siguiente:

Cuestión 4 (C4): ¿Son diferentes los predictores en los modelos centrados respecto a los modelos globales de predicción de insolvencia?

Por último, y referencia a los modelos de predicción de opiniones de auditoría cualificadas por empresa en funcionamiento, surgen las cuestiones quinta y sexta. En este sentido, la cuestión quinta la enunciamos como:

Cuestión 5 (C5): ¿Es posible disponer de un modelo de alta precisión para predecir opiniones de auditoría cualificadas por continuidad en la industria del fútbol?

Y la cuestión sexta como:

Cuestión 6 (C6): ¿Son diferentes los predictores en los modelos de predicción opiniones de auditoría cualificadas por continuidad para la industria del fútbol respecto a otras industrias?

RESULTADOS

Para dar respuesta a las dos primeras cuestiones de investigación (¿Existe asociación entre la RC y la calidad de los beneficios de las empresas que operan en el mercado europeo?, ¿El efecto de una buena RC impacta positivamente en la situación financiera empresarial a través de una mayor calidad de los beneficios empresariales?) se llevó a cabo el estudio “Corporate Reputation, Financial Performance and Earnings Quality” (Fernández-Gámez, del Castillo, Alaminos, Santos y Alcoforado, 2018). En este trabajo se investiga las relaciones entre la calidad de los beneficios y la RC, utilizando las métricas publicadas por el Reputation Institute de España como proxy de la RC (Reprak Spain, 2016). La medida de RC del Reputation Institute se ha convertido en un estándar internacional para evaluar y gestionar estratégicamente CR. Por su parte, para medir la calidad de los beneficios se ha seguido el Modelo Modificado propuesto por Jones (1991), en el que el valor absoluto del crecimiento de los devengos discrecionales está inversamente relacionado con la calidad de los beneficios. Además, utilizamos modelos de regresión para detectar la relación inversa entre el valor absoluto de los devengos discrecionales y la RC. Varios estudios empíricos han examinado estos beneficios y apoyan una relación positiva entre RC y desempeño financiero (Alamgir y Uddin, 2017).

Concretamente, la información utilizada del ranking español de empresas más reputadas (Reprak Spain, 2016), inicialmente incluía 101 empresas. De éstas, 20 empresas financieras han sido eliminadas porque era difícil definir sus devengos. En consecuencia, la muestra final ha estado integrada por 81 empresas de diferentes industrias, que posteriormente se han emparejado con otras 81 empresas no incluidas en el citado ranking del Reputation Institute.

Una vez que los devengos discrecionales de cada empresa y año han sido estimados, se ha construido una regresión para testar la asociación entre la calidad de los beneficios y la RC. Para ello, se ha adaptado el modelo

de regresión propuesto por Adigüzel y Özbay (2017) y Luchs, Stuebs y Sun (2009), y que se especifica como aparece en (1).

$$|DA_{i,t}| = \beta_0 + \beta_1 * RC_{i,t} + \beta_2 * A_{i,t} + \beta_3 * END_{i,t} + \beta_4 * LIQ_{i,t} + \beta_5 * IND_{i,t} + \mu_{i,t} \quad (1)$$

donde $|DA_{i,t}|$ es el valor absoluto de los devengos discrecionales de la empresa i en el año t , $RC_{i,t}$ es una variable ficticia que toma el valor 1 si la compañía aparece en el ranking del Reputation Institute y toma el valor 0 en caso contrario; $A_{i,t}$ representa el total activo de la empresa i en el año t ; $END_{i,t}$ es el ratio de endeudamiento medido por el total deudas respecto al total activo de la empresa i en el año t ; $LIQ_{i,t}$ es el ratio de liquidez medido por los activos líquidos respecto a las deudas a corto plazo; $IND_{i,t}$ es una variable ficticia que toma el valor 1 si la empresa pertenece al sector de servicios (transporte, telecomunicaciones, distribución y turismo) y toma el valor 0 si pertenece a los sectores de energía, construcción o manufacturero. Finalmente, $\mu_{i,t}$ representa el término de error de la regresión.

Los resultados obtenidos sugieren que las empresas más reputadas tienen devengos discrecionales menores que las que no aparecen en el ranking de reputación. Además, tiene valores más altos que la muestra de control para todas las demás variables excepto para el endeudamiento (END). La tabla 1 muestra la significación de las diferencias entre los valores medios de las variables de las empresas reputadas y no reputadas. Usando la prueba t y la prueba no paramétrica de Wilcoxon es posible concluir que existen diferencias significativas en el valor absoluto de los devengos discrecionales ($|DA|$), los activos totales (A) y el nivel de endeudamiento financiero (END). Para probar nuestra hipótesis de que las empresas con mejor RC tienen una mayor calidad de beneficios, desarrollamos el modelo de regresión propuesto en (1). Si la hipótesis es cierta, esperamos una

Resultados

relación negativa significativa entre el valor absoluto de los devengos discrecionales y RC.

Tabla 1. Estadísticos descriptivos

	Empresas reputadas			Empresas no reputadas		
	Media	Desv. Est.	Mediana	Media	Desv. Est.	Mediana
DA _{i,t}	0,0770	0,0637	0,0577	0,1129	0,1011	0,0912
A	5936600,2176	10168548,0379	1199989,3054	216930,6043	506960,4705	12230,1840
END	0,6314	0,1977	0,6182	0,7238	0,1776	0,7636
ROA	6,7072	7,0285	5,9346	5,8776	7,1988	4,0473
LIQ	0,0704	0,1097	0,0214	0,0669	0,1061	0,0277
			<u>Test-t (p-valor)</u>			<u>Test de Wilcoxon (p-valor)</u>
	DA _{i,t}		0,017			0,048
	A		0,000			0,000
	END		0,006			0,006
	ROA		0,506			0,252
	LIQ		0,902			0,271

Por su parte, la tabla 2 informa de los resultados del análisis de regresión. El coeficiente β_1 asciende a -0,034, y es significativo (con p-valor=0,038). Por tanto confirma la relación inversa entre el valor de los devengos discrecionales y la RC. Además, el coeficiente β_2 asciende a 0,021, y también es significativo (p-valor=0,024), indicando que los mayores devengos discrecionales se asocian con las empresas más grandes.

Tabla 2. Análisis de regresión

Variables	Coefficientes	Error Est.	t	Pr> t
Constante	0,124	0,039	3,136	0,002**
RC	-0,034	0,017	-1,196	0,038*
A	0,021	0,008	0,061	0,024*
END	0,037	0,043	0,866	0,388
LIQ	0,106	0,172	0,912	0,477
IND	0,014	0,018	0,767	0,444

Siguiendo con las cuestiones de investigación planteadas, las respuestas relativas a las cuestiones tercera y cuarta (¿Presentan una mayor precisión los modelos de predicción de insolvencia contruidos con muestras de empresas de un solo sector frente a los contruidos con muestras de varios sectores?, ¿Son diferentes los predictores en los modelos centrados respecto a los modelos globales de predicción de insolvencia?) se obtuvieron a través de la investigación realizada sobre criterios de selección muestral en los modelos de predicción de insolvencia “Predictive potential of the global bankruptcy models in the tourism industry” (Del Castillo y Fernández, 2021). Este estudio ha realizado una comparación de modelos de predicción de insolvencia utilizando información de empresas pertenecientes a varios sectores de la industria del turismo. En la literatura previa destacan, de una parte, los modelos contruidos con datos procedentes de empresas de diferentes sectores, y que vienen denominándose globales (Chen, Härdle y Moros, 2011; Sangjae y Wu, 2013). De otra parte, los modelos desarrollados con muestras de empresas de una industria específica, y que se denominan modelos centrados (Alam et al., 2000; Park y Hancer, 2012; Fernández, Cisneros y Callejón, 2016; Keener, 2013). No obstante, son aún escasas las evidencias acerca de la superioridad de una clase de modelos frente a la otra (Alaminos, del Castillo y Fernández, 2016; Bellovary, Giacomino y Akers, 2007), convirtiéndose ésta en una importante área de investigación. Con objeto de dar respuesta a la cuestión planteada, se han contruido modelos globales utilizando diferentes muestras de empresas turísticas españolas en situación de quiebra para el período comprendido entre 2017 y 2019. Estas empresas insolventes se han emparejado con empresas solventes con criterios de actividad y tamaño para diferentes sectores de la industria del turismo (hoteles, restaurantes y agencias de viajes). Así mismo, se ha dispuesto de muestras de empresas de cada uno de los sectores, y que se han reservado para el diseño de los modelos que hemos denominado centrados. En todos los casos se ha utilizado información correspondiente a dos años antes de la quiebra de las empresas, y fue obtenida de la base de

Resultados

datos Sistemas de Balances Ibéricos de Bureau van Dijk. La distribución sectorial de la muestra seleccionada aparece en la tabla 3.

Tabla 3. Distribución de la muestra

	NQ	Q	Total	%
Hoteles	69	69	138	33.99
Restaurantes	107	107	214	52.71
Agencias de viajes	27	27	54	13.30
Total	203	203	406	100.00

Q: Quiebra; NQ: No quiebra.

Con el fin de realizar un análisis comparativo robusto, los modelos han sido contruidos utilizando la misma metodología, concretamente Perceptrón Multicapas (PMC). Complementariamente, el estudio utiliza diferentes criterios estadísticos para evaluar la bondad de los modelos desarrollados. Son los criterios de selección de modelos propuestos por Akaike (1973), Schwarz (1978) y Hannan y Quinn (1979). El criterio de Akaike (1973) se expresa según (2), y se basa en la maximización del logaritmo esperado de la función de plausibilidad.

$$AIC = 2k - 2Ln(L) \quad (2)$$

siendo k el número de parámetros y L es el valor máximo de dicha función de plausibilidad.

Por su parte, el criterio de Schwarz (1978) es una alternativa al criterio anterior y utiliza un enfoque bayesiano que penaliza el número de parámetros con $Ln(n)$ en lugar de con 2. Su expresión aparece en (3).

$$BIC = -2Ln(L) + Ln(n) + k \quad (3)$$

donde n representa el número de observaciones.

Resultados

Por último, el criterio propuesto por Hannan y Quinn (1979), que modifica al propuesto por Schwarz (1978), y que posee una menor penalización del tamaño muestral. Se especifica como aparece en (4).

$$HQC = - 2Ln (L) + 2 Ln [Ln (n)] k \quad (4)$$

Por su parte, las variables independientes utilizadas fueron seleccionadas de los estudios previos de predicción de quiebra en la industria del turismo, y recogen aspectos relacionados con liquidez, rentabilidad, eficiencia y estructura financiera de las empresas de la muestra. Concretamente, las variables para la construcción del modelo global provienen de los estudios de Gu y Gao (2000), Kim y Gu (2006a), Park y Hancer (2012) y Pacheco (2015). Las correspondientes al sector de hoteles, de los estudios de Li y Sun (2012) y Fernández et al. (2016). Las de restaurantes, de Gu (2002), Kim y Gu (2006b) y Becerra-Vicario et al. (2020). Finalmente, las de agencias de viajes se corresponden con las utilizadas por Hedija (2017). La Tabla 4 presenta un detalle de dichas variables. Junto a las anteriores variables, se ha considerado una variable dependiente de tipo binaria que toma el valor 1 si la empresa está en situación de quiebra y 0 en caso contrario.

Tabla 4. Variables independientes

Variable	Código	Descripción
MODELO GLOBAL		
Liquidez	VG1	Activos corrientes/Pasivos corrientes
Eficiencia	VG2	Ventas/Total activo
Rentabilidad financiera	VG3	Beneficio neto/Fondos propios
Rentabilidad económica	VG4	EBIT/Total activo
Endeudamiento	VG5	Total deudas/Total activo
Cobertura deuda	VG6	EBITDA/Pasivo corriente
MODELO HOTEL		
Flujos libres de caja	VH1	Flujos libres de caja /Total deudas
Margen neto	VH2	Beneficio neto/Ventas
MODELO RESTAURANTE		
Margen bruto	VR1	Beneficio bruto/Ventas
Endeudamiento largo plazo	VR2	Pasivo no corriente /Total activo
MODELO AGENCIA DE VIAJES		
Ratio Fondo de Maniobra	VT1	Fondo de Maniobra/Total activo
Beneficio retenido	VT2	Beneficio retenido/Total activo

Resultados

Para contrastar si los modelos globales predicen la quiebra correctamente en cualquiera de los sectores considerados en el estudio, se han construido tres modelos centrados. Posteriormente, los resultados de estos modelos centrados han sido comparados con los obtenidos por el modelo global usando datos exclusivos de las muestras sectoriales (hoteles, restaurantes y agencias de viajes).

La tabla 5 y la figura 4 presentan los resultados de los modelos centrados. La precisión alcanzada por los mismos con los datos de testeo oscila entre el 89,729% conseguido para agencias de viajes y el 90,989% para restaurantes. Además, todos los modelos presentan una adecuada bondad de ajuste, pues en todos los casos el área bajo la curva ROC está próxima a 1.

Tabla 5. Resultados de los modelos centrados

	Precisión (%)		Bondad de ajuste	Criterios de selección de modelos		
	Entrenamiento	Testeo	Curva ROC	AIC	BIC	HQC
Hotel	91,733	90,215	0,938	279,317	293,844	263,201
Restaurante	92,089	90,989	0,940	258,203	263,772	252,481
Agencia de viajes	90,101	89,729	0,921	290,286	298,815	288,304

ROC: Receiver Operating Characteristic; AIC: Criterio Akaike; BIC: Criterio Schwarz; HQC: Criterio Hannan y Quinn.

Por su parte, las variables de mayor sensibilidad han resultado ser VG4, VG3 y VH2 (para hoteles), VG5 y VR1 (para restaurantes) y VG6 (para agencias de viajes), en todos los casos con un impacto superior al 60% (figura 4).

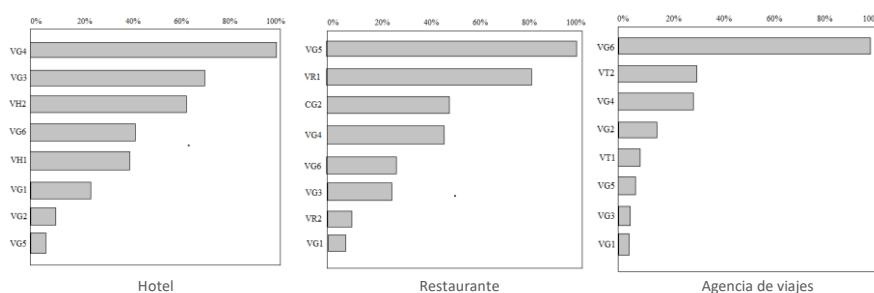


Figura 4. Sensibilidad de las variables (modelos centrados)

Resultados

Así mismo, la tabla 6 muestra los resultados obtenidos aplicando el modelo global con variables sectoriales en cada una de las submuestras (hoteles, restaurantes y agencias de viajes). La precisión del modelo global en todos los casos supera el 88% con datos de testeo y la curva ROC indica también un buen ajuste del mismo. Por su parte, la figura 5 ilustra sobre la sensibilidad de las variables en el modelo global, comprobándose que son significativamente diferentes en relación con las de mayor impacto en los modelos centrados.

Tabla 6. Resultados del modelo global

	Precisión (%)		Bondad de ajuste	Criterios de selección de modelos		
	Entrenamiento	Testeo	Curva ROC	AIC	BIC	HQC
Muestra hoteles	92,733	90,636	0,953	172,572	181,461	170,885
Muestra restaurantes	93,402	91,320	0,957	165,290	178,536	161,072
Muestra a. viajes	90,731	88,437	0,948	174,337	190,914	173,280

ROC: Receiver Operating Characteristic; AIC: Criterio Akaike; BIC: Criterio Schwarz; HQC: Criterio Hannan y Quinn.

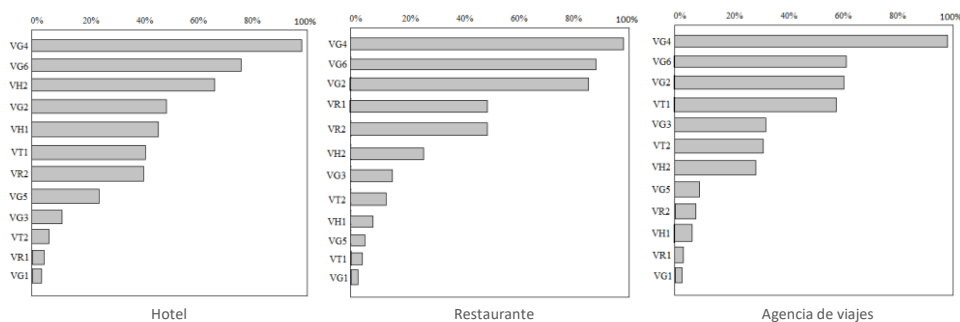


Figura 5. Sensibilidad de las variables (modelo global)

Finalmente, una comparación sobre la bondad de los modelos construidos aparece en la tabla 7. Los criterios de selección de modelos utilizados indican que el modelo global presenta una mayor bondad de ajuste que los modelos centrados en cada una de las submuestras sectoriales (hoteles, restaurantes y agencias de viajes). En efecto, los valores obtenidos

por el modelo global en los criterios AIC, BIC y HQC son siempre menores que los correspondientes a los modelos centrados. En consecuencia, se constató que un modelo global con variables sectoriales puede predecir mejor que los modelos centrados, en cualquiera de las actividades objeto de estudio.

Tabla 7. Modelo global vs. Modelos centrados

	AIC	BIC	HQC
HOTEL			
Modelo centrado	279.317	293.844	263.201
Modelo global	172.572	181.461	170.885
RESTAURANTE			
Modelo centrado	258.203	263.772	252.481
Modelo global	165.290	178.536	161.072
AGENCIA DE VIAJES			
Modelo centrado	290.286	298.815	288.304
Modelo global	174.337	190.914	173.280

AIC: Criterio Akaike; BIC: Criterio Schwarz; HQC: Criterio Hannan y Quinn.

Por último, y para dar respuesta a las cuestiones de investigación quinta y sexta (¿Es posible disponer de un modelo de alta precisión para predecir opiniones de auditoría cualificadas por continuidad en la industria del fútbol?, ¿Son diferentes los predictores en los modelos de predicción opiniones de auditoría cualificadas por continuidad para la industria del fútbol respecto a otras industrias?), se realizó la investigación “Going concern opinion prediction for football clubs: Evidence from the Spanish league” (Alaminos, del Castillo y Fernández, 2020). Este estudio tiene como objetivo el diseño de un modelo de predicción de opiniones de auditoría cualificadas por continuidad para clubes de fútbol.

El principio de gestión continuada es de gran trascendencia en la formulación de los estados financieros debido a que, en gran medida, la información financiera contempla la hipótesis de la continuidad de la actividad de la empresa en un escenario futuro. Como consecuencia, los modelos de predicción de opiniones de auditoría cualificadas por continuidad han tenido un gran desarrollo en la literatura económica y

financiera (Goo, Chi y Shen, 2016; Yeh, Chi y Lin, 2014). Estos modelos se han elaborado para sectores específicos tales como el industrial, el financiero y el tecnológico, aunque no existen precedentes para las empresas relacionadas con el deporte (Myers, Schmidt y Wilkins, 2014). No obstante, los modelos adaptados a las características específicas de los clubes deportivos permitiría disponer de una importante información para el análisis de su viabilidad financiera, y muy especialmente para los auditores, que están obligados a pronunciarse sobre la continuidad conforme a lo exigido en la reciente legislación europea de Fair Play Financiero para los clubes de fútbol (UEFA, 2015). Actualmente, el sistema de licencias exige determinados requisitos financieros que los clubes deben cumplir, y desde 2009, con la aplicación del mencionado Fair Play Financiero, la opinión del auditor en cuanto a la continuidad de la actividad del club es uno de ellos.

La evaluación de la continuidad empresarial ha sido ampliamente tratada en la literatura. Desde el trabajo seminal de McKee (1976), han sido muchos los estudios que han abordado diferentes aspectos relacionados con la misma. Por ejemplo, Gallizo y Saladríguez (2016) y Khan, Lobo y Nwaeze (2017) analizaron diferentes efectos de la opinión por continuidad. Ittonen, Tronnes y Wong (2017) estudiaron la eficiencia de la información que dispone el auditor. Y Bellovary, Giacomino y Akers (2007) y Goo et al. (2016) construyeron modelos de predicción. Inicialmente, estos modelos utilizaron técnicas de análisis múltiple y discriminante (Mutchler, 1985), y con posterioridad, Probit (Koh y Brown, 1991) y Logit (Gaeremynck y Willekens, 2003). Finalmente, los modelos emplearon técnicas de RNA. Koh y Low (2004) realizaron una comparación entre RNA, AD y Logit y concluyeron sobre la superioridad de las RNA en el contexto de predicción de la opinión de continuidad. Martens et al. (2008) aplicaron Máquinas de Vectores de Soporte (MVS) y AD. Yeh et al. (2014) utilizaron las técnicas de Conjuntos Ásperos. Goo et al. (2016) combinaron PMC, AD y MVS. Esta combinación alcanzó un nivel de precisión superior al 89%. En términos similares,

Sánchez-Medina, Blázquez-Santana y Alonso (2017) aplicaron Logit y las combinaciones de clasificadores Boosting y Bagging, obteniendo una precisión del 80%. De los resultados de los modelos de predicción de opinión de auditoría cualificada por continuidad también se deduce que determinadas variables han sido los predictores más significativos. Destacan las variables financieras de liquidez, endeudamiento y rentabilidad (Yeh et al., 2014). También variables no financieras relacionadas con el gobierno corporativo (Hung y Shih, 2009; Wang y Deng, 2006), el capital intelectual (Yeh et al., 2014), y la actividad de la empresa (Ciechan-Kujawa, 2017).

El presente estudio ha utilizado diferentes métodos para el diseño de un modelo de predicción de opiniones de auditoría cualificadas por continuidad para los clubes de fútbol. Esta combinación de métodos trata de obtener un modelo robusto aplicando las técnicas que han demostrado alta precisión en los trabajos previos. A tal efecto se ha utilizado Logit, RNA y AD.

Logit es un modelo de clasificación no lineal (Hair et al., 1999). A partir de un suceso dicotómico, Logit predice la probabilidad de que este suceso ocurra. Para su estimación se utiliza la ecuación (5).

$$P(Y_i=1/x_i) = \frac{e^{(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k)}}{1 + e^{(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k)}} = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k)}} \quad (5)$$

donde β_0 es el término constante del modelo y β_1, \dots, β_k los coeficientes de las variables.

Por su parte, MDA es una técnica estadística que analiza las diferencias entre grupos respecto a las variables estudiadas (Fisher, 1936). Identifica la combinación lineal de variables independientes que discriminan mejor entre los grupos considerados. La expresión de la función discriminante, Z_{jk} , viene dada por la ecuación (6).

$$Z_{jk} = a + W_1X_{1k} + W_2X_{2k} + \dots + W_nX_{nk} \quad (6)$$

donde Z_{jk} es la puntuación de la función discriminante j para el objeto k , a es la constante, W_i representa la ponderación discriminante para la variable independiente i , y X_{ik} es la variable independiente i para el objeto k .

Por su parte, PMC es un modelo de RNA supervisada compuesto por una capa de unidades de entrada, una capa de salida y capa intermedia denominada oculta al no tener conexión con el exterior. El objetivo de PMC es conseguir una correspondencia entre un conjunto de datos de entrada y un conjunto de datos de salidas predeterminado. Según Núñez de Castro y Von Zuben (2001), el aprendizaje en PMC constituye una aproximación funcional en la que no es necesaria ninguna hipótesis previa sobre el modelo de comportamiento de los datos estudiados. Concretamente, consiste en ajustar las ponderaciones o pesos W asignados a cada variable explicativa de tal forma que se minimice el error de aprendizaje. Siendo $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2) \dots (x_p, y_p)\}$ un conjunto de patrones de aprendizaje y $\varepsilon(W, X, Y)$ la función de error, el proceso de entrenamiento busca las ponderaciones que minimizan el error de aprendizaje $E(W)$. Este proceso queda reflejado en la ecuación (7).

$$\min_W E(W) = \min_W \sum_{i=1}^p \varepsilon(W, x_i, y_i) \quad (7)$$

Complementariamente, y para obtener información sobre la importancia de las variables seleccionadas con PMC, se ha realizado un análisis de sensibilidad (Yang et al., 2008) que ha permitido determinar el impacto de cada variable en el problema objeto de estudio. Este análisis evalúa los valores de clasificación a través de la ecuación (8).

$$Sx_i = \sum_{j=1}^n (\Phi x_{ij}(o) - \Phi x_{ij})^2 \quad (8)$$

donde $\Phi_{x_{ij}}(0)$ representa el valor de la salida de la red cuando la variable X_{ij} vale cero, $\Phi_{x_{ij}}$ es el valor de clasificación ya conocido, X_i es la variable cuyo impacto se desea conocer, y Sx_i hace referencia a la sensibilidad de cada variable.

Finalmente, DT es un método analítico para clasificar datos mediante diferentes caminos posibles (Kingsford y Salzberg, 2008). Los nodos del árbol representan los atributos recogidos en los datos, las ramas representan los posibles caminos que pueden predecir la clase a la que pertenece un nuevo ejemplo, y las hojas establecen la clase a la que pertenece el ejemplo de prueba si se sigue por la ramificación en cuestión. En su lenguaje, los DT utilizan fórmulas en Forma Normal Disyuntiva (FND). Cada combinación en FND describe una parte del árbol según lo expresado por la ecuación (9) para el caso de tres variables.

$$(x_2 \wedge \neg x_3) \vee (x_2 \wedge x_3) \vee (\neg x_2 \wedge x_1) \vee (\neg x_2 \wedge \neg x_1) \quad (9)$$

En general, DT se procesa a través de un algoritmo que comienza con un árbol vacío y posteriormente se segmenta en determinados conjuntos de ejemplos eligiendo el atributo que mejor discrimina entre clases.

Las técnicas de análisis descritas se han aplicado a la información procedente de una muestra integrada por 40 clubes de fútbol españoles que han competido en Primera y en Segunda División en el período comprendido entre 2005 y 2016. Esta información fue proporcionada por la base de datos SABI y por el portal web Transfermarkt. De este modo se ha dispuesto de 70 observaciones/año para clubes que recibieron una opinión por continuidad y otras 70 observaciones/año para clubes que no han recibido opiniones calificadas por continuidad. Del total de observaciones, el 80% se reservaron para el entrenamiento de los modelo y el 20% para su testeo.

La variable dependiente en la investigación es la variable dicotómica GCO que toma el valor 1 si el club recibió una opinión calificada por continuidad y 0 en caso contrario. Por su parte, las variables independientes se seleccionaron de la literatura previa sobre modelos de predicción de opiniones de calificadas por continuidad y de la propia industria del fútbol (Goo, et al., 2016; Barajas y Rodríguez, 2014; Yeh et al., 2014; Koh y Low, 2004; Hung y Shih, 2009). En la tabla 8 aparece la definición de dichas variables.

Tabla 8. Variables econométricas para la predicción de continuidad

Categoría	Variable	Definición
LIQUIDEZ	CRR	Activos Circulantes/Pasivos Circulantes
	LQR	Tesorería + Equivalentes/Activos Totales
	WCR	Capital Operativo/Activos Totales
RENTABILIDAD	ATR	Ventas/Activos Totales
	ROA	Ganancias antes de Intereses e Impuestos/Activos Totales
	RTR	Ganancias Retenidas/Activos Totales
ENDEUDAMIENTO	DCR	Flujo de Caja/Deuda Total
	LVR	Deuda Total/Activos Totales
GOBIERNO CORPORATIVO	NMB	Número de Miembros en la Junta Directiva
CAPITAL INTELECTUAL	IC1	Ventas/Personal
	IC2	Ganancias antes de Intereses e Impuestos/Personal
	IC3	Gastos en Investigación y Desarrollo/Activos Totales
CARACTERÍSTICAS DEL CLUB DE FÚTBOL	PER	Rendimiento Deportivo del Club
	MSP	Tamaño de Mercado (Población de la Provincia)
	WGB	Gasto Salarial
	ACP	Puntos Acumulados
VARIABLES DE CONTROL	SIZ	Logaritmo Activos Totales
	AUD	1 si el Auditor es Big 4, y 0 en caso contrario

Por su parte, la tabla 9 presenta los resultados de clasificación. Los mejores valores de clasificación obtenidos han sido con MLP, que en la fase de testeo ascienden al 95,35%. Con DT, los resultados son del 89,64%, y a continuación, Logit registra un 86,24% y MDA 82,86%. Se pone de manifiesto, pues, que las técnicas computacionales obtienen una precisión mayor que las tradicionales técnicas estadísticas.

Resultados

Tabla 9. Resultados de clasificación para la predicción de continuidad

Método	Clasificación (%)		RMSE		Curva ROC	Variables Significativas
	Entrenamiento	Testeo	Entrenamiento	Testeo		
Logit	83,36	86,24	1,28	1,35	0,90	MSP, PER, CRR, ROA
MDA	93,75	82,86	1,69	1,81	0,86	MSP, PER, AUD, CRR, WCR, RTR, ROA, SIZ
MLP	80,68	95,35	0,97	0,92	0,95	MSP, PER, DCR, RTR, ROA, IC3
DT	88,89	89,64	1,41	1,28	0,88	MSP, WGB, AUD, ATR

RSME: Raíz del Error Cuadrático Medio

La tabla 9 también señala las variables que han resultado significativas con cada uno de los métodos utilizados. La variable tamaño del mercado (MSP) es significativa en todos los casos. Además, las variables rendimiento deportivo (PER) y rentabilidad (ROA) presentan significación en tres de los cuatro métodos. Estos resultados indican que los clubes con un tamaño de mercado más reducido, bajo rendimiento deportivo y una escasa rentabilidad tienen más probabilidad de recibir una opinión de auditoría cualificada por continuidad.

DISCUSIÓN

Los resultados obtenidos sobre la relación entre la calidad de los beneficios y la RC nos han permitido comprobar que un análisis global de las empresas también debe incorporar las percepciones que poseen los diferentes grupos de interés. Estos resultados están en la línea de los obtenidos por Barker e Imam (2008), quienes encontraron que los informes de los analistas se basan en gran medida en información no contable. Igualmente, nuestros resultados son similares a los de Luchs et al. (2009) con respecto a la relación entre RC y calidad de los beneficios en los Estados Unidos de América, pero difieren en la importancia del tamaño de la variable que hace referencia al total activo, que no es relevante en el mercado americano. Quizás las características de las empresas (las compañías estadounidenses tienden a ser más grandes) pueden justificar investigaciones adicionales en otros países para verificar la importancia del tamaño en la explicación del fenómeno estudiado.

De otra parte, los resultados de nuestros modelos globales y centrados indican que los modelos globales, construidos a partir de muestras de empresas de diferentes actividades, ofrecen las mejores bondades de ajuste para la predicción de insolvencia en la industria del turismo. Aunque no existen modelos globales previos especialmente diseñados para el turismo, algunos estudios ya apuntaban excelentes resultados al considerar muestras compuestas por dos o más actividades. Tal es el caso del modelo propuesto por Gu y Gao (2000) con hoteles y restaurantes, el de Kim y Gu (2006a) para hoteles, restaurantes y casinos, y el de Park y Hancer (2012) con una muestra de hoteles, restaurantes y empresas de servicios de entretenimiento. También, la utilidad y la mayor precisión de los modelos globales de predicción de insolvencia ya han sido puestas de manifiesto con carácter general en los estudios de Alaminos, del Castillo y Fernández (2016) y de Laguillo et al. (2019).

En referencia a los resultados de precisión obtenidos, hemos comprobado que en algunos casos se superan a los de la literatura previa. Por ejemplo, a los modelos de Gu (2002) y Kim y Gu (2006b) centrados en restaurantes, y que obtuvieron una precisión alrededor del 80%. Sin embargo, y respecto a otros estudios previos, nuestros resultados de precisión quedan ligeramente por debajo de los obtenidos por Youn y Gu (2010) y Park y Hancer (2012), que consiguieron una precisión próxima al 97% con muestras de restaurantes.

Por último, las variables más significativas para explicar la situación de insolvencia en la industria del turismo, y desde una perspectiva global, han sido VG2, VG4, VG6, VR2 y VT1. Estas variables hacen referencia a rentabilidad, cobertura de las deudas, eficiencia, endeudamiento y liquidez. Estos resultados coinciden parcialmente con los obtenidos por Pacheco (2015) con hoteles y restaurantes portugueses, para los que señalaba al endeudamiento como el mejor predictor de quiebra. También con los obtenidos por Fernández, Cisneros y Callejón (2016), Young y Gu (2010) y Kim y Gu (2006a) respecto a la importancia de la rentabilidad y la capacidad de devolución de la deuda de los hoteles y restaurantes. No obstante, nuestro modelo global destaca otras variables que no han sido puestas de manifiesto en estudios previos. Por ejemplo, la eficiencia de las corporaciones turísticas aparece con una sensibilidad superior al 60% en varios de nuestros modelos, y nunca había sido señalada por la literatura sobre predicción de insolvencia en turismo como una de las de mayor impacto. Quizás, las diferentes definiciones de las muestras utilizadas y de períodos de estudios utilizados han conducido a estos resultados diferentes.

Nuestros estudios también han proporcionado un modelo exclusivo de predicción de opiniones de auditoría cualificadas por continuidad en la industria del fútbol, consiguiendo una precisión que supera el 95%. Estos resultados indican que PMC ha mejorado los resultados de precisión

obtenidos por la literatura previa (Belovary, Giacomino y Akers, 2007; Sánchez-Medina et al., 2017; Yeh et al., 2014). Los resultados obtenidos han indicado, además, un conjunto exclusivo de variables significativas. Estos resultados son distintos a los obtenidos para otras industrias tales como la manufacturera o la financiera. Ello puede ser debido a que diversas variables específicas de la industria del fútbol que han resultado significativas en nuestro modelo (por ejemplo, el rendimiento deportivo y el tamaño del mercado), no aparecen, lógicamente, en los estudios previos sobre otras industrias. Por último, otras variables que si han resultado significativas en la literatura previa, no lo han sido para los clubes de fútbol. Tal es el caso de las relacionadas con el nivel de deudas, las características del gobierno corporativo, el tipo de auditor y el denominado capital intelectual (Abbott, 2000; Anandarajan y Anandarajan, 1999; Martens et al., 2008; Wang y Deng, 2006; Yeh et al., 2014). Por consiguiente, los predictores más importantes en el modelo de predicción opiniones de auditoría calificadas por continuidad para el futbol integran un conjunto único y diferente de los que han resultado significativos para otras industrias.

CONCLUSIONES

La investigación realizada en la presente tesis doctoral ha tenido como objetivo incrementar el conocimiento sobre los modelos de predicción de insolvencia resolviendo aspectos relacionados con las técnicas y métodos de estimación empleados, concretamente sobre variables explicativas y selección muestral. Este objetivo ha sido cubierto con tres trabajos de investigación publicados en revistas científicas del área de ciencias sociales (Fernández, Del Castillo, Alaminos, Santos y Alcoforado, 2018; Alaminos, Del Castillo y Fernández, 2020; Del Castillo y Fernández, 2021). Los resultados obtenidos de la investigación realizada han posibilitado las conclusiones que aparecen a continuación.

En primer lugar, se ha conseguido demostrar empíricamente que la RC es un activo inmaterial que contribuye a la calidad de los beneficios. Las empresas más reputadas tienen devengos discretionales menores respecto a las de menor reputación. Asimismo, las características de las empresas son determinantes en esta relación, pues la calidad de los beneficios no es igual en todas las industrias. Es más alta en las industrias terciarias (transporte, aerolíneas, telecomunicaciones, medios de comunicación, servicios públicos, distribución y turismo) y más baja en las industrias primarias y secundarias (petróleo, energía, construcción y manufactura). En consecuencia, la RC podría incorporarse como variable en los modelos de predicción de insolvencia porque también es un indicador de la calidad de la información financiera.

En segundo lugar, que los modelos de predicción de insolvencia globales consiguen mayor precisión que los modelos centrados usando información de dos años antes del momento de la insolvencia. Estos resultados han sido aquí constatados para la industria del turismo y confirman los obtenidos por la literatura previa en otros sectores de actividad y para diferentes regiones del mundo.

En tercer lugar, que el modelo desarrollado para predecir opiniones de auditoría cualificadas por continuidad ha permitido constatar que la rentabilidad, el desempeño deportivo y el tamaño del mercado son los mejores predictores sobre la continuidad de los clubes de fútbol. También, que utilizando técnicas computacionales de PMC se ha obtenido un modelo robusto, que supera el 95% de precisión con muestras de testeo.

Estas conclusiones contribuyen a la literatura sobre predicción de insolvencia en diferentes aspectos. De una parte, complementa el conocimiento sobre RC al determinar que la calidad de las ganancias está relacionada con información tanto contable como no contable. De otra parte, sugieren determinados criterios para abordar con éxito estrategias de predicción de insolvencia en diferentes industrias. En este sentido, debe tenerse en cuenta que un modelo global puede predecir con alta precisión en empresas de determinadas industrias, lo que supone un importante ahorro de costes de elaboración y de desarrollo. Igualmente, los alentadores resultados obtenidos sobre la continuidad de los clubes de fútbol también aportan un conjunto de pruebas para un mejor análisis de la situación financiera de la industria del deporte.

Por último, las anteriores conclusiones nos han sugerido futuras líneas de investigación. Sería interesante confirmar los resultados obtenidos sobre variables explicativas y selección muestral en otros entornos macroeconómicos. Esto proporcionaría una elevada capacidad de generalización porque, entre otras cuestiones, el poder explicativo de la calidad de los beneficios tiende a incrementarse en los países con mayor protección de los inversores. También contrastar los resultados de la presente tesis con muestras de clubes deportivos pertenecientes a otras regiones del mundo que proporcionen nuevos entornos financieros y legislativos.

BIBLIOGRAFÍA

Abbott, L. J. (2000). The effects of audit committee activity and independence on corporate fraud. *Managerial Finance*, 26, 55-67.

Adigüzel, H. y Özbay, D. (2017). Corporate reputation and real activities management: Evidence from an emerging economy. *Journal of Business Economic Policies*, 4(1), 77-89.

Ahmadpour, A. y Shahsavari, M. (2016). Earnings management and the effect of earnings quality in relation to bankruptcy level (Firms listed at the tehran stock exchange). *Iranian Journal of Management Studies*, 9(1), 77-99.

Akaike, H, (1973). Information theory and an extension of the maximum likelihood principle. In B. N. Petrov y F. Csaki (Eds,), *Second International Symposium on Information Theory*, 267-281.

Alam, P., Booth, D., Lee, K. y Thordarson, T. (2000). The use of fuzzy clustering algorithm and self-organizing neural networks for identifying potentially failing banks: An experimental study. *Expert Systems with Applications*, 18, 185-199.

Alamgir M. y Uddin, M. N. (2017). The mediating role of corporate image on the relationship between corporate social responsibility and firm performance: An empirical study. *International Journal Business Development Studies*, 9(1), 91-111.

Alaminos, D., Del Castillo, A. y Fernández, M. A. (2016). A global model for bankruptcy prediction. *PLoS ONE*, 11(11), e0166693.

Bibliografía

Alaminos, D., del Castillo, A. y Fernández, M. A. (2020). Going concern opinion prediction for football clubs: Evidence from the spanish league. *Contaduría y Administración*, 65 (1), 1-23.

Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, 23, 4, 589-609.

Anandarajan, M. y Anandarajan, A., (1999). A comparison of machine learning techniques with a qualitative response model for auditors' going concern reporting. *Expert Systems with Applications*, 16 (4), 385-392.

Ardakhani, M. N., Mehrjerdi, V. Z., Sarvi, M. y Sarvi, E. (2016). A survey of the capability of k nearest neighbors in prediction of bankruptcy of companies based on selected industries. *Scinzer Journal of Accounting and Management*, 2, 27-37.

Bao, X., Tao, Q. y Fu, H. (2015). Dynamic financial distress prediction based on Kalman filtering. *Journal of Applied Statistics*, 42(2), 292-308.

Barajas, Á. y Rodríguez, P. (2014). Spanish football in need of financial therapy: Cut expenses and inject capital. *International Journal of Sport Finance*, 9, 73-90.

Barboza, F., Kimura, H. y Altman, E. I. (2017). Machine learning models and bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 83, 405-17.

Barker, R. y Imam, S. (2008). Analysts' perceptions of 'earnings quality'. *Accounting and Business Research*, 38 (4), 313-329.

Barnett, M. L., Jermier, J. M. y Lafferty, B. A. (2006). Corporate reputation: The definitional landscape. *Corporate Reputation Review*, 9(1), 26-38.

Barney, J, (1991). Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of Management*, 17(1), 99-120.

Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. Empirical research in accounting: selected studies. *Journal of Accounting Research*, 4, 1-111.

Beaver, W, H., Correia, M. y McNichols, M. F. (2012). Do differences in financial reporting attributes impair the predictive ability of financial ratios for bankruptcy? *Review of Accounting Studies*, 17(4), 969–1010.

Becerra-Vicario, R., Alaminos, D., Aranda, E. y Fernández-Gámez, M. A, (2020). Deep Recurrent Convolutional Neural Network for Bankruptcy Prediction: A Case of the Restaurant Industry. *Sustainability*, 12, 5180.

Bellovary, J., Giacomino, D. y Akers, M. (2007). A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present. *Journal of Financial Education*, 33 (Winter), 1-42.

Bhattacharjee, A. y Han, J. (2014). Financial distress of Chinese firms: microeconomic, macroeconomic and institutional influences. *China Economic Review*, 30, 244–262.

Bratten, B., Gaynor, L. M., McDaniel, L., Montague, N. R. y Sierra, G. E. (2013). The audit of fair values and other estimates: The effects of underlying environmental, task, and auditor-specific factors. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, 32(1), 7-44.

Brezigar-Masten, A. y Masten, P. (2012). CART-based selection of bankruptcy predictors for the logit model. *Expert Systems with Applications*, 39, 10153-10159.

Callejón, A. M., Casado, A.M., Fernández, M. A. y Peláez, J. I. (2013). A System of Insolvency Prediction for industrial companies using a financial alternative model with neural networks. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 4, 1-13.

Campa, D. y Camach, M. (2013). Earnings management among bankrupt non-listed firms: evidence from Spain. *Spanish Journal of Finance and Accounting*, 43, 3-20.

Casado, A. M., Yáñez, E. R. y Peláez, A. (2017). The value of corporate reputation in the bankruptcy risk. *Journal of Systemics, Cybernetics and Informatics*, 15(1), 38-43.

Cenciarelli, V. G., Greco, G. y Allegrini, M. (2018). External audit and bankruptcy prediction. *Journal of Management and Governance*, 22, 863-890.

Chen, S., Härdle, W. K. y Moros, R. A. (2011). Modeling default risk with support vector machines. *Quantitative Finance*, 11(1), 135-154.

Chesser, D. L. (1974). Predicting loan noncompliance. *Journal of Commercial Bank Lending*, 56, 28-38.

Ciechan-Kujawa, M. (2017). The business audit as an alternative to discriminant analysis in assessing risks of going concern. *Financial Environment and Business Development*, 113-126.

Del Castillo García, A. y Fernández Miguélez, S. M. (2021). Predictive potential of the global bankruptcy models in the tourism industry. *Tourism & Management Studies*, 1-13.

Delgado-García, J. B., Quevedo-Puente, E. y Díez-Esteban, J. M. (2013). The impact of corporate reputation on firm risk: A panel data analysis of Spanish quoted firms. *British Journal of Management*, 24(1), 1-20.

Dimitras, A. I., Slowinski, R., Susmaga, R. y Zopounidis, C. (1999). Business failure prediction using rough sets. *European Journal of Operational Research*, 114, 263-80.

Dimitras, A., Zanakis, S. y Zopounidis, C. (1996). A survey of business failures with an emphasis on prediction methods and industrial applications, *European Journal of Operational Research*, 90, 487-513.

DuJardin, P. (2015). Bankruptcy prediction using terminal failure processes. *European Journal of Operational Research*, 242, 286-303.

Durand, D. (1941). *Risk Elements in Consumer Instalment Financing*. New York: National Bureau of Economic Research.

El Kalak, I. y Hudson, R. (2016). The effect of size on the failure probabilities of SMEs: An empirical study on the US market using discrete hazard model. *International Review of Financial Analysis*, 43, 135-145.

Fan, A. y Palaniswami, M. (2000). Selecting Bankruptcy Predictors Using a Support Vector Machine Approach. In *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, Neural Computing: New Challenges and Perspectives for the New Millennium*, Italy, 354-59.

Bibliografía

Feldman, P. M., Bahamonde, R. A. y Bellido, I. V. (2014). A new approach for measuring corporate reputation. *Revista de Administração de Empresas*, 54(1), 53-66.

Fernández-Gámez, M. A., del Castillo, A., Alaminos, D., Santos, J. C. A. y Alcoforado, E. (2018). Corporate reputation, Financial Performance and Earnings Quality. *Journal of Scientific & Industrial Research*, 78, 15-18.

Fernández-Gámez, M. A., Cisneros-Ruiz, A. J. y Callejón-Gil, A. M. (2016). Applying a probabilistic neural network to hotel bankruptcy prediction. *Tourism & Management Studies*, 12(1), 40-52.

Filipe, S. F., Grammatikos, T. y Michala, D. (2016). Forecasting distress in European SME portfolios. *Journal of Banking and Finance*, 64(1), 112-135.

Fisher, R. A. (1936). The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annals of Human Genetics*, 7 (2), 179-188.

Fitzpatrick, P. J. (1932). *A Comparison of the Ratios of Successful Industrial Enterprises with Those of Failed Companies*. Washington: The Accountants' Publishing Company.

Fombrun, C. J., Gardberg, N. A. y Barnett, M. L. (2000). Opportunity platforms and safety nets: Corporate citizenship and reputational risk. *Business and Society Review*, 105(1), 85-106.

Francis, J., Allen, H., Rajgopal, S. y Amy, Y. (2008). CEO Reputation and Earnings Quality. *Contemporary Accounting Research*, 25(1), 109-147.

Frydman, H., Altman, E. I. y Kao, D. L. (1985). Introducing recursive partitioning for financial classification: The case of financial distress. *The Journal of Finance*, 40, 269-91.

Gaeremynck, A. y Willekens, M. (2003). The endogenous relationship between audit-report type and business termination: Evidence on private firms in a non-litigious environment. *Accounting and Business Research*, 33 (1), 65-79.

Gallizo, J. R. y Saladrígues, R. (2016). An analysis of determinants of going concern audit opinion: Evidence from Spain stock exchange. *Intangible Capital*, 12 (1), 1-16.

García, J. M., García, B. y Penalva, F. (2009). Accounting conservatism and corporate governance. *Review of Accounting Studies*, 14, 161–201.

Geiger, M. A., Raghunandan, K. y Rama, D. V. (2005). Recent changes in the association between bankruptcies and prior audit opinions. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, 24(1), 21-35.

Goo, Y. J., Chi, D. J. y Shen, Z. D. (2016). Improving the prediction of going concern of Taiwanese listed companies using a hybrid of LASSO with data mining techniques. *Springer Plus*, 5, 539.

Gu, Z. (2002). Analyzing bankruptcy in the restaurant industry: A multiple discriminant model. *International Journal of Hospitality Management*, 21(1), 25-42.

Gu, Z. y Gao, L. (2000). A multivariate model for predicting business failures of hospitality firms. *Tourism and Hospitality Research*, 2(1), 37-49.

Hair, J. F., Anderson, R. E., Tatham, R. L. y Black, W. C. (1999). *Análisis multivariante*. Madrid: Editorial Prentice Hall.

Hannan, E. J. y Quinn, B. G. (1979). The determination of the order of an autoregression. *Journal of the Royal Statistical Society*, 41(2), 190-195.

Hedija, V. (2019). Are Bankruptcy Models A Good Predictor Of Firm Financial Distress Of Travel Agents In The Czech Republic? *Economy & Business Journal*, 13(1), 87-93.

Henkel, J. (2009). The risk-return paradox for strategic management: Disentangling true and spurious effects. *Strategic Management Journal*, 30(3), 287-303.

Hopwood, W., McKeown, J. y Mutchler, J. (1989). A test of the incremental explanatory power of opinions qualified for consistency and uncertainty. *Accounting Review*, 24(1), 28-48.

Hossaina, S., Chappleb, L. y Monroe, G. S. (2018). Does auditor gender affect issuing going-concern decisions for financially distressed clients? *Accounting and Finance*, 58, 1027-1061.

Hung, Y. C. y Shih, Y. N. (2009). *A prediction model of going-concern from the viewpoint of sustainable development*. The 1st International Conference on Information Science and Engineering.

Ittonen, K., Tronnes, P. C. y Wong, L. (2017). Substantial doubt and the entropy of auditors' going concern modifications. *Journal of Contemporary Accounting & Economics*, 13 (2), 134-147.

Jones, J. J. (1991). Earnings management during import relief investigation. *Journal Account Research*, 29, 193-228.

Jones, S. y Hensher, D. A. (2004). Predicting firm financial distress: a mixed logit model. *The Accounting Review*, 79(4), 1011-1038.

Jones, S., Johnstone, D. y Wilson, R. (2017). Predicting Corporate Bankruptcy: An Evaluation of Alternative Statistical Frameworks. *Journal of Business Finance & Accounting*, 44(1-2), 3-34.

Keener, M. (2013). Predicting the financial failure of retail companies in the United States. *Journal of Business & Economics Research*, 11(8), 373-380.

Khan, S, A., Lobo, G. y Nwaeze, E. T. (2017). Public re-release of going-concern opinions and market reaction. *Accounting and Business Research*, 47(3), 237-267.

Kim, H. y Gu, Z. (2006a). A logistic regression analysis for predicting bankruptcy in the Hospitality Industry. *The Journal of Hospitality Financial Management*, 14(1), 17-34.

Kim, H. y Gu, Z. (2006b). Predicting Restaurant Bankruptcy: A Logit Model in Comparison with a Discriminant Model. *Journal of Hospitality and Tourism Research*, 30(4), 474-493.

Kim, S. Y. y Upneja, A. (2014). Predicting restaurant financial distress using decision tree and AdaBoosted decision tree models. *Economic Modelling*, 36, 354-362.

Kingsford, C. y Salzberg, S. L. (2008). What are the decision trees? *Nature Biotechnology*, 26, 1011–1013,

Kiviluoto, K. (1998). Predicting bankruptcies with the self-organizing map. *Neurocomputing*, 21, 191-201.

Koh, H. y Brown, R. (1991). Probit prediction of going and non-going concerns. *Managerial Auditing Journal*, 6(3), 18-23.

Koh, H. C. y Low, C. K. (2004). Going concern prediction using data mining techniques. *Managerial Auditing Journal*, 19 (3), 462-476.

Korol, T. (2013). Early warning models against bankruptcy risk for Central European and Latin American enterprises. *Economic Modelling*, 31, 22-30.

Kristóf, T. (2005). A cs"odel"orejelzés sokváltozós statisztikai módszerei és empirikus vizsgálata. *Statisztikai Szemle*, 83, 841-63.

Kuruppu, N., Laswad, F. y Oyelere, P. (2012). Assessing going concern: The practical value of corporate failure models and auditors' perceptions. *Pacific Accounting Review*, 24(1), 33-50.

Laguillo, G., del Castillo, A., Fernández, M. A. y Becerra, R. (2019). Focused vs unfocused models for bankruptcy prediction: Empirical evidence for Spain. *Contaduría y Administración*, 64(2), 1-22.

Laitinen, E. K. y Laitinen, T. (2000). Bankruptcy prediction application of the Taylor's expansion in logistic regression. *International Review of Financial Analysis*, 9, 327-349.

Lensberg, T., Eilifsen, A. y McKee, T. H. (2006). Bankruptcy theory development and classification via genetic programming. *European Journal of Operational Research*, 169, 677-97.

Li, S. (2010). Does mandatory adoption of international financial reporting standards in the European Union reduce the cost of equity capital? *The Accounting Review*, 85(2), 607-636.

Li, H. y Sun, J. (2012). Forecasting business failure: The use of nearest-neighbour support vectors and correcting imbalanced samples—Evidence from Chinese hotel industry. *Tourism Management*, 33, 622-634.

Li, S. y Wang, S. (2014). A financial early warning logit model and its efficiency verification approach. *Knowledge-Based Systems*, 70, 78-87.

Lo, K. (2008). Earnings management and earnings quality. *Journal of Accounting & Economics*, 45, 350-357.

Luchs, C., Stuebs, M. y Sun, L. (2009). Corporate reputation and earnings quality. *Journal of Applied Biobehavioral Research*, 25(4), 47-54.

Marqués, A. I., García, V. y Sánchez, J. S. (2012). Exploring the behaviour of base classifiers in credit scoring ensembles. *Expert Systems with Applications*, 39, 10244-10250.

Martens, D., Bruynseels, L., Baesens, B., Willekens, M. y Vanthienen, J. (2008). Predicting going concern opinion with data mining. *Decision Support Systems*, 45(4), 765-777.

Mayew, W. J., Sethuraman, M. y Venkatachalam, M. (2015). MD&A disclosure and the firm's ability to continue as a going concern. *The Accounting Review*, 90(4), 1621-1651.

McKee, T. (1976). *Discriminant prediction of going concern status: A model for auditors*. Selected Papers of the AAA Annual Meeting.

Melo, T. y Garrido-Morgado, A. (2012). Corporate reputation: A combination of social responsibility and industry. *Corporate Social Responsibility and Environmental Management*, 19(1), 11-31.

Muñoz-Izquierdo, N., Camacho-Miñano, M. M. y Pascual-Ezama, D. (2017). Contenido del informe de auditoría en el año previo a la declaración del concurso de acreedores. Contraste empírico para el caso español. *Spanish Journal of Finance and Accounting*, 46(1), 92-126.

Mutchler, J. (1985). A multivariate analysis of the auditor's going-concern opinion decision. *Journal of Accounting Research*, 23 (2), 668-682.

Myers, J. H. y Forgy, E. W. (1963). The development of numerical credit evaluation systems. *Journal of the American Statistical Association*, 58, 799-806.

Myers, L. A., Schmidt, J. y Wilkins, M. (2014). An investigation of recent changes in going concern reporting decisions among Big N and non-Big N auditors. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 43, 155-172.

Neophytou, E. y Molinero, C. M. (2004). Predicting Corporate Failure in the UK: A Multidimensional Scaling Approach. *Journal of Business Finance and Accounting*, 31, 677-710.

Núñez de Castro, L. y von Zuben, F. J. (1998). *Optimised training techniques for feedforward neural networks*. Technical Report DCA RT 03/98,

Bibliografía

Department of Computer Engineering and Industrial Automation, FEE/UNICAMP, Brasil.

Odom, M. D. y Sharda, R. (1990). A neural network model for bankruptcy prediction. *IEEE Neural Networks Council*, 2, 163-168.

Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18, 109-31.

Pacheco, L. (2015). SMEs probability of default: the case of hospitality sector. *Tourims & Management Studies*, 11(1), 153-159.

Park, S. S. y Hancer, M. (2012). A comparative study of logit and artificial neural networks in predicting bankruptcy in the hospitality industry. *Tourism Economics*, 18(2), 311-338.

Pindado, J. y Rodrigues, L. y de la Torre, C. (2008). Estimating financial distress likelihood. *Journal of Business Research*, 61, 995-1003.

Piñeiro-Sánchez, C., de Llano-Monelos, P. L. y Rodríguez-López, M. (2012). La evaluación de la probabilidad del fracaso financiero. Contraste empírico del contenido informacional de la auditoría de cuentas. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 46(156), 565-587.

Platt, H. D. y Platt, M. B. (2008). Financial distress comparison across three global regions. *Journal of Risk and Financial Management*, 1(1), 129-162.

Reprtrak Spain (2016). <https://www.reputationinstitute.com/resources/registered/pdf-resources/2016-spain-reprtrak.aspx>.

Roberts, P. W. y Dowling, G. R. (2002). Corporate reputation and sustained superior financial performance. *Strategic Management Journal*, 23(12), 1077-1093.

Sánchez-Medina, A. J., Blázquez-Santana, F. y Alonso, J. B. (2017). Do auditors reflect the true image of the company contrary to the clients' interests? An artificial intelligence approach. *Journal of Business Ethics*, 141 (1), 1-17.

Sangjae, L. y Wu, S. C. (2013). A multi-industry bankruptcy prediction model using back propagation neural network and multivariate discriminant analysis. *Expert Systems with Applications*, 40, 2941-2946.

Sayari, N. y Mugan, C. S. (2017). Industry specific financial distress modelling. *Business Research Quarterly*, 20, 45-62.

Schwarz, G. (1978). Estimating the dimension of a model. *Annals of Statistics*, 6, 461-464.

Sun, L. y Shenoy, P. P. (2007). Using Bayesian networks for bankruptcy prediction: Some methodological issues. *European Journal of Operational Research*, 180, 738-753.

Tinoco, M. H. y Wilson, N. (2013). Financial distress and bankruptcy prediction among listed companies using accounting, market and macroeconomic variables. *International Review of Financial Analysis*, 30, 394-419.

Treewichayapong, S., Chunchachinda, P. y Padungsaksawasdi, C. (2011). Bankruptcy prediction of real state firms in Thailand. *International Journal of Finance*, 23(1), 6672-6691.

UEFA (2015). *UEFA Club Licensing and Financial Fair Play Regulations*.

Vlachos, D. y Tolia, Y. A. (2003). Neuro-fuzzy modeling in bankruptcy prediction. *Yugoslav Journal of Operational Research*, 13, 165-174.

Wang, Z. y Deng, X. L. (2006). Corporate governance and financial distress. *The Chinese Economy*, 39(5), 5-27.

Yang, J. B., Shen, K. Q., Ong, C. J. y Xiao-Ping Li, X. P. (2008). Feature selection via sensitivity analysis of MLP probabilistic outputs. *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, <https://doi.org/10.1109/icsmc.2008.4811372>.

Yeh, C. C., Chi, D. J. y Lin, Y. R. (2014). Going-concern prediction using hybrid random forests and rough set approach. *Information Sciences*, 254, 98-110.

Youn, H. y Gu, Z. (2010). Predicting Korean lodging firm failures: An artificial neural network model along with a logistic regression model. *International Journal of Hospitality Management*, 29, 120-127.

Zéman, Z. y Lentner, C. (2018). The changing role of Going Concern Assumption supporting management decisions after financial crisis. *Polish Journal of Management Studies*, 18(1), 428-441.

Zmijewski, M. E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59-82.

PUBLICACIONES

Las tres publicaciones que forman parte de la presente tesis doctoral en modalidad de compendio se reproducen a continuación.

Fernández-Gámez, M. A., del Castillo, A., Alaminos, D., Santos, J. C. A. y Alcoforado, E. (2018). Corporate reputation, Financial Performance and Earnings Quality. *Journal of Scientific & Industrial Research*, 78, 15-18.

<http://nopr.niscair.res.in/handle/123456789/45698>

Alaminos, D., del Castillo, A. y Fernández, M. A. (2020). Going concern opinion prediction for football clubs: Evidence from the spanish league. *Contaduría y Administración*, 65 (1), 1-23.

Del Castillo García, A. y Fernández Miguélez, S. M. (2021). Predictive potential of the global bankruptcy models in the tourism industry. *Tourism & Management Studies*, 1-13.

(Aceptado, pendiente de publicación)

