



Predicción de opinión going concern en clubes de fútbol: evidencia para la liga española

*Going concern opinion prediction for football clubs: Evidence from
the spanish league*

David Alaminos*, Agustín del Castillo, Manuel Ángel Fernández

Universidad de Málaga, España

Recibido el 15 de noviembre de 2017; aceptado el 13 de agosto de 2018

Disponible en Internet el: 21 de octubre de 2019

Resumen

El principio contable de gestión continuada (going concern) ha sido foco de atención de la investigación financiera en las últimas décadas, y ha dado lugar al desarrollo de modelos de predicción de opiniones de auditoría calificadas por going concern que ayudan a evaluar la continuidad de las empresas. Dichos modelos se han centrado exclusivamente en empresas industriales y financieras. Sin embargo, no se ha creado un modelo específico que recoja las especiales características de la industria del fútbol. Dado que recientemente los órganos de gobierno de la industria del fútbol han aumentado el control financiero de los clubes, como es el caso de la UEFA con la aprobación del Reglamento de Fair Play Financiero, y exigen un pronunciamiento sobre going concern en las cuentas anuales de los clubes, parece necesario disponer de un modelo adaptado a las características propias de esta industria. El presente trabajo proporciona un modelo exclusivo de predicción de opiniones de auditoría calificadas por going concern en

* Autor para correspondencia

Correo electrónico alaminos@uma.es (D. Alaminos)

La revisión por pares es responsabilidad de la Universidad Nacional Autónoma de México.

<http://dx.doi.org/10.22201/fca.24488410e.2018.1779>

0186- 1042/© 2019 Universidad Nacional Autónoma de México, Facultad de Contaduría y Administración. Este es un artículo Open Access bajo la licencia CC BY-NC-SA (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>)

la industria del fútbol con una precisión que supera el 95%. También ofrece una visión de los desafíos a los que se enfrenta la industria del fútbol en materia financiera, ayudando a los distintos grupos de interés a evaluar las expectativas de continuidad de los clubes.

Código JEL: C53, C63, M42, L83

Palabras clave: Fair play financiero; Going concern; Industria del fútbol; Auditoría

Abstract

The accounting principle of going concern has been the focus of attention of financial research in recent decades, and has led to the development of models of prediction of audit opinions qualified by going concern that help to assess the continuity of business. These models have focused exclusively on industrial and financial companies. However, a specific model that reflects the special characteristics of the football industry has not been created. Since recently the governing bodies of the football industry have increased the financial control of the clubs, as in the case of UEFA with the approval of the Financial Fair Play Regulation and demand a pronouncement on going concern in the annual accounts of clubs, it seems necessary to have a model adapted to the characteristics of this industry. The present work provides an exclusive model of prediction of audit opinions qualified by going concern in the football industry with a precision that exceeds 95%. It also offers a vision of the challenges facing the football industry in financial matters, helping the different interest groups to evaluate the expectations of continuity of the clubs.

JEL codes: C53, C63, M42, L83

Keywords: Financial fair play; Going concern; Football industry; Audit

Introducción

El principio contable de gestión continuada (going concern) es uno de los más importantes a tener en cuenta en la elaboración de los estados financieros empresariales, porque gran parte de la información financiera se basa en la hipótesis de que la empresa continuará con el desarrollo normal de su actividad en el futuro. Las actuales normas internacionales de contabilidad exigen que el auditor evalúe la capacidad de continuidad de una empresa. Estas evaluaciones son útiles para prever una eventual quiebra y proporcionar posibles explicaciones sobre la misma. Por ello, la predicción de opiniones de auditoría calificadas por going concern ha sido foco de atención de la investigación contable y financiera en los últimos años (Goo, Chi y Shen, 2016; Martens, Bruynseels, Baesens, Willekens y Vanthienen, 2008; Yeh, Chi, y Lin, 2014). La investigación existente ha desarrollado modelos de predicción para diferentes industrias. Por ejemplo, Kuruppu, Laswad y Oyelere (2012) para empresas industriales; Myers,

Schmidt y Wilkins (2014) para la industria financiera; y, Chen, Chi y Wang (2015) para la industria biotecnológica. Sin embargo, no se ha creado un modelo específico que recoja las especiales características de la industria del fútbol. Disponer de un modelo adaptado a las características propias de los clubes de fútbol ayudaría a los distintos grupos de interés a evaluar las expectativas de continuidad de los clubes, y en especial a los auditores, que por ejemplo, y en el ámbito europeo, deben cumplir con lo exigido en el nuevo marco legal de Fair Play Financiero (FFP) sobre la emisión de una opinión going concern de los clubes de fútbol (UEFA, 2015). El presente trabajo intenta cubrir este hueco en la investigación desarrollando un modelo específico de predicción de opiniones de auditoría calificadas por going concern para clubes de fútbol. Por tanto, este trabajo puede verse como un primer intento de formular hipótesis globales sobre la continuidad de los clubes en el ámbito internacional para, posteriormente, confirmar el poder predictivo del modelo desarrollado para clubes de una región o país concreto.

En 1999, la Unión de Asociaciones Europeas de Fútbol (UEFA) decidió iniciar un sistema de licencias de clubes para la participación de los mismos en competiciones europeas (UEFA, 2008). Según UEFA, el propósito inicial era explorar la posibilidad de crear un tope salarial, pero pronto se decidió que esto no podría hacerse sin crear antes un marco legal. Las normas del sistema de concesión de licencias son establecidas por la UEFA y la concesión de las licencias es supervisada por las diferentes federaciones nacionales con el objetivo de acercar a los miembros de dichas federaciones a sus clubes. Inicialmente, el sistema de licencias establecía normas relativas al desarrollo deportivo, las infraestructuras, el personal y administración, y a las cuestiones jurídicas y financieras. Los requisitos financieros estaban focalizados en la provisión de estados financieros auditados y en que los clubes no debían tener deudas con otros clubes o jugadores. Estos requisitos se aplicaron a partir de la temporada 2004/05, y se extendieron en la temporada 2008/09 para incluir pagos atrasados con las autoridades tributarias y la contabilización de previsiones presupuestarias. Todo este proceso culminó en 2009 con la introducción del FFP. Uno de los indicadores principales expuestos en la regulación del FFP es la opinión del auditor en cuanto a la continuidad de la actividad del club. El indicador de going concern exige que el informe del auditor, con respecto a los estados financieros anuales presentados de conformidad con los artículos 47 y 48 (relativos a las cuentas anuales), debe enfatizar en manifestar o calificar una opinión respecto a going concern. En caso de recibir dicha opinión going concern, acorde al artículo 52 (información financiera futura), el portador de la licencia debe preparar y presentar información financiera provisional para demostrar al supervisor su capacidad para continuar hasta el final de la temporada de la licencia. Por tanto, la opinión de going concern se convierte en una pieza esencial de un club de fútbol, que lo habilita para participar tanto en competiciones europeas como en competiciones nacionales (UEFA, 2015, artículo 45.2, punto e).

El presente estudio pretende arrojar luz en la investigación sobre la predicción de la opinión de auditoría sobre going concern en la industria del fútbol. Para ello desarrolla un nuevo modelo exclusivo para la industria. En la construcción de este nuevo modelo se ha utilizado información financiera y no financiera del período 2005-2016 correspondiente a una muestra de 40 clubes españoles de fútbol profesional, lo que ha proporcionado un total 140 observaciones/año, la mitad de ellas de clubes en going concern y la otra mitad sin esta calificación. A los datos de dicha muestra se han aplicado diferentes metodologías (regresión logística, análisis multidiscriminante múltiple, redes neuronales artificiales y árboles de decisión), que se han sido utilizadas con éxito en la literatura previa sobre predicción de going concern (Inoue y Kilian, 2005; Martens et al., 2008; Yeh et al., 2014). Los resultados obtenidos nos han permitido conocer qué factores son los mejores predictores de la continuidad en la industria futbolística, con tasas de precisión superiores al 90%. Estos resultados son importantes para los diversos grupos de interés en la industria, como auditores, inversores, gestores de clubes y órganos de gobierno, a los que ayudaría a un mejor control financiero de los clubes.

El resto del estudio se organiza de la siguiente manera: En la sección 2 se lleva a cabo una revisión de la literatura sobre la predicción de la opinión de auditoría calificada como going concern. En la sección 3 se realiza un resumen del alcance y de los objetivos de la regulación de FFP. En la sección 4 se presentan los métodos utilizados. En la sección 5 se detallan los datos y las variables empleados en la investigación, y en la sección 6 se analizan los resultados obtenidos. Finalmente, se exponen las conclusiones del estudio y sus implicaciones.

Literatura Previa

Las Normas Internacionales de Auditoría (NIA), de acuerdo con los preceptos propuestos por el International Auditing and Assurance Standards Board (IAASB) (emitidos por la International Federation of Accountants), incluyen el NIA 570 relativo a la responsabilidad del auditor en la auditoría de los estados financieros relacionados con going concern. Esta norma propone que los dictámenes de auditoría deben evaluar si la hipótesis de going concern es adecuada para la elaboración de estados financieros. Además, estas opiniones deben identificar cualquier incertidumbre que pueda causar dudas acerca de la continuidad de la empresa.

La importancia de evaluar la continuidad de las empresas ha sido una preocupación no sólo para los legisladores sino también para la investigación académica. Con posterioridad al trabajo inicial de McKee (1976) se han publicado estudios que abordaron la armonización legislativa internacional (Cordos y Fülöp, 2015; Kusar, Taffler y Tan, 2017; Martin, 2000); la importancia de la calidad de las opiniones de auditoría (Mo, Rui y Wu, 2015; Myers et al., 2014); los efectos de una opinión auditora going concern (Citron, Taffler y Jinn-Yang; 2008; Gallizo y Saladríguez, 2016; Khan, Lobo y Nwaeze, 2017; O'Reilly, 2010); la influencia de

la simetría y la eficiencia de la información que dispone el auditor (Ittonen, Tronnes y Wong, 2017; Gerakos, Hahn, Kovrijnykh y Zhou, 2016), y el desarrollo de diversos modelos para predecir las opiniones de auditoría calificadas por going concern (Bellovary, Giacominio y Akers, 2007; Goo *et al.*, 2016; Koh y Low, 2004).

En un principio, los modelos desarrollados para predecir las opiniones de auditoría calificadas por going concern alcanzaron una precisión ligeramente superior al 80% mediante el uso de análisis múltiple y discriminante (McKee, 1976; Mutchler, 1985). Posteriormente, con el objetivo de mejorar los resultados de los modelos iniciales se utilizó el análisis Probit (Dopuch, Holthausen y Leftwich, 1987; Koh y Brown, 1991) y la regresión logística (Cornier, Magnan y Morard, 1995; Gaeremynck y Willekens, 2003; Menon y Schwartz, 1987; Mutchler, Hopwood y McKeown, 1997). Junto a las técnicas estadísticas mencionadas se realizaron otros estudios en los que se aplicaron técnicas computacionales de redes neuronales artificiales (Anandarajan y Anandarajan, 1999; Klersey y Dugan, 1995; Koh y Tan, 1999; Lenard, Alam y Madey, 1995). Koh y Low (2004) compararon la utilidad de las redes neuronales artificiales, árboles de decisión y regresión logística para predecir el estado de continuidad de una empresa. Sus resultados de clasificación indican el potencial de las técnicas de minería de datos en un contexto de predicción de la opinión going concern. Martens *et al.* (2008) utilizaron la minería de datos de optimización de tipo colonias de hormigas (AntMiner+) y otras técnicas como máquinas de vectores de soporte y árboles de decisión. Yeh *et al.* (2014) aplicaron con éxito los denominados conjuntos ásperos. Goo *et al.* (2016) hicieron uso del operador de menor retracción absoluta y selección (LASSO) para seleccionar variables, y posteriormente, aplicaron técnicas de minería de datos para establecer modelos de predicción con el perceptrón multicapa (MLP), el árbol de clasificación y regresión (CART) y las máquinas de vectores de soporte (SVM). La combinación LASSO-SVM consiguió el mejor resultado de entre las distintas combinaciones, alcanzando una precisión del 89.79%. Recientemente, Sánchez-Medina, Blázquez-Santana y Alonso (2017) utilizaron regresión logística y métodos de inteligencia artificial como Boosting y Bagging, alcanzando una precisión algo superior al 80%.

Sobre la base de la literatura previa centrada en la predicción de opinión de auditoría calificada por going concern podemos deducir que ciertas variables han resultado ser los mejores predictores. Por un lado, variables financieras que están relacionadas con la liquidez, el endeudamiento, la rentabilidad y la actividad (Hung y Shih, 2009; Martens *et al.*, 2008; Yeh *et al.*, 2014). Por otro lado, variables no financieras, tales como el efecto del gobierno corporativo (Beasley, 1996; Hung y Shih, 2009; Wang y Deng, 2006), el capital intelectual (Yeh *et al.*, 2014), el tamaño de la empresa (Anandarajan y Anandarajan, 1999), el tipo de auditor (Ireland, 2003; Martens *et al.*, 2008; Yeh *et al.*, 2014) y variables específicas de la actividad de las empresas de la muestra (Anandarajan y Anandarajan, 1999; Ciechan-Kujawa,

2017; Hung y Shin, 2009).

Alcance y objetivos del Fair Play Financiero

El reglamento FFP se aplica a los clubes que participan en competiciones organizadas por la UEFA. Este reglamento regula los derechos, deberes y responsabilidades de todas las partes implicadas en el sistema de licencias de clubes y define, en particular, los requisitos mínimos que debe cumplir una federación miembro de la UEFA para actuar como licenciante de sus clubes. También los procedimientos mínimos que debe seguir el licenciante en referencia a criterios mínimos deportivos, infraestructuras, administrativos, jurídicos y financieros.

Los reglamentos de la FFP regulan, además, los derechos, deberes y responsabilidades de todas las partes implicadas en el proceso de supervisión de clubes de la UEFA para alcanzar los objetivos de juego limpio financiero. Además, determina el papel y las tareas del Órgano de Control Financiero de Clubes de la UEFA, los procedimientos mínimos que deben seguir los licenciantes en sus evaluaciones de los requisitos de supervisión del club, las responsabilidades de los licenciarios durante las competiciones, y los requisitos de seguimiento que deben cumplir los titulares de licencias.

Uno de los objetivos declarados en el reglamento del FFP hace referencia a lograr un “juego limpio” financiero en competiciones de clubes de la UEFA. Ello va dirigido a mejorar la capacidad económica y financiera de los clubes, a aumentar su transparencia y credibilidad, a dar la importancia necesaria a la protección de los acreedores y a asegurar que los clubes liquiden puntualmente sus obligaciones con los jugadores, las autoridades fiscales y otros clubes. Se trata, por tanto, de introducir más disciplina y racionalidad en las finanzas de los clubes de fútbol, fomentando que éstos operen sobre la base de sus propios ingresos, abandonando otras fuentes de financiación incompatibles con la normativa europea (Soto-Pineda, 2017).

Metodología

Como ya se expuso anteriormente, para resolver la cuestión de investigación planteada hemos utilizado diferentes métodos en la construcción del modelo de predicción de opiniones de auditoría calificadas por going concern en la industria del fútbol. La utilización de diferentes métodos tiene como objetivo conseguir un modelo robusto, que es contrastado no sólo a través de una técnica de clasificación, sino aplicando todas aquéllas que han mostrado éxito en la literatura previa. Concretamente, se ha utilizado regresión logística, análisis discriminante múltiple, redes neuronales artificiales y árboles de decisión. Una síntesis de los aspectos metodológicos de cada una de estas técnicas de clasificación aparece a continuación.

Regresión logística

El modelo de regresión logística (Logit) es un modelo no lineal de clasificación, a pesar de que

contiene una combinación lineal de parámetros y observaciones de las variables explicativas (Hair *et al.*, 1999). La función logística se encuentra acotada entre 0 y 1, proporcionando, por tanto, la probabilidad de que un elemento se encuentre en uno de los dos grupos establecidos. A partir de un suceso dicotómico, el modelo Logit predice la probabilidad de que el suceso tenga o no lugar. Si la estimación de la probabilidad es superior a 0,5 entonces la predicción es que sí pertenece a ese grupo, y en caso contrario, supondría que pertenece al otro grupo considerado. Para estimar el modelo se parte del cociente entre la probabilidad de que un suceso ocurra y la probabilidad de que éste no ocurra. La probabilidad de que un suceso ocurra vendrá determinada por la expresión (1).

$$P\left(Y_i = \frac{1}{x_i}\right) = \frac{e^{(\beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \dots + \beta_k X_{ik})}}{1 + e^{(\beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \dots + \beta_k X_{ik})}} = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \dots + \beta_k X_{ik})}} \quad (1)$$

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

Análisis discriminante múltiple

El análisis discriminante múltiple (MDA) es una técnica estadística que permite tanto analizar si existen diferencias entre los grupos respecto a las variables consideradas como en qué sentido se dan dichas diferencias, permitiendo también elaborar un modelo de clasificación sistemática de individuos desconocidos en alguno de los grupos analizados (Fisher, 1936). Supone identificar la combinación lineal de dos o más variables independientes que discriminan mejor entre los grupos definidos a priori. La ponderación de cada variable se realizará de tal forma que maximice la varianza entre-grupos frente a la varianza intra-grupos. La ecuación de la función discriminante vendrá determinada por la expresión (2).

$$Z_{jk} = a + W_1 X_{1k} + W_2 X_{2k} + \dots + W_n X_{nk} \quad (2)$$

donde Z_{jk} es la puntuación Z discriminante 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 .

El procedimiento utilizado para estimar los distintos pesos (W_i) sería el de Mínimos Cuadrados Ordinarios, siendo su objetivo estimar los valores de los parámetros que permita realizar unas predicciones más certeras, minimizando el término de error. Hair *et al.* (1999) establecen que MDA es la técnica estadística apropiada para contrastar la hipótesis de que las medias de los grupos de un conjunto de variables independientes, para dos o más grupos, son iguales. Para realizarlo, MDA multiplica cada variable independiente por su correspondiente ponderación y suma estos productos. El resultado es una única puntuación Z discriminante

compuesta para cada individuo en el análisis. Promediando las puntuaciones discriminantes para todos los individuos dentro de un grupo particular, obtenemos la media del grupo. Esta media del grupo es conocida como centroide. Cuando el análisis engloba dos grupos, existen dos centroides; con tres grupos, hay tres centroides, y así sucesivamente. Los centroides indican la situación más común de cualquier individuo de un determinado grupo, y una comparación de los centroides de los grupos muestra los apartados en que se encuentran los grupos a lo largo de la dimensión que se está contrastando.

Perceptrón multicapa

El Perceptrón Multicapa (MLP) es un modelo de red neuronal artificial supervisada, de alimentación hacia adelante, que está compuesta por una capa de unidades de entrada (sensores), otra capa de salida y un número determinado de capas intermedias, denominadas capas ocultas en tanto que no tienen conexiones con el exterior. Cada sensor de entrada estaría conectado con las unidades de la segunda capa, éstas a su vez con las de la tercera capa, y así sucesivamente (Figura 1). La red tendrá como objetivo establecer una correspondencia entre un conjunto de datos de entrada y un conjunto de salidas deseadas.

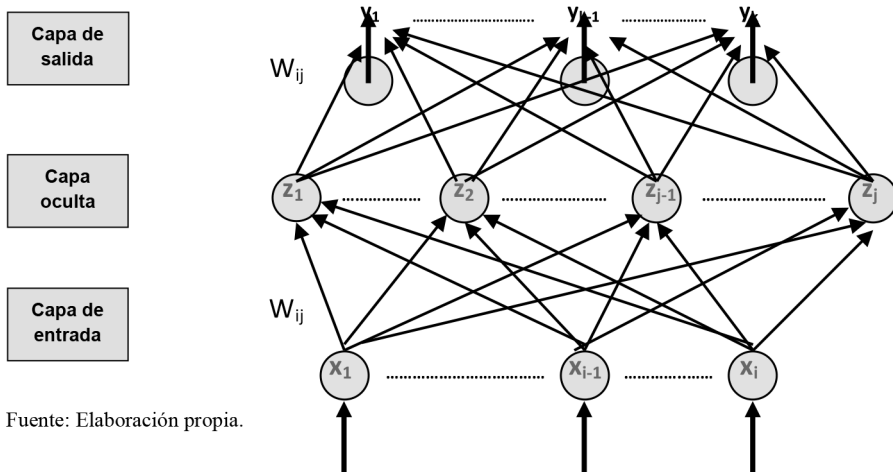


Figura 1. Arquitectura de MLP

Fuente: Elaboración propia.

Núñez de Castro y Von Zuben (2001) confirmaron que el aprendizaje en MLP constituía un caso especial de aproximación funcional, donde no existe ninguna asunción acerca del modelo subyacente a los datos analizados. Este proceso supone encontrar una función que

represente correctamente los patrones de aprendizaje, además de llevar a cabo un proceso de generalización que permita tratar de forma eficiente a individuos no analizados durante dicho aprendizaje (Flórez y Fernández, 2008). Para ello se procede al ajuste de pesos W a partir de la información procedente del conjunto muestral, considerando que tanto la arquitectura como las conexiones de la red son conocidas, siendo el objetivo obtener aquellos pesos que minimicen el error de aprendizaje. Dado, pues, un conjunto de pares de patrones de aprendizaje $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2) \dots (x_p, y_p)\}$ y una función de error $\varepsilon(W, X, Y)$, el proceso de entrenamiento implica la búsqueda del conjunto de pesos que minimiza el error de aprendizaje $E(W)$ (Shang y Benjamin, 1996), tal y como se expresa en (3).

$$\min_W E(W) = \min_W \sum_{i=1}^p \varepsilon(W, x_i, y_i) \quad (3)$$

La mayor parte de los modelos analíticos utilizados para minimizar la función de error emplean métodos que requieren la evaluación del gradiente local de la función $E(W)$, pudiendo considerarse también técnicas basadas en derivadas de segundo orden (Flórez y Fernández, 2008). Además, y con objeto de que MLP pueda informar de la importancia de cada variable en los resultados del modelo construido, es posible realizar un análisis de sensibilidad (Yang, Shen, Ong y Xiao-Ping Li, 2008). Dicho análisis consiste en tomar el 100% de los datos y dividirlos en grupos, y cada grupo de datos se procesa en la red construida tantas veces como variables del modelo existan. En cada ocasión se modifica el valor de una de las variables colocándola con valor cero. Las respuestas de la red son evaluadas con relación a los valores objetivos o valores de clasificación ya conocidos, mediante la expresión (4).

$$Sx_i = \sum_{j=1}^n (\phi x_{ij}(0) - \phi x_{ij})^2 \quad (4)$$

donde $\Phi x_{ij}(0)$ es el valor de la salida de la red cuando la variable X_{ij} vale cero, Φx_{ij} es el valor de clasificación ya conocido, X_i es la variable cuya importancia se desea establecer, y Sx_i es el valor de sensibilidad de la variable.

Árboles de Decisión

Un árbol de Decisión (DT) es una forma gráfica y analítica para poder llevar a cabo la clasificación de datos mediante diferentes caminos posibles (Kingsford y Salzberg, 2008). Cada uno de los nodos del árbol representa los diferentes atributos de los datos, las ramificaciones del árbol representan los caminos posibles a seguir para predecir la clase de un nuevo ejemplo, y los nodos terminales u hojas establecen la clase a la que pertenece el ejemplo de prueba si se sigue por la ramificación en cuestión. El lenguaje de descripción de los DT corresponde a

las fórmulas en FND (Forma Normal Disyuntiva). Así, y en el caso de disponer de 3 atributos (A, B y C), cada uno de ellos con dos valores, x_i y $\neg x_i$, donde $i = 1, 2, 3$; se pueden construir 2^n combinaciones en FNC (Forma Normal Conjuntiva). Cada una de las combinaciones en FNC describe una parte del árbol, por lo que se tendría para el árbol disyuntivas de la forma expresada en (5).

$$(x_2 \wedge \neg x_3) \vee (x_2 \wedge x_3) \vee (\neg x_2 \wedge x_1) \vee (\neg x_2 \wedge \neg x_1) \quad (5)$$

Estas disyuntivas son descriptores del árbol construido, por lo que se podrían formar 2^{2n} descripciones posibles en FND. Dado que el orden de DT es muy grande, no es posible explorar todos los descriptores para ver cuál es el más adecuado, por lo que se utilizan técnicas de búsqueda heurística para encontrar una forma fácil y rápida de hacerlo. La mayoría de los algoritmos de construcción de DT se basa en la estrategia de Ascenso a la Colina (Hill Climbing). Ésta es una técnica utilizada en Inteligencia Artificial para encontrar los máximos o mínimos de una función mediante una búsqueda local. Se trata de un algoritmo que empieza con un árbol vacío, después se va segmentando en conjuntos de ejemplos, eligiendo en cada caso aquel atributo que mejor discrimina entre las clases, hasta que se completa el árbol. Para saber qué atributo es el mejor se utiliza una función heurística, y la elección es irrevocable, por lo que se debe asegurar que ésta sea la más cercana a la óptima.

Datos y Variables

La presente investigación utiliza una muestra de 40 clubes españoles profesionales de fútbol que han participado en Primera y en Segunda División Española durante el período 2005-2016, y que han cumplido la característica de proporcionar información pública y completa de sus cuentas anuales (Tabla 1). La información financiera de los clubes de la muestra ha sido obtenida de la base de datos Sistema de Análisis de Balances Ibéricos (SABI) de Bureau Van Dijk, que proporciona datos económicos y financieros de más de un millón de empresas españolas. Por su parte, la información de las variables propias de la industria del fútbol ha sido extraída del portal web Transfermarkt.

Tabla 1

Clubes de fútbol en la muestra

Albacete Balompié, S.A.D.	Rayo Vallecano de Madrid, S.A.D.
Athletic Club	Real Betis Balompié, S.A.D.
Club Atlético de Madrid, S.A.D.	Real Club Celta de Vigo, S.A.D.
Club Atlético Osasuna	Real Club Deportivo de La Coruña, S.A.D.
Club Deportivo Tenerife, S.A.D.	Real Club Deportivo Mallorca, S.A.D.
Cádiz Club de Fútbol, S.A.D.	Real Club Deportivo Recreativo de Huelva, S.A.D.
Club Deportivo Leganés, S.A.D.	Real Club Sportiu Espanyol de Barcelona, S.A.D.
Club Deportivo Mirandés, S.A.D.	Real Madrid Club de Fútbol
Club Deportivo Numancia de Soria, S.A.D.	Real Murcia Club de Fútbol, S.A.D.
Club Unión Deportiva Las Palmas, S.A.D.	Real Racing Club de Santander, S.A.D.
Córdoba Club de Fútbol, S.A.D.	Real Sociedad de Fútbol, S.A.D.
Deportivo Alavés, S.A.D.	Real Sporting de Gijón, S.A.D.
Elche Club de Fútbol, S.A.D.	Real Valladolid Club de Fútbol, S.A.D.
Fútbol Club Barcelona	Real Zaragoza, S.A.D.
Getafe Club de Fútbol, S.A.D.	Sevilla Fútbol Club, S.A.D.
Club Gimnàstic de Tarragona, S.A.D.	Sociedad Deportiva Éibar, S.A.D.
Girona Fútbol Club, S.A.D.	Sociedad Deportiva Huesca, S.A.D.
Granada Club de Fútbol, S.A.D.	Unión Deportiva Almería, S.A.D.
Levante Unión Deportiva, S.A.D.	Valencia Club de Fútbol, S.A.D.
Málaga Club de Fútbol, S.A.D.	Villarreal Club de Fútbol, S.A.D.

S.A.D. significa Sociedad Anónima Deportiva.

Fuente: Elaboración propia.

En la selección muestral se ha perseguido un equilibrio entre los clubes que tienen opinión de auditoría calificada por going concern y aquéllos que no tienen tal opinión de auditoría en sus cuentas anuales. Este emparejamiento se ha realizado teniendo en cuenta el año y el tamaño (según el activo total) y el código de actividad económica 9312 en la NACE Rev.2 (Martens et al., 2008). La muestra seleccionada ha proporcionado 70 observaciones/año correspondientes a clubes que han recibido una opinión por going concern y otras 70 observaciones/año de clubes que no han recibido opiniones calificadas por going concern. Además, del total de la muestra se ha reservado un 80% de los datos para la fase de entrenamiento del modelo, y un 20% para el testeo del mismo.

La variable dependiente en nuestra investigación es una variable dicotómica (GCO) que toma el valor 1 si el auditor emitió una opinión going concern y 0 en caso contrario. El 21

de diciembre de 2010, el Instituto de Contabilidad y Auditoría de Cuentas de España publicó una resolución que modificó la anterior Norma Técnica de Informes de Auditoría. Desde entonces, las opiniones dadas han tenido una nueva estructura y contenido en términos de calificación por going concern. Antes de 2010 eran tratadas como incertidumbre, lo que sugería una opinión con salvedades en caso de que fuera de naturaleza significativa. El auditor, cuando se encontraba con esta situación, se enfrentaba a la elaboración de un informe con salvedades, o incluso, teniendo en cuenta la importancia de la salvedad o su acumulación con otras salvedades, negando su opinión si lo consideraba por razones técnicas. A partir de 2010, estas incertidumbres sobre la continuidad de la actividad de la empresa no son incluidas en la opinión de auditoría como una salvedad, sino como una advertencia y, por lo tanto, sin efecto en la opinión de auditoría. Con el objetivo de lograr una homogeneidad en el tratamiento de la información se ha analizado minuciosamente cada informe de auditoría de los clubes de la muestra.

Por su parte, las variables independientes han sido seleccionadas de la literatura previa sobre predicción de going concern (Koh y Low, 2004). Además, se seleccionaron otras variables propias de la industria futbolística (Barajas y Rodríguez, 2010, 2014). La Tabla 2 muestra la definición de las variables utilizadas. En total, se trata de un set de 18 variables que incluyen 8 ratios financieros, 8 indicadores no financieros y 2 variables de control. En particular se incluyen variables de liquidez, ya que se consideraron determinantes en la decisión de calificar con going concern las opiniones de auditoría (Anandarajan y Anandarajan, 1999; Yeh et al., 2014; Martens, 2008; Hung y Shih, 2009; Goo, et al., 2016). También se incluyen variables de rentabilidad (Anandarajan y Anandarajan, 1999; Hung y Shih, 2009; Martens et al., 2008) y variables de endeudamiento (Anandarajan y Anandarajan, 1999; Hung y Shih, 2009; Martens et al., 2008). Para completar la selección de variables independientes, hemos incluido variables sobre el gobierno corporativo, consideradas en la literatura previa como factor de riesgo de información financiera (Beasley, 1996; Hung y Shih, 2009; Wang y Deng, 2006) y variables que se refieren al capital intelectual, pues se acepta que tienen un papel importante en términos de asegurar un mayor beneficio económico (Yeh et al., 2014). Asimismo, se incluye otras variables relacionadas con las características de los clubes de fútbol tales como el tamaño del mercado en el que opera el club, el gasto salarial y los puntos acumulados en las competiciones en las que participa (Barajas y Rodríguez, 2010; 2014). Finalmente, como variable de control hemos utilizado el tamaño del club, pues se ha demostrado que el tamaño de las empresas está significativamente asociado con las calificaciones going concern (Anandarajan y Anandarajan, 1999; Ireland, 2003). También el tipo de auditor, ya que las grandes auditoras tienden a publicar informes más conservadores (Ireland, 2003; Martens et al., 2008; Yeh et al., 2014).

Tabla 2

VARIABLES INDEPENDIENTES

Categoría	Variable	Definición
LIQUIDEZ	CRR	Activos Cicurlantes/Pasivos Circulantes
	LQR	Tesorería + Equivalentes/Activos Totales
	WCR	Capital Operativo/Activos Totales
RENTABILIDAD	ATR	Ventas/Activos Totales
	ROA	Ganancias antes de Interes 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 Interes e Impuestos/Personal
	IC3	Gastos en Investigación y Desarrollo/Activos Totales
CARACTERÍSTICAS DEL CLUB DE FÚTBOL	PER	Rendimiento Deportivo del Club (Ranking de Szymanski ¹)
	MSP	Tamaño de Mercado (Población de la Provincia)
	WGB	Gasto Salarial ²
	ACP	Puntos Acumulados
VARIABLES DE CONTROL	SIZ	Logaritmo Activos Totales
	AUD	1 si el Auditor es Big 4, y 0 en caso contrario

1 Ranking de Szymanski = $-\ln(p/43-p)$. El término “p” representa la posición final que cada club alcanzó al final de la temporada.

2 La variable de Gasto Salarial se mide por los gastos salariales de los jugadores de un club determinado dividido por el total de la Liga.

Fuente: Elaboración propia.

Resultados

Para el análisis de los resultados obtenidos en el presente trabajo se presenta, en primer lugar, un estudio descriptivo de las variables utilizadas. Posteriormente, el desarrollo del modelo de predicción aplicando los métodos propuestos.

Análisis Descriptivo

Los principales estadísticos descriptivos de las variables que componen la muestra aparecen

en la tabla 3. Los clubes de fútbol con una opinión de going concern ($GCO = 1$), en comparación con los que no la tienen ($GCO = 0$), se caracterizan por un mayor valor medio de liquidez (LQR), una mayor proporción de ventas en relación al activo total (ATR) y un mayor nivel de endeudamiento (LVR). Por el contrario, en el resto de variables, presentan menores valores medios. Además, también se deduce una moderada dispersión en la distribución de las variables analizadas, que es extensible a toda la muestra. Por su parte, la tabla 4 muestra la correlación entre las variables. De acuerdo con los resultados obtenidos se puede deducir que las variables independientes presentan una alta correlación respecto a la variable dependiente (GCO), con algunas excepciones. Ello permite inferir que, en principio, el set de variables seleccionado puede ser apropiado para el desarrollo del modelo de perseguido.

Resultados de Clasificación

En la tabla 5 se presentan los resultados de clasificación obtenidos con los distintos métodos propuestos. Se observa que las variables explicativas que han resultado significativas coinciden en la selección realizada por la mayoría de métodos. También que los mayores grados de precisión se obtienen con MLP y DT (en torno al 90%), mientras que con Logit y MDA la precisión es inferior (alrededor del 80%). Estos resultados son coherentes con las conclusiones de Jones, Johnstone y Wilson (2017), que en su estudio sobre un análisis comparativo entre métodos de clasificación aplicados a la predicción de dificultades financieras concluyen que los métodos computacionales son más precisos, aunque las técnicas estadísticas siguen ofreciendo resultados fiables.

Tabla 3
Estatísticos descriptivos

	CRR	LQR	WCR	ATR	ROA	RTR	DCR	LVR	NMB	ICI	IC2	IC3	PER	MSP	WGB	ACP	SIZ
Media	1.051	0.407	-0.273	1.278	-0.084	-0.628	0.032	1.305	3.513	78.692	-0.405	0.018	1.160	133878.571	14.125	52.278	10.032
Mediana	0.641	0.239	-0.015	0.581	-0.073	-0.204	-0.012	0.827	3.000	74.811	-2.163	0.027	1.054	95750.000	10.411	50.000	9.928
Desviación Estándar	1.682	0.210	0.720	1.154	0.105	0.783	0.253	1.251	2.632	43.606	9.785	0.011	0.398	13576.223	9.851	14.712	1.302
N	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70
Media	1.911	0.289	0.086	0.759	0.061	0.218	0.183	0.503	4.314	259.543	32.920	0.021	2.215	3622306.714	21.221	65.140	10.048
Mediana	1.065	0.177	0.020	0.512	0.057	0.266	0.119	0.389	3.010	81.384	7.767	0.032	2.100	405750.000	18.533	62.502	10.173
Desviación Estándar	2.809	0.188	0.104	0.345	0.082	0.503	0.204	0.342	4.753	121.096	11.123	0.029	0.979	25372.967	13.419	19.911	1.845
N	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70	70
t-test	2.540	-4.002	4.129	-4.065	3.996	4.708	2.481	-4.399	1.378	1.302	1.639	-0.284	2.324	1.762	1.487	2.029	1.894
Valor p	0.008	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.022	0.000	0.129	0.143	0.076	0.735	0.024	0.017	0.085	0.072	0.118

Definición de las variables: CRR es la relación Activo Corriente/ Pasivo Corriente; LQR es la relación Tesorería + Equivalentes/Activos Totales; WCR es la relación Capital Operativo/Activos Totales; ATR es la relación Ventas/Activos Totales; ROA es la relación Ganancia antes de intereses e impuestos/Activos totales; RTR es el ratio de los Resultados Retenidos / Activos Totales; DCR es la relación flujo de efectivo/deuda total; LVR es la relación Deuda Total/Activos Totales; NMB es el número de miembros en la junta directiva; ICI es la relación Ventas/Personal; IC2 es la relación Ganancia antes de intereses e impuestos/personal; IC3 es la relación de los gastos de I + D/activos totales; PER es la relación del Rendimiento deportivo del club; MSP es el tamaño del mercado del club; WGB es la masa salarial de los jugadores; ACP son los puntos acumulados; SIZ es el logaritmo natural de los activos totales del fútbol.

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 4
Matriz de correlaciones

	CRR	LQR	WCR	ATR	ROA	RTR	DCR	LVR	NMB	ICI	IC2	IC3	PER	MSP	WGB	ACP	SIZ	AUD	GCO
CRR	1	0.254**	0.305**	-0.090	0.112	0.117	0.192**	-0.134**	0.028	-0.039	-0.005	-0.060	-0.050	-0.028	-0.043	0.102	0.135	0.097	-0.163**
LQR		1	-0.137*	0.560**	-0.257**	-0.347**	-0.093	0.366**	0.013	-0.071	-0.050	0.151*	0.192*	0.167*	0.148*	-0.357*	-0.227*	0.371**	0.235**
WCR			1	-0.339**	0.695**	0.792**	0.168**	-0.873**	0.040	-0.001	0.122	0.022	0.072	-0.187**	-0.131*	0.245**	0.227**	-0.063	-0.240**
ATR				1	-0.271**	-0.280**	-0.093	0.293**	-0.019	-0.026	-0.069	0.229**	0.239**	0.214**	0.087	-0.527**	-0.461**	0.171**	0.254**
ROA					1	0.644**	0.221**	-0.694**	0.024	0.025	0.226**	0.070	0.051	-0.158*	-0.124	0.191**	0.191**	-0.187**	-0.263**
RTR						1	0.174**	-0.923**	0.037	0.028	0.114	0.063	0.073	-0.156*	0.056	0.348**	0.348**	-0.290**	-0.291**
DCR							1	-0.163**	-0.034	0.007	0.079	0.013	0.027	-0.171*	0.008	0.089	0.089	-0.031	0.141*
LVR								1	-0.048	-0.015	-0.093	-0.024	-0.022	0.159*	0.028	-0.264**	-0.284**	0.211**	-0.257**
NMB									1	-0.009	0.095	0.090	0.089	0.238**	0.177**	0.219**	0.251**	0.229**	-0.090
ICI										1	0.581**	-0.013	-0.024	0.035	0.021	0.026	0.026	-0.089	-0.090
IC2											1	0.008	0.074	-0.001	0.034	-0.111	0.134*	-0.055	-0.108
IC3												1	0.062	-0.032	-0.158**	0.035	0.164	0.015	0.015
IPER													1	0.054	0.207*	0.210	0.070	-0.076	0.234**
MSP														1	0.048	0.254	0.033	0.149*	0.085
WGB															1	0.145	0.081	0.153*	-0.138*
ACP																1	0.074	-0.021	-0.167**
SIZ																	1	-0.047	0.272**
AUD																		1	0.202**
GCO																			1

Definición de las variables: CRR es la relación Activo Corriente/ Pasivo Corriente; LQR es la relación Tesorería + Equivalentes/Activos Totales; WCR es la relación Capital Operativo/Activos Totales;

ATR es la relación Ventas/Activos Totales; ROA es la relación Ganancia antes de intereses e impuestos/Activos totales; RTR es el ratio de los Resultados Relemitidos / Activos Totales; DCR es la relación

flujo de efectivo / deuda total; LVR es la relación Deuda Total/Activos Totales; NMB es el número de miembros en la junta directiva; ICI es la relación Ventas/Personal; IC2 es la relación Ganancia

antes de intereses e impuestos/personal; IC3 es la relación de los gastos de I + D/activos totales; PER es la relación del Rendimiento deportivo del club; MSP es el tamaño del mercado del club; WGB

es la masa salarial de los jugadores; ACP son los puntos acumulados; SIZ es el logaritmo natural de los activos totales del fútbol; AUD es una variable dicotómica igual a 1 si el auditor pertenece a BIG

4 y 0 si no; GCO es una variable dicotómica igual a 1 para la opinión de tipo going concern y 0 si no.

* significativo al nivel del 5%; ** significativo al nivel del 1%.

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 5

Resultados de clasificación

Método	Clasificación (%)		RMSE		Curva COR	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.

Fuente: Elaboración propia.

Por su parte, la figura 2 muestra los resultados de clasificación de cada método en el algoritmo computacional utilizado. Este algoritmo se inicia con el conjunto de variables independientes seleccionadas y realiza 100 iteraciones, tomando al azar, para cada iteración, un 80% de los datos para entrenar y un 20% para el testeo. Una vez realizadas las 100 iteraciones, se obtienen los porcentajes definitivos de clasificación utilizando para ello la media de los aciertos sobre el conjunto de datos de testeo.

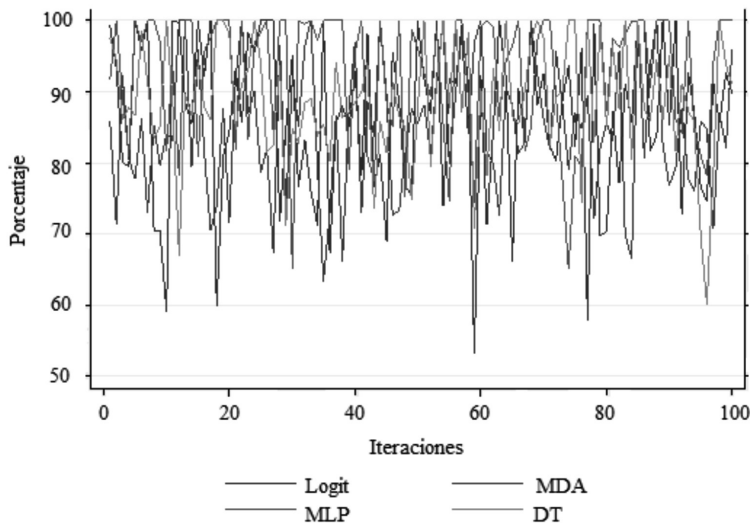


Figura 2. Resultados de clasificación en 100 iteraciones

Fuente: Elaboración propia.

Como se señala anteriormente, los resultados obtenidos señalan un conjunto de variables significativas que se repiten en prácticamente la totalidad de las metodologías utilizadas (Figura 3). Una de esas variables es el tamaño del mercado provincial donde se encuentra el club (MSP), y que ha resultado significativa en los cuatro métodos. El mayor tamaño del mercado está relacionado con un mayor nivel de ventas y de asistencia al estadio, y se encuentra muy vinculado a la rentabilidad económica del club (Barajas y Rodríguez, 2010; Scelles, Szymansk y Dermit-Richard, 2016). Por su parte, la variable rendimiento deportivo (PER) ha sido un ratio recurrente en tres métodos, reflejando la importancia de la evolución de los resultados deportivos del club, muy relacionada con una mayor capacidad de generar ingresos por éxitos deportivos provenientes de los organismos administradores de las competiciones e ingresos por otros conceptos como los derechos televisivos (Barajas y Rodríguez, 2010; Buraimo, Paraimo y Campos, 2010). Por último, la variable de rentabilidad sobre activos (ROA) ha resultado también significativa en tres de los cuatro métodos utilizados. ROA es una variable de gran importancia para la viabilidad financiera empresarial, tal y como ha sido contrastada en numerosos estudios previos sobre predicción de insolvencia (por ejemplo, Atiya, 2001; Callejón., Casado, Fernández y Peláez, 2013; Hu y Tseng, 2005; Lin y Piesse, 2004). Por tanto, los clubes que muestran un tamaño de mercado reducido (MSP), un bajo ratio de rendimiento deportivo (PER) y una escasa rentabilidad sobre activos (ROA) tienen más probabilidad de recibir una opinión de going concern.

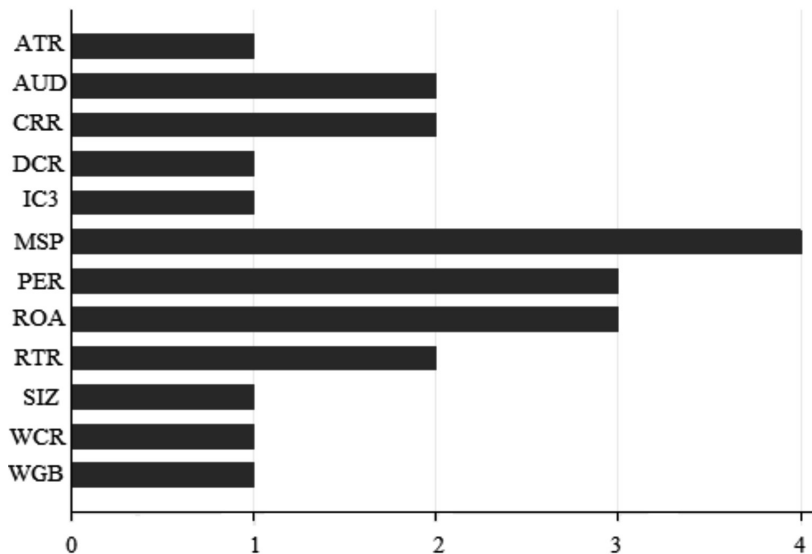


Figura 3. Variables seleccionadas
Fuente: Elaboración propia.

Estos resultados para la industria del fútbol son distintos de los obtenidos para otros sectores como el industrial o el financiero. En primer lugar, por las variables propias de la industria del fútbol que han sido significativas en el modelo desarrollado y que, lógicamente, no aparecen en los trabajos previos sobre otros sectores. Tal es el caso del ratio del rendimiento deportivo y del tamaño del mercado. En segundo lugar, sólo una variable ha resultado común con los modelos generales, y que se refiere a la rentabilidad sobre activos (ROA). Esta variable de rentabilidad es prácticamente significativa en todos los modelos previos (Anandarajan y Anandarajan, 1999; Hung y Shih, 2009; Yeh et al., 2014). En tercer lugar, también hemos podido constatar que determinadas variables que han resultado significativas en trabajos previos de carácter genérico no lo son para la industria del fútbol. Por ejemplo, endeudamiento, gobierno corporativo, tipo de auditor y capital intelectual, que han sido destacados predictores de going concern para el sector manufacturero, comercial y de servicios (Abbott, 2000; Anandarajan y Anandarajan, 1999; Beasley, 1996; Martens et al., 2008; Wang y Deng, 2006; Yeh et al., 2014). Por tanto, las variables significativas en el modelo de predicción de going concern para la industria del fútbol forman un set único y distinto del que ha sido apropiado para otros sectores.

Finalmente, los resultados obtenidos en este estudio también demuestran que MLP ha sido el método con mayor nivel de precisión, mejorando significativamente los resultados obtenidos en la literatura previa sobre predicción de opinión de going concern en otras industrias (Belovary, Giacomino y Akers, 2007; Sánchez-Medina et al., 2017; Yeh et al., 2014).

Conclusiones

El principio de going concern es uno de los más importantes en la preparación de los estados financieros. Debido a ello, ha sido el centro de atención de la investigación financiera durante décadas, que ha desarrollado modelos para evaluar la continuidad de las empresas industriales y financieras. Sin embargo, ningún modelo ha sido desarrollado exclusivamente para la industria del fútbol. La actividad de los clubes de fútbol es única en muchos sentidos, y por tanto, parece importante que tanto auditores como otros grupos de interés como inversores y gestores tengan herramientas especialmente diseñadas para la gestión de los mismos. Con el objetivo de cubrir esta brecha en la literatura, este estudio intenta arrojar luz sobre la predicción de going concern desarrollando un modelo exclusivo para la industria del fútbol. Este nuevo modelo puede constituir un instrumento empírico de control sobre el indicador referido en la regulación del FFP, y de igual modo, puede mejorar las recomendaciones a los clubes que presenten informes de auditoría con going concern.

El modelo desarrollado en el presente trabajo ha permitido constatar que rentabilidad, desempeño deportivo y tamaño del mercado del club son los mejores predictores sobre la

continuidad de los clubes de fútbol. Además, que con metodología MLP, es posible obtener altas tasas de precisión en la predicción de opiniones de auditoría calificadas por going concern (superiores al 95%).

La importancia de la industria del fútbol en países como España, en los que la industria representa un pilar relevante en el dinamismo social-económico, sugiere una mayor implicación de las tareas de investigación. Abordar esta brecha desde un punto de vista científico, intentando mejorar el conjunto de pruebas que permitan una mejor predicción y análisis de los clubes conduce a un hito de investigación a partir del cual se pueden derivar futuras líneas de investigación. Así, sería interesante contrastar los resultados del presente trabajo para modelos desarrollados con muestras de clubes pertenecientes a otras regiones del mundo, por ejemplo, a la Confederación Sudamericana de Fútbol (CONMEBOL) y a la Confederación de Norteamérica, Centroamérica y el Caribe de Fútbol (CONCACAF), lo que permitiría conocer el efecto moderador de otros entornos culturales y legislativos en la viabilidad de los clubes. También, comprobar la capacidad de predicción de nuestro modelo para predecir la opinión de auditoría sobre going concern en otras industrias deportivas, pues tiene en cuenta características de rendimiento propias de la industria del fútbol y éstas podrían ser extrapolables a clubes de diferentes disciplinas.

Referencias

- Abbott, L.J., (2000). The effects of audit committee activity and independence on corporate fraud. *Managerial Finance*, 26, 55-67. <https://doi.org/10.1108/03074350010766990>
- 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. [https://doi.org/10.1016/s0957-4174\(99\)00014-7](https://doi.org/10.1016/s0957-4174(99)00014-7)
- Atiya, A., (2001). Bankruptcy prediction for credit risk using neural network: a survey and new results. *IEEE Transactions on neural networks*, 12 (4), 929-935. <https://doi.org/10.1109/72.935101>
- Barajas, Á., y Rodríguez, P., (2010). Spanish football clubs' finances: Crisis and player salaries. *International Journal of Sport Finance*, 5, 52-66. <https://doi.org/10.1057/9781137467959.0008>
- 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. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2392533>
- Beasley, M.S., (1996). An empirical analysis of the relation between the board of director composition and financial statement fraud. *The Accounting Review*, 71 (4), 443-465. <https://doi.org/10.2469/dig.v27.n2.79>
- Bellovary, J.L., Giacominio D.E., y Akers, M.D., (2007). A review of going concern prediction studies: 1976 to present. *Journal of Business and Economic Research*, 5, 9-28. <https://doi.org/10.19030/jber.v5i5.2541>
- Buraimo, B., Paramio, J.L., y Campos, C., (2010). The impact of televised football on stadium attendances in English and Spanish league football. *Soccer & Society*, 11 (4), 461-474. <https://doi.org/10.1080/14660971003780388>
- 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*, 6 (1), 29-37. <https://doi.org/10.1080/18756891.2013.754167>
- Chen, K.C.W., y Church, B.K., (1992). Default on debt obligations and the issuance of going-concern opinions. *Auditing: A Journal of Practice and Theory*, 11 (2), 30-50.

- 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. Proceedings of the 16th Eurasia Business and Economics Society Conference. https://doi.org/10.1007/978-3-319-39919-5_10
- Citron, D., Taffler, R., y Jinn-Yang, U., (2008). Delays in reporting price-sensitive information: the case of going concern. *Journal of Accounting and Public Policy*, 27, 19-37. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jaccpubpol.2007.11.003>
- Cordos, G.S., y Fülöp, M.T., (2015). Understanding audit reporting changes: introduction of Key Audit Matters. *Accounting and Management Information Systems*, 14 (1), 128-152. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3069755>
- Cornier, D., Magnan, M., y Morard, B., (1995). The auditor's consideration of the going concern assumption: A diagnostic model. *Journal of Accounting, Auditing & Finance*, 10(2), 201-222. <https://doi.org/10.1177/0148558x9501000201>
- Dopuch, N., Holthausen, R., y Leftwich, R., (1987). Predicting audit qualifications with financial and market variables. *The Accounting Review*, 63 (3), 431-453. <https://doi.org/10.2139/ssrn.1672826>
- Fisher, R.A., (1936). The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annals of Human Genetics*, 7 (2), 179-188. <https://doi.org/10.1111/j.1469-1809.1936.tb02137.x>
- 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. <https://doi.org/10.1080/00014788.2003.9729632>
- Gallizo, J.R., y Saladríguez, R., (2016). An analysis of determinants of going concern audit opinion: Evidence from Spain stock exchange. *Intangible Capital*, 12 (1), 1-16. <https://doi.org/10.3926/ic.683>
- Gerakos, J., Hahn, P.R., Kovrijnykh, A., y Zhou, F., (2016). Prediction versus inducement and the informational efficiency of going concern opinions. *Chicago Booth Research Paper* No. 16-01. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2727771>
- Goo, Y.J.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. *SpringerPlus*, 5, 539. <https://doi.org/10.1186/s40064-016-2186-5>
- Hair, J.F., Anderson R.E., Tatham, R.L. y W.C. Black, W.C., (1999). Análisis multivariante, 5ª edición. Editorial Prentice Hall. Madrid.
- Hu, Y., y Tseng, F., (2005). Applying backpropagation neuronal networks to bankruptcy prediction. *International Journal of Electronic Business Management*, 3 (2), 97-103. <https://doi.org/10.4018/9781591401766.ch008>
- 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. <https://doi.org/10.1109/icise.2009.138>
- Inoue A., y Kilian, L., (2005). How useful is bagging in forecasting economic time series? A case study of U.S. CPI Inflation, NCSU and University of Michigan.
- Ireland, J.C., (2003). An empirical investigation of determinants of audit reports in the UK. *Journal of Business Finance and Accounting*, 30 (7-8), 975-1015. <https://doi.org/10.1111/1468-5957.05417>
- 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. <https://doi.org/10.1016/j.jcae.2017.05.005>
- Khan, S. A., Lobo, G., Nwaeze, E. T., (2017). Public re-release of going-concern opinions and market reaction. *Accounting and Business Research*, 47 (3), 237-267. <https://doi.org/10.1080/00014788.2016.1255586>
- Kingsford, C., y Salzberg, S. L., (2008). What are the decision trees? *Nature Biotechnology*, 26, 1011-1013.
- Klersey, G. y Dugan, M., (1995). Substantial doubt: Using artificial neural networks to evaluate going concern. *Article in Advances in Accounting Information Systems*, Volume 3, S. Sutton (ed.). Greenwich, CT: JAI Press, Inc., 137-159. <https://doi.org/10.1016/j.jcae.2017.05.005>
- Koh, H. y Brown, R., (1991). Probit prediction of going and non-going concerns. *Managerial Auditing Journal*, 6(3), 18-23. <https://doi.org/10.1108/02686909110004914>

- Koh, H.C., y Low, C.K., (2004). Going concern prediction using data mining techniques. *Managerial Auditing Journal*, 19 (3), 462-476. <https://doi.org/10.1186/s40064-016-2186-5>
- Koh, H. y Tan, S., (1999). A neural network approach to the prediction of going concern status. *Accounting and Business Research*, 29 (3), 211-216. <https://doi.org/10.1080/00014788.1999.9729581>
- Kusar, A., Taffler, R.J., y Tan, C.E.L., (2017). Legal regimes and investor response to the auditor's going-concern opinion. *Journal of Accounting, Auditing & Finance*, 32 (1), 40-72. <https://doi.org/10.1177/0148558x15602390>
- Lenard, M., Alam, P., y Madey, G., (1995). The application of neural networks and a qualitative response model to the auditor's going concern uncertainty decision. *Decision Sciences*, 26 (2), 209-227. <https://doi.org/10.1111/j.1540-5915.1995.tb01426.x>
- Lin, L., y Piesse, J., (2004). Identification of corporate distress in UK industrials: A conditional probability analysis approach. *Applied Financial Economics*, 14, 73-82. <https://doi.org/10.1080/0960310042000176344>
- Martens, D., Bruynseels, L., Baesens, B., Willekens, M., y Vanthienen, J., (2008). Predicting going concern opinion with data mining. *Decision Support Systems*, 45, 765-777. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2008.01.003>
- Martin, R.D., (2000). Going-concern uncertainty disclosures and conditions: A comparison of French, German, and U.S. practices. *Journal of International Accounting, Auditing & Taxation*, 9 (2), 137-158. [https://doi.org/10.1016/s1061-9518\(00\)00029-x](https://doi.org/10.1016/s1061-9518(00)00029-x)
- McKee, T., (1976). Discriminant prediction of going concern status: A model for auditors. Selected Papers of the AAA Annual Meeting.
- Menon, K., y Schwartz, K.B., (1987). An empirical investigation of audit qualification decisions in the presence of going concern uncertainties. *Contemporary Accounting Research*, 3 (2), 302-315. <https://doi.org/10.1111/j.1911-3846.1987.tb00640.x>
- Mo, P. L. L., Rui, O. M., y Wu, X., (2015). Auditors' going concern reporting in the pre- and post-bankruptcy law eras: Chinese affiliates of Big 4 versus local auditor. *The International Journal of Accounting*, 50, 1-30. <https://doi.org/10.1016/j.intacc.2014.12.005>
- Mutchler, J., (1985). A multivariate analysis of the auditor's going-concern opinion decision. *Journal of Accounting Research*, 23 (2), 668-682. <https://doi.org/10.2307/2490832>
- Mutcher, J., Hopwood, W., y McKeown, J.M., (1997). The influence of contrary information and mitigating factors on audit opinion decisions on bankrupt companies. *Journal of Accounting Research*, 35 (2), 295-310. <https://doi.org/10.2307/2491367>
- 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. <https://doi.org/10.1007/s11156-013-0368-6>
- Nuñez de Castro, L., y von Zuben, F.J., (1998). Optimised training techniques for feedforward neural networks. Technical Report DCA RT 03/98. Department of Computer Engineering and Industrial Automation. FEE/UNI-CAMP, Brasil.
- O'Reilly, D.M., (2009). Do investors perceive the going-concern opinion as useful for pricing stocks? *Managerial Auditing Journal*, 25 (1), 4-16. <https://doi.org/10.1108/02686901011007270>
- 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. <https://doi.org/10.1007/s10551-017-3496-4>
- Scelles, N., Szymanski, S., y Dermitt-Richard, N., (2016). Insolvency in French soccer: The case of payment failure. *Journal of Sports Economics*, 19 (5), 603-624. <https://doi.org/10.1177/1527002516674510>
- Soto-Pineda, J.A., (2017). El control de ayudas públicas en la Unión Europea sobre los clubes del fútbol español. *Revista de Derecho*, 48, 54-130. <https://doi.org/10.14482/dere.48.10142>
- Sun, J., y Li, H., (2009). Financial distress prediction based on serial combination of multiple classifiers. *Expert Systems with Applications*, 36, 8659-8666. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.10.002>
- Union of European Football Associations (UEFA), (2008). Club Licensing: Here to Stay.

Union of European Football Associations (UEFA), (2015). UEFA Club Licensing and Financial Fair Play Regulations, Edition 2015.

Wang, Z.J., y Deng, X.L., (2006). Corporate governance and financial distress. *The Chinese Economy*, 39 (5), 5-27. <https://doi.org/10.4337/9781843769835.00011>

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. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2013.07.011>

Anexo

Tabla A1

Abreviaturas

Abreviatura	Significado
ACP	Puntos Acumulados
AntMiner +	Optimización de tipo colonias de hormigas
ATR	Ventas/Activos Totales
AUD	1 si el Auditor es Big 4, y 0 en caso contrario
CART	Árbol de clasificación y regresión
CONCACAF	Confederación de Norteamérica, Centroamérica y el Caribe de Fútbol
CONMEBOL	Confederación Sudamericana de Fútbol
COR	Característica Operativa del Receptor
CRR	Activos Circulantes/Pasivos Circulantes
DCR	Flujo de Caja/Deuda Total
DT	Árboles de Decisión
FFP	Fair Play Financiero
FNC	Forma Normal Conjuntiva
FND	Forma Normal Disyuntiva
GCO	Variable dependiente dicotómica
Hill Climbing	Ascenso a la Colina
IAASB	International Auditing and Assurance Standards Board
IC1	Ventas/Personal
IC2	Ganancias antes de Interés e Impuestos/Personal
IC3	Gastos en Investigación y Desarrollo/Activos Totales
LASSO	Operador de menor retracción absoluta y selección
Logit	Regresión Logística
LQR	Tesorería + Equivalentes/Activos Totales

LVR	Deuda Total/Activos Totales
MDA	Análisis Discriminante Múltiple
MLP	Perceptrón Multicapa
MSP	Tamaño de Mercado (Población de la Provincia)
NACE Rev.2	Nomenclatura estadística de actividades económicas de la Comunidad Europea
NIA	Normas Internacionales de Auditoría
NMB	Número de Miembros en la Junta Directiva
PER	Rendimiento Deportivo del Club (Ranking de Szymanski)
ROA	Ganancias antes de Interés e Impuestos/Activos Totales
RSME	Raíz del Error Cuadrático Medio
RTR	Ganancias Retenidas/Activos Totales
S.A.D.	Sociedad Anónima Deportiva
SABI	Sistema de Análisis de Balances Ibéricos
SIZ	Logaritmo Activos Totales
SVM	Máquinas de Vectores de Soporte
UEFA	Unión de Asociaciones Europeas de Fútbol
WCR	Capital Operativo/Activos Totales
WGB	Gasto Salarial
