

# Elección contable para la valoración de las inversiones inmobiliarias. Contribución de las técnicas de minería de datos para determinar patrones de decisión

DE VICENTE LAMA, MARTA

Departamento de Economía Financiera y Contabilidad  
Universidad Loyola Andalucía (España)  
Correo electrónico: mvicente@uloyola.es

MOLINA SÁNCHEZ, HORACIO

Departamento de Economía Financiera y Contabilidad  
Universidad Loyola Andalucía (España)  
Correo electrónico: hmolina@uloyola.es

RAMÍREZ SOBRINO, JESÚS N.

Departamento de Economía Financiera y Contabilidad  
Universidad Loyola Andalucía (España)  
Correo-e: jramirez@uloyola.es

TORRES JIMÉNEZ, MERCEDES

Departamento de Métodos Cuantitativos  
Universidad Loyola Andalucía (España)  
Correo-e: mtorres@uloyola.es

## RESUMEN

La normativa contable internacional ofrece con la Norma Internacional de Contabilidad 40 (NIC 40) “Inversiones inmobiliarias” un caso referente para investigar la decisión que toman las empresas cuando se les ofrece el valor razonable o el coste histórico como criterios alternativos de valoración. En este trabajo aprovechamos la oportunidad que ofrece esta norma para aportar evidencia adicional en un contexto multinacional y multisectorial sobre cuáles son los motivos que explican la elección contable. Además, en este trabajo introducimos y comparamos el uso de las redes neuronales artificiales y los árboles de decisión, con el objetivo de evaluar la capacidad predictiva de estas metodologías, frente a la tradicionalmente utilizada regresión logística para la resolución de problemas de clasificación en este área. Los resultados de la clasificación indican que tanto las redes neuronales como los árboles de decisión pueden ser una alternativa interesante a los métodos clásicos estadísticos como la regresión logística. En particular, las dos metodologías mostraron una mayor capacidad predictiva frente a la regresión logística aunque no se encontraron diferencias significativas entre ambas.

**Palabras claves:** elección contable; valor razonable; NIIF; redes neuronales; árboles de decisión.

**Clasificación JEL:** M10.

**MSC2010:** 62P20; 90B15.

Artículo recibido el 9 de febrero 2015 y aceptado el 23 de mayo de 2017.

# Accounting Choice for Measuring Investment Properties. Data Mining Techniques Contribution to Determine Decision Patterns

## ABSTRACT

International Accounting Standard 40 (IAS 40 - Investment properties) offers an ideal setting for research on accounting choice as it represents a paradigmatic case choosing between the fair value and the historical cost as the measurement criteria. In this paper, we take the opportunity of this standard to provide additional evidence in a multinational and multi-context on the determinants that explain the accounting choice. Furthermore, in this paper, we introduce and compare the use of artificial neural networks and decision trees in order to assess the predictive capability of these methodologies, compared to other techniques commonly used to solve classification problems in this area such as the logistic regression. The classification results indicate that both neural networks and decision trees can be an interesting alternative to classical statistical methods such as the logistic regression. In particular, both methods outperformed the logistic regression in terms of predictive ability, although no significant differences were found between both.

Accounting choice; fair value; IFRS; neural networks; decision trees.

**Clasificación JEL:** M10.

**MSC2010:** 62P20; 90B15.



## 1. INTRODUCCIÓN

Con la Norma Internacional de Contabilidad (NIC) 40 “Inversiones Inmobiliarias” (IASB, 2013)<sup>1</sup> el *International Accounting Standards Board* (IASB) introduce, por primera vez para un activo no financiero, la posibilidad de emplear el valor razonable en la valoración posterior de las inversiones inmobiliarias con contrapartida el resultado del ejercicio. Esta elección contable supone para las empresas optar entre el reconocimiento del valor razonable de este tipo de activos en los estados financieros principales (modelo del valor razonable) o su revelación en la Memoria (modelo del coste)<sup>2</sup> lo que hace que la NIC 40 sea un caso referente para investigar patrones de decisión.

Por este motivo, varios autores han centrado su atención en determinar qué factores explican la elección contable que, de acuerdo con la NIC 40, toman las empresas para este tipo de activos (Muller *et al.*, 2011; Quagli y Avallone, 2010; Christensen y Nikolaev, 2013, De Vicente *et al.*, 2013). En cuanto a la metodología empleada, estos trabajos utilizan la regresión logística (RL) como técnica de análisis con carácter explicativo.

En la normativa estadounidense, el *Financial Accounting Standards Board* (FASB) ha tenido durante varios años en su agenda el desarrollo de una nueva norma que determine si bien se permite (de forma similar a la NIC 40) o bien se requiere a las empresas seguir el modelo del valor razonable, proyecto que no ha culminado. Por tanto, ampliar la investigación en este ámbito es de interés directo para el regulador contable estadounidense, como apunta Linsmeier (2013), para comprender los motivos que explican la opción que podrían tomar las empresas entre un criterio de valoración u otro en caso de que el FASB se decantara por la opcionalidad contable de la NIC 40.

La elección contable que ofrece la NIC 40 es una de las pocas alternativas contables libres que ofrece la normativa internacional a los preparadores de la información. En este trabajo aprovechamos la oportunidad que ofrece esta norma y aplicamos diferentes

---

<sup>1</sup> Para los grupos cotizados europeos entró en vigor el 1 de enero de 2005 con la adopción por parte de la Unión Europea de las Normas Internacionales de Información Financiera (NIIF),

<sup>2</sup> Cuando una empresa opta por el modelo del valor razonable como política contable, para lo cual se requiere que este pueda medirse de forma fiable, valorará las inversiones inmobiliarias a valor razonable entendido este como “el precio que se recibiría por vender un activo o que se pagaría por transferir un pasivo en una transacción ordenada entre participantes de mercado en la fecha de la medición” (NIC 40.5). Por el contrario, la opción por el modelo del coste implica valorar las inversiones inmobiliarias aplicando los requisitos establecidos en la NIC 16 – Propiedad, planta y equipo para este modelo, es decir, a coste histórico menos amortización acumulada menos el importe acumulado de las pérdidas por deterioro de valor.

metodologías de clasificación que ofrece la minería de datos con el objetivo de predecir la opción contable que tomarían las empresas. En particular, en este trabajo introducimos el uso de las redes neuronales artificiales, en concreto el perceptrón multicapa (MLP) y los árboles de decisión (algoritmo C4.5), con el objetivo de evaluar el rendimiento de estas metodologías, frente a la tradicionalmente utilizada RL para la resolución de problemas de clasificación en trabajos de elección contable. Adicionalmente, para garantizar la capacidad predictiva de los resultados obtenidos y a diferencia de los trabajos anteriores, validamos estos mediante muestras de test (*out-of-sample validation*). Para analizar la significación de las diferencias obtenidas en los resultados alcanzados con cada metodología (RL, MLP y C4.5) empleamos un test sobre muestras relacionadas.

Cabe añadir que, excepto en el caso de Christensen y Nikolaev (2013) y De Vicente *et al.* (2013), los trabajos anteriores directamente relacionados con este estudio, se centran únicamente en empresas del sector inmobiliario y en países europeos donde la normativa local previa a la entrada en vigor de las Normas Internacionales de Información Financiera (NIIF) no permitía el uso del valor razonable como criterio de valoración; fundamentalmente, para evitar el efecto de la experiencia pasada en la elección contable (Quagli y Avallone, 2010, p. 463). En este trabajo, empleamos una muestra de empresas pertenecientes a distintos sectores de actividad en el Reino Unido y en España, dos de los mercados inmobiliarios europeos más dinámicos a la entrada en vigor de las NIIF (Ball, 2005) y, por tanto, países en los que el impacto de la valoración a valor razonable en los estados financieros pudiera ser mayor que en otros países europeos. Adicionalmente estos países tienen una tradición contable contrapuesta para la valoración de las inversiones inmobiliarias: en el Reino Unido la normativa local anterior a la entrada en vigor de las NIIF requiere que las inversiones inmobiliarias se valoren a valor razonable mientras que en España la normativa local obliga a valorarlas a coste histórico. Este contexto nos permite aportar evidencia adicional a esta línea de investigación analizando la decisión que toman las empresas cuando la norma permite libremente optar entre dos atributos de valoración alternativos mientras que la normativa local previa requería el uso de uno de ellos. En este sentido, trabajos previos como el de Kvaal y Nobes (2010) han puesto de manifiesto que las diferencias en la normativa contable local entre distintos países han provocado la existencia de un “patrón nacional” en la adopción posterior de las NIIF. Esta es una cuestión importante a investigar y de utilidad para los reguladores contables pues la distinta aplicación de las normas, sobre todo en los casos en los que éstas permiten criterios alternativos, afecta a la comparabilidad internacional de la información financiera.

El objetivo por tanto de este trabajo es doble. En primer lugar, analizar y comparar la utilidad y rendimiento de otras técnicas de minería de datos distintas de la RL en una de las

áreas clásicas de investigación en contabilidad: las elecciones contables. En segundo lugar, el objetivo de este estudio es contribuir a la literatura contable aportando evidencia adicional en un contexto multinacional y multisectorial sobre cuáles son los motivos que explican la elección entre valor razonable y coste histórico para la valoración de las inversiones inmobiliarias.

Para lograr estos objetivos, este trabajo se ha estructurado en 4 secciones. En primer lugar, en la sección 2 se presentan los resultados obtenidos por los trabajos más representativos en la investigación sobre elección contable relacionados con el presente estudio y se revisan algunos de los métodos de clasificación que han sido empleados en este área. En la sección 3 describimos la población objeto de estudio, definimos las variables utilizadas y describimos las técnicas estadísticas que aplicamos en nuestro estudio empírico. A continuación, presentamos y discutimos los principales resultados obtenidos en la sección 4. Por último, en la sección 5 resumimos los hallazgos principales de la investigación y aportamos nuestras conclusiones finales.

## 2. REVISIÓN DE LA LITERATURA

### *Elección contable para la valoración de las inversiones inmobiliarias*

La literatura que ha analizado los factores que explican las decisiones contables es muy extensa. Fields *et al.* (2001) ofrecen un amplio repaso de la investigación empírica sobre elección contable de los años 90 y clasifican en tres categorías los factores que han resultado ser explicativos de las decisiones contables que son la existencia de costes de agencia, las asimetrías informativas y el comportamiento oportunista de los directivos.

Directamente relacionados con la elección contable entre el modelo del coste y el modelo del valor razonable que ofrece la NIC 40, los trabajos de Quagli y Avallone (2010) y Muller *et al.* (2011) se centran exclusivamente en empresas del sector inmobiliario domiciliadas en países donde la normativa local anterior a la adopción de las NIIF no permitía el uso del valor razonable para la valoración de las propiedades de inversión. Los resultados obtenidos por Quagli y Avallone (2010) sugieren que todas las razones que han sido descritas por la literatura previa sobre elección contable (véase Fields *et al.*, 2001), influyen en la decisión que toman las empresas para la contabilización de las inversiones inmobiliarias. Sin embargo, no encuentran una asociación significativa entre variables como el endeudamiento y la elección contable. Por su parte, Muller *et al.* (2011) encuentran que las empresas cuyos estados financieros son auditados por una de las BIG4 y las que presentan menor dispersión geográfica de sus operaciones son más propensas a proporcionar, de forma voluntaria, el valor razonable de las

inversiones inmobiliarias bien en los estados financieros principales o bien en la memoria. No obstante, la estructura de propiedad no resulta estar asociada con la elección contable.

Por otra parte, y recientemente, Christensen y Nikolaev (2013) analizan la decisión que toman las empresas que operan en distintos sectores de actividad en Alemania y el Reino Unido y De Vicente *et al.* (2013) en España. Los primeros encuentran que la opción por el modelo del valor razonable es más frecuente para las inversiones inmobiliarias que para el resto de activos no financieros, como propiedad, planta y equipo. Sus resultados ponen de manifiesto además que las empresas del Reino Unido (Alemania), las que operan en el sector inmobiliario (otros sectores), las de menor (mayor) tamaño así como las más (menos) endeudadas son más (menos) propensas a optar por el modelo del valor razonable de la NIC 40. Por su parte, De Vicente *et al.* (2013) encuentran en España que la importancia de las inversiones inmobiliarias en el balance de situación, el impacto del valor razonable sobre el total de activos y la naturaleza del auditor son factores explicativos de la elección contable.

En este trabajo, estrechamente relacionado con el trabajo de Christensen y Nikolaev (2013), aprovechamos la oportunidad que ofrece la NIC 40 para profundizar en el estudio de los factores que influyen en las decisiones contables en un entorno multisectorial y multinacional pero incorporamos otras variables que no han resultado ser explicativas de la elección contable en trabajos anteriores y mejoramos la definición de algunas de las variables utilizadas por estos autores.

#### *Enfoque metodológico en la investigación sobre elección contable*

La mayoría de los trabajos empíricos sobre elección contable utilizan la regresión logística para explicar los motivos de la elección (Gaeremynck y Veugelers, 1999; Lin y Peasnel, 2000; Hervás Oliver, 2005; Barlev *et al.*, 2007; Missonier-Piera, 2007; Muller *et al.*, 2011; Quagli y Avallone, 2010; Christensen y Nikolaev, 2013; De Vicente *et al.*, 2013;). Otras metodologías utilizadas en menor medida son los modelos probit (Brown *et al.*, 1992; Whittred y Chan, 1992) y la regresión lineal simple (Cotter y Zimmer, 1995; Cotter, 1999). Trabajos previos como el de Stone y Rasp (1991) ponen de manifiesto que, aún en investigaciones donde el tamaño de la muestra analizada es pequeño (menor de 50), es preferible el uso de la regresión logística frente a la regresión lineal simple.

Por su parte, otras técnicas de minería de datos en el área de la inteligencia artificial, como los árboles de decisión o las redes neuronales, son frecuentemente utilizadas en el ámbito financiero para resolver problemas de clasificación, mostrando su rendimiento y superando con frecuencia el de otras técnicas clásicas como la regresión logística o el análisis discriminante.

En el ámbito contable y financiero se han empleado con frecuencia para predecir la insolvencia empresarial (véase en la revisión de la literatura realizada por Sun *et al.*, 2014), su liquidez (De Andrés *et al.*, 2010), para determinar las características que explican los rating de las empresas aseguradoras (Florez-Lopez, 2007) o para predecir el fraude empresarial (Kirkos *et al.*, 2007), y en el ámbito de la auditoría, para predecir la opinión del auditor sobre el principio de empresa en funcionamiento (Koh, 2004; Martens *et al.*, 2008) o para predecir la elección del tipo de auditor (Kirkos *et al.*, 2008). La principal ventaja de estas técnicas es que no imponen a priori restricciones sobre las características de los datos, la distribución de las variables o sus propiedades métricas y, por tanto, se adecúan más a las características de la información financiera.

En este trabajo evaluamos el rendimiento de otros métodos de clasificación (redes neuronales artificiales, en concreto perceptrón multicapa MLP y árboles de decisión, C4.5) en problemas de elección contable. Además, los estudios anteriores que investigan la elección contable para las inversiones inmobiliarias utilizan la RL, un método clásico usado para distintas aplicaciones de clasificación binaria, pero lo hacen para la totalidad de la muestra por lo que podría existir un sobreajuste del modelo que reduciría la robustez de los resultados. En este estudio validamos los resultados obtenidos en cada uno de modelos aplicados dividiendo la muestra en submuestras de entrenamiento y generalización lo que asegura la validez de los resultados e incrementa su potencial generalización.

### 3. METODOLOGÍA

#### 3.1. Muestra

En nuestra investigación hemos obtenido las cuentas anuales consolidadas de todos los grupos españoles y británicos (excluyendo sector financiero y asegurador) que cotizan en el mercado continuo en 2005 y cuyo marco normativo de aplicación son, por tanto, las NIIF. Posteriormente, tras su lectura y análisis, identificamos un total de 106 empresas que mantienen registradas en su balance de situación inversiones inmobiliarias en el ejercicio 2005 (42 grupos españoles y 64 grupos británicos). Por tanto, la población objeto de estudio incluye el 100% de los grupos cotizados españoles y británicos que mantienen inversiones inmobiliarias e incluye tanto los grupos que operan en el sector inmobiliario como los que operan en otros sectores. Sin embargo, 3 de las empresas que componen la muestra (2 españolas y 1 británica) presentaban ratios de endeudamiento negativos al presentar cifras de patrimonio neto negativo, por lo que fueron excluidas del análisis. Así, la muestra final se compone de 103 empresas. Toda la

información necesaria de acuerdo con las variables definidas para el contraste de las hipótesis ha sido obtenida directamente de las cuentas anuales.

### 3.2. Selección y definición de variables

La variable dependiente que empleamos en este estudio es la elección del modelo contable (ELECCION) para la presentación de las inversiones inmobiliarias en las primeras cuentas anuales consolidadas emitidas por las empresas tras la entrada en vigor de las NIIF. Esta variable toma dos valores: 1 si la empresa opta por el modelo del valor razonable y 0 si opta por el modelo del coste. De acuerdo con la evidencia que proporciona la literatura previa seleccionamos las siguientes variables explicativas:

#### *País de origen*

España y el Reino Unido son países con tradiciones contables contrapuestas respecto al empleo del valor razonable en la normativa local anterior a la adopción de las NIIF. Ball (2006) identifica que las diferencias en el sistema legal, fiscal y financiero entre países explican también las diferentes políticas contables. Este trabajo se concentra únicamente en dos países por lo que no es posible distinguir los factores institucionales del efecto de la normativa contable previa en la posterior elección; no obstante, al igual que Christensen y Nikolaev (2013) esperamos que las empresas domiciliadas en el Reino Unido sean más propensas a elegir el valor razonable para la valoración de sus inversiones inmobiliarias que las empresas españolas.

Definimos la variable PAÍS que toma el valor 1 si la empresa está domiciliada en el Reino Unido y el valor 0 si está domiciliada en España.

#### *Importancia de las inversiones inmobiliarias en el balance de situación*

La proporción de las inversiones inmobiliarias sobre el total de activos de la empresa es claramente mayor en el sector inmobiliario que en otros sectores de actividad. Nuestro trabajo se lleva a cabo en un entorno multisectorial por lo que es de esperar que las empresas del sector inmobiliario sean más propensas a elegir el modelo del valor razonable que las empresas que operan en otros sectores, tal y como ha puesto de manifiesto la literatura previa (p.e. Quagli y Avallone, 2010; Christensen y Nikolaev, 2013; De Vicente *et al.*, 2013), pues este modelo proporciona información relevante a los usuarios para evaluar empresas en las que las inversiones inmobiliarias son un componente muy significativo del total de activos de la empresa.

Definimos la variable INV\_TA que obtenemos como el cociente de las inversiones inmobiliarias entre la cifra total de activos al final del ejercicio, ambos importes ajustados, en su caso, por las variaciones en el valor razonable.

### *Endeudamiento*

Los analistas de riesgos de las entidades financieras utilizan la información contable para analizar la situación financiera de las empresas y determinar el riesgo que asumen al conceder financiación. Quagli y Avallone (2010, p. 465) argumentan que las entidades financieras preferirán la opción más conservadora (modelo del coste histórico) para evitar la distribución del valor de la empresa vía dividendos. Sin embargo, sus resultados no evidencian una relación significativa entre el endeudamiento y la elección contable. Por otra parte, Christensen y Nikolaev (2013) argumentan que el reconocimiento de las inversiones inmobiliarias a valor razonable no conlleva costes incrementales elevados para la obtención de valores de mercado fiables ya que las entidades financieras requieren la tasación de los inmuebles para conceder la financiación. Por este motivo, plantean que las empresas más endeudadas serán más propensas a optar por el modelo del valor razonable. Los resultados muestran el endeudamiento como factor determinante en la elección del criterio de valor razonable para el registro de las inversiones inmobiliarias y, especialmente, el endeudamiento a corto plazo. Adicionalmente, a la entrada en vigor de las NIIF en 2005, el ciclo inmobiliario se encuentra en su fase alcista por lo que el registro de las inversiones inmobiliarias a valor razonable supone incrementar el activo y el patrimonio neto reduciendo el ratio de endeudamiento y ofreciendo, por tanto, una imagen de menor riesgo financiero. Por estos motivos, esperamos que las empresas con mayores niveles de endeudamiento serán más propensas a optar por el valor razonable.

Definimos la variable END como el cociente entre el total pasivo y el patrimonio neto ajustado este último por la variación en el valor razonable de las inversiones inmobiliarias durante el ejercicio<sup>3</sup>.

---

<sup>3</sup> Quagli y Avallone (2010) utilizan como medida del endeudamiento el ratio total pasivo entre total activo sin ajustar por la variación en el valor razonable durante el ejercicio por lo que la medida puede estar influenciada por la propia decisión contable. Por otra parte, Christensen y Nikolaev (2013) incluyen la variable total pasivo entre total de activos a valor de mercado, obtenidos estos últimos como el valor contable de los pasivos más el valor de mercado del patrimonio neto. En este caso, la decisión contable no influiría en la propia medida del endeudamiento asumiendo que el mercado incorpora en su valoración el valor razonable de las inversiones inmobiliarias, tanto si la empresa ha optado por el modelo del valor razonable (reconocido) como por el modelo del coste (revelado en las notas de la Memoria).

### *Concentración de la propiedad*

Los países en los que los derechos de los inversores externos se encuentran escasamente protegidos por el sistema legal, como los de influencia continental europea entre los que se encuentra España, cuentan con una mayor concentración de la propiedad como mecanismo de defensa de los accionistas (La Porta *et al.*, 1998). Por otra parte, La Porta *et al.* (1998) muestran que los países regidos por el derecho común (*common-law*) como el Reino Unido presentan estructuras de propiedad más dispersas.

La influencia de la estructura de propiedad en la elección contable para activos no financieros se analiza únicamente en Muller *et al.* (2011) y en su *working paper* de 2008 (Muller *et al.* 2008). Muller *et al.* (2008, p. 15) argumentan que, ante estructuras de propiedad concentradas, los accionistas preferirán una menor volatilidad de los resultados (modelo del coste histórico) frente a la relevancia que aporta el valor razonable a la información financiera porque las asimetrías de información, de existir, las pueden resolver por otras vías. Los resultados confirman la hipótesis planteada. Sin embargo, la estructura de propiedad no parece influir en la decisión de reconocer o revelar en las notas de la memoria de forma voluntaria el valor razonable de las inversiones inmobiliarias (Muller *et al.*, 2011). De acuerdo con lo anterior, esperamos que la propensión a optar por el valor razonable será menor ante estructuras de propiedad más concentradas.

Definimos las variables CONC como una variable *dummy* que toma el valor 1 cuando se produce concentración y 0, si no la hay. Siguiendo a La Porta *et al.* (1999, p. 476), consideramos que la estructura de propiedad presenta concentración si algún accionista posee directa o indirectamente el 20% o más de las acciones ordinarias.

### *Variables de control*

De acuerdo con la literatura previa, incluimos en nuestro modelo una variable adicional que consideramos puede influir en la elección contable como es el tamaño de la empresa. Los resultados obtenidos en trabajos anteriores ponen de manifiesto que las empresas de menor tamaño son más propensas a optar por el modelo del valor razonable (Quagli y Avallone, 2010; Christensen y Nikolaev, 2013).

Definimos la variable tamaño (TAM) como el logaritmo natural del importe total de ventas en lugar de tomar la cifra de activos, como hacen Quagli y Avallone (2010), para evitar la influencia de la propia elección contable en la variable. Trabajos previos que analizan las razones por las que las empresas deciden revalorizar sus activos no financieros han utilizado el logaritmo natural de la cifra de negocios como medida de aproximación al tamaño de la

empresa (Lin y Peasnell, 2000; Hervás Oliver, 2005 y Missonier-Piera, 2007). De acuerdo con los resultados obtenidos en trabajos anteriores, esperamos una relación negativa entre el tamaño de la empresa y la opción por el modelo del valor razonable.

En nuestro modelo no consideramos algunas variables que han resultado estar asociadas con la elección contable en trabajos previos tales como el ratio *market-to-book* (Quagli y Avallone, 2010). La decisión para no incluir esta variable en nuestro modelo es la diferente composición de nuestra muestra que abarca no sólo empresas del sector inmobiliario sino también empresas que operan en otros sectores de actividad por lo que diferencias en este indicador podrían deberse a otros motivos distintos del modelo contable elegido para la contabilización de las inversiones inmobiliarias.

### 3.3. Técnicas de análisis

En este trabajo empleamos dos metodologías alternativas a la RL para resolver problemas de clasificación: redes neuronales artificiales y árboles de decisión. El software que se ha empleado para desarrollar los modelos ha sido WEKA 3.6.12.

Para evitar que la separación de la muestra en los grupos de entrenamiento y generalización afecte a los resultados se utilizó el método de validación cruzada de  $k$  iteraciones o, como comúnmente se denomina en inglés *k-fold cross validation*. Los datos de muestra se dividen en  $k$  subconjuntos. Uno de los subconjuntos se utiliza como datos de prueba o generalización y el resto ( $k-1$ ) como datos de entrenamiento. El proceso de validación cruzada es repetido durante  $k$  iteraciones, con cada uno de los posibles subconjuntos de datos de prueba. Finalmente se realiza la media aritmética de los resultados de cada iteración para obtener un único resultado. Este método es muy preciso puesto que evaluamos a partir de  $k$  combinaciones de datos de entrenamiento y de prueba. En la práctica, la elección del número de iteraciones depende de la medida del conjunto de datos. En este caso utilizamos la validación cruzada de 10 iteraciones ya que es el número de iteraciones más utilizado en la práctica pues garantiza la validez de los resultados sin generar un coste computacional demasiado elevado

#### *Regresión logística (RL)*

En los modelos de regresión logística la variable dependiente es siempre una variable definida como categórica. En este trabajo, utilizamos el modelo de regresión logística binaria puesto que nuestra variable dependiente es la elección contable y puede tomar únicamente dos valores (valor 1 si la elección es por el modelo del valor razonable y 0 por el modelo del coste).

El modelo de regresión logística implica la obtención de la probabilidad de que una observación pertenezca a un grupo determinado, en función del comportamiento de las variables independientes. El modelo se formula como sigue:

$$\text{Logit}(p) = \ln(p/1-p) = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n \quad [1]$$

donde  $(p/1-p)$  es la razón de oportunidades (*odd ratio*) o ventaja de que un suceso ocurra y  $\ln(p/1-p)$  es la transformación logarítmica de la razón de *odd*;  $x_n$  son las variables independientes y  $b_n$  los coeficientes obtenidos por el modelo para cada una de las variables independientes.

#### *Redes Neuronales Artificiales (MLP)*

En este trabajo aplicamos las redes neuronales en su formulación clásica determinada por el perceptrón multicapa (MLP), con una sola capa oculta y funciones de activación de las neuronas de tipo sigmoide. Las neuronas de la capa de entrada estarían constituidas por las variables explicativas en el modelo de regresión logística y la capa de salida por la variable que representa la elección contable. Se seleccionó una sola capa oculta porque como ha demostrado la teoría (Cybenko, 1989; Hornik, 1991) estas redes son aproximadores universales y pueden representar cualquier función de sus entradas. Con respecto al número de neuronas a incluir en la capa oculta se determinó experimentalmente hasta encontrar el menor número de neuronas en la capa oculta que generaba buenos resultados, que resultó ser igual a 4.

#### *Árboles de decisión (C4.5)*

La principal ventaja de los árboles de decisión es que generan reglas de clasificación muy intuitivas en cuanto a la interpretación de los resultados obtenidos y que, además, indican la importancia relativa de las variables seleccionadas para la clasificación y predicción (Koh, 2004).

En este trabajo utilizamos el algoritmo de minería de datos C4.5 de Quinlan (2005) que en el software Weka se ha implementado como J48. El algoritmo C4.5 es una extensión del algoritmo ID3, el cual sólo trabaja con variables que toman valores discretos; en cambio, el algoritmo C4.5 permite trabajar con valores tanto discretos como continuos. C4.5 genera un árbol de decisión mediante particiones realizadas de manera recursiva para lo cual selecciona aquellas variables que maximizan el criterio de separación. El criterio de separación empleado por C4.5 a la hora de realizar un test es la razón de ganancia.

## 4. RESULTADOS

### 4.1. Análisis descriptivo

En la Tabla 1 se ofrecen los principales estadísticos descriptivos que describen la distribución de cada una de las variables, agrupadas en función del modelo contable elegido y para el total de la muestra. Asimismo, se presentan en la última columna los resultados obtenidos con las técnicas Chi-cuadrado de Pearson y prueba de rangos U de Mann-Whitney, utilizadas para contrastar la influencia de cada una de las variables independientes (como el país de origen, la concentración de la propiedad, el tamaño, el nivel de endeudamiento y la proporción de inversiones inmobiliarias) en la elección contable.

El análisis de frecuencias en relación con la variable PAÍS revela que 20 (31,7%) de las 63 empresas británicas que componen la muestra optan por el modelo del coste en 2005 pasando, por tanto, del modelo de revalorización requerido por la normativa local previa hacia el modelo del coste. Por otra parte, en España únicamente 4 empresas (10%) optan por el modelo del valor razonable, criterio no permitido por la normativa local. Los resultados del test de Chi-cuadrado ( $\chi^2 = 33,466$  y  $p = 0,000$ ) muestran la influencia del país de origen en la elección contable.

Respecto a la variable CONC, los resultados muestran que el 35% de las empresas que componen la muestra presentan estructuras de propiedad concentradas. De éstas, el 50% optan por el modelo del valor razonable y el otro 50% lo hacen por el modelo del coste. Los resultados de la prueba de Chi-cuadrado confirman que no existe relación entre las variables, dado el elevado nivel de significación obtenido para el estadístico  $\chi^2$  ( $p = 0,514$ ). Por tanto, en el plano univariante, no se aprecia la influencia de la estructura de propiedad en la elección contable.

Por lo que respecta al resto de las variables, observamos que las empresas que optan por el modelo del valor razonable presentan de media una mayor proporción de las inversiones inmobiliarias sobre el total de activos (INV\_TA) y son de menor tamaño (TAM). Por otra parte, sobre la base de los estadísticos descriptivos observamos que las empresas que optan por el modelo del coste están de media más endeudadas (END) que las que eligen el modelo del valor razonable (ratio de endeudamiento medio de 2,05 frente a 1,61). El test de rangos U de Mann-Whitney muestra que las variables señaladas son significativamente distintas entre las empresas que optan por el modelo del valor razonable y las que lo hacen por el modelo del coste.

**Tabla 1: Análisis descriptivo (por modelo contable y para el total de la muestra)**

Variables independientes	Coste (n = 56)		Valor razonable (n = 47)		Total (n = 103)		Test (Coste vs. valor razonable)	
	n = 1	n = 0	n = 1	n = 0	n = 1	n = 0	Chi-cuadrado	U Mann Whitney Pr >  Z
<i>Variables dummy</i>								
PAÍS	20	36	43	4	63	40	$\chi^2 = 33,466$ (p= 0,000)	N/A
CONC	18	38	18	29	36	67	$\chi^2 = 0,426$ (p= 0,514)	N/A
<i>Variables continuas</i>	<b>Media</b>	<b>Desv.típ.</b>	<b>Media</b>	<b>Desv.típ.</b>	<b>Media</b>	<b>Desv.típ.</b>		
INV_TA	0,0810	0,1837	0,5119	0,3760	0,2776	0,3584	N/A	$\alpha = 0,000$
END	2,0450	1,3759	1,6140	1,4643	1,8483	1,4263	N/A	$\alpha = 0,017$
TAM	13,7825	2,1097	11,8063	1,3642	12,8808	2,0537	N/A	$\alpha = 0,000$

## 4.2. Predicción de la elección contable

A continuación mostramos los resultados obtenidos por cada uno de los modelos. Para evaluar la capacidad predictiva de cada una de las metodologías utilizadas mostramos la matriz de confusión con los resultados medios obtenidos en las 10 iteraciones realizadas. En esta matriz incluimos el porcentaje de casos correctamente clasificados sobre el total y sobre cada una de las clases, determinadas por la elección contable (coste o valor razonable).

### 4.2.1. Regresión logística

El modelo de regresión logística aplicado presenta la siguiente forma:

$$\text{Ln}\Omega (\text{ELECCION})= b_0 +b_1\text{PAIS}+b_2\text{INV\_TA} +b_3\text{END} +b_4\text{CONC} +b_5\text{TAM} \quad [2]$$

Los resultados obtenidos aparecen en la Tabla 2. La medida de Hosmer y Lemeshow de ajuste global, nos permite afirmar que no hay una diferencia estadísticamente significativa entre las clasificaciones observadas y predichas por el modelo, distribuyéndose como una Chi-cuadrado con 8 grados de libertad. Esta última es una prueba especialmente adecuada para muestras pequeñas y modelos en los que se incluyen una o más variables independientes de naturaleza continua, como es nuestro caso.

**Tabla 2: Resultados regresión logística: Coeficientes, estadístico de Wald y razón de *odd***

Variable	Signo	$\beta$ (Wald)	$e^\beta$
Constante		2,277 (1,039)	1,3198
PAIS	+	3,854 (13,340) ***	47,2050
INV_TA	+	3,854 (6,842) ***	47,1908
END	+	0,441 (2,975) *	1,5544
CONC	-	1,169 (2,414)	3,2175
TAM	-	-0,576 (7,455) ***	1,7793
<i>Estadísticos</i>			
R <sup>2</sup> Nagelkerke		0,673	
-2LL		69,885 ***	
Hosmer y Lemeshow		6,597	

p < 0,1, \*\* p < 0,05 y \*\*\* p < 0,01

Para contrastar la significación de los coeficientes, utilizamos el estadístico de Wald. Los resultados del modelo 1 confirman los resultados obtenidos en el análisis descriptivo (véase apartado 4.1). La variable PAIS<sup>4</sup> muestra tener una fuerte relación directa con la elección contable. Asimismo, la proporción de las inversiones inmobiliarias sobre el total de activos (INV\_TA) y el endeudamiento (END) resultan estar directamente asociadas con la opción por el modelo del valor razonable. Por otra parte, el coeficiente de la variable tamaño (TAM) es negativo y significativo. Por último, la estructura de propiedad (CONC) no parece estar asociada con la elección contable.

Por último, la precisión en la clasificación del modelo se muestra en la Tabla 3. La RL clasifica correctamente, en media, el 83,2% de las observaciones. Los resultados muestran además un error de tipo I del 17,2% y un error de tipo II del 16,1%.

**Tabla 3: Matriz de confusión: regresión logística (RL)**

Porcentaje correcto de clasificación: 83,2%		Grupo pronosticado		Total
		Modelo valor razonable	Modelo coste	
Grupo real	Modelo valor razonable	39 (82,8%)	8 (17,2%)	47
	Modelo coste	9 (16,1%)	47 (83,9%)	56

#### 4.3. Redes neuronales artificiales (MLP)

El modelo de redes neuronales empleado es clásico modelo de perceptrón multicapa basado en unidades sigmoides. Los resultados obtenidos de la precisión en la clasificación del modelo se muestran en la Tabla 4. El modelo MLP clasifica correctamente el 92,1% de las empresas que optan por el valor razonable, lo que resulta en un error de tipo I del 7,9%. El error de tipo II es del 18,1%. La precisión media en la clasificación del modelo es del 87,3%, superando el rendimiento obtenido con la RL.

<sup>4</sup> La interpretación de la razón de *odd* ( $e^{\beta}$ ) estimada por el modelo para la variable PAIS que toma un valor de 42,205 (estadísticamente significativa a un nivel del 1%) es que la probabilidad de que las empresas domiciliadas en el Reino Unido opten por el modelo del valor razonable es 42 veces superior a la de las empresas domiciliadas en España. De igual modo debe procederse para interpretar el ratio de *odd* obtenido para el resto de variables (INV\_TA, END y TAM); no obstante, en estos casos las variables no son de respuesta binaria por lo que su interpretación no es tan sencilla.

**Tabla 4: Matriz de confusión: redes neuronales (MLP)**

Porcentaje global de aciertos: 87,3%		Grupo pronosticado		Total
		Modelo valor razonable	Modelo coste	
Grupo real	Modelo valor razonable	43 (92,1%)	4 (7,9%)	47
	Modelo coste	10 (18,4%)	46 (81,6%)	56

#### 4.4. Árboles de decisión (C4.5)

Al aplicar C4.5 se obtienen las reglas de clasificación contenidas en la Tabla 5 que son útiles para identificar los perfiles obtenidos por el algoritmo.

**Tabla 5: Reglas obtenidas a partir del algoritmo C4.5: soporte, confianza e índice**

Regla	Expresión	Soporte	Confianza	Índice
1	Si PAIS =1, $INV\_TA \leq 0,0859$ y $CONC=0$ , $ELECCION=0$	19	89,47%	164,57%
2	Si PAIS =1, $INV\_TA \leq 0,0859$ y $CONC=1$ , $ELECCION=1$	9	66,67%	146,10%
3	Si PAIS =1, $INV\_TA > 0,0859$ , $ELECCION=1$	35	100,00%	219,15%
4	Si PAIS =0, $ELECCION=0$	40	90,00%	165,54%

El análisis de la reglas de clasificación obtenidas muestra que de las empresas domiciliadas en el Reino Unido (PAIS =1), con una proporción de inversiones inmobiliarias sobre el total de activos es residual ( $INV\_TA \leq 0,0859$ ) y que presentan estructuras de propiedad dispersas ( $CONC=0$ ), el 89,5% optan por el modelo del coste (Regla 1, soporte 19). Por su parte, las empresas domiciliadas en el Reino Unido con inversiones inmobiliarias menos significativas sobre el total de activos pero con una estructura de propiedad concentrada (Regla 2, soporte 9), el 66,7% de las empresas optan por el modelo del valor razonable.

Los resultados muestran el predominio de las empresas que optan por el modelo del coste cuando existe dispersión de la propiedad (Regla 1), y el indicador del índice obtenido sugiere que la probabilidad de que una empresa con ese perfil opte por el coste ( $ELECCION=0$ ) es un 64,6% superior respecto a una empresa aleatoria de la muestra general. En teoría, el valor razonable reduce las asimetrías informativas y estas últimas se presumen mayores cuando la estructura de propiedad es muy dispersa. No obstante, a la vista de los resultados obtenidos en la Regla 1, también es razonable pensar que a mayor dispersión de la propiedad los directivos de empresas donde la actividad patrimonialista es residual (valores inferiores en  $INV\_TA$ ), tenderán a evitar la volatilidad que introduce el valor razonable en la cuenta de resultados optando, por tanto, por el modelo del coste que requiere la revelación de los valores razonables

en la memoria. En este sentido, Godfrey y Jones (1999) obtienen que las empresas con estructuras de propiedad más dispersas son más proclives a emplear prácticas de alisamiento del resultado frente a aquellas donde existe una mayor concentración de la propiedad.

Por su parte, la Regla 3 (soporte 35) indica que el 100% de las empresas domiciliadas en el Reino Unido y en las que la actividad patrimonialista es más significativa ( $INV\_TA > 0,0859$ ) optan por el modelo del valor razonable.

Por último, la Regla 4 (soporte 40) indica que el 90,0% de las empresas domiciliadas en España, optan por el modelo del coste.

En resumen, el árbol de decisión creado por el algoritmo C4.5 pone de manifiesto, al igual que los resultados obtenidos en la RL, que las variables que tienen mayor peso para la clasificación de las empresas en la elección contable son las variables PAIS e INV\_TA. Estos resultados nos permiten contribuir a los trabajos previos de elección sobre la NIC 40 porque sugieren que las empresas británicas que cambian de criterio contable, desde el valor razonable hacia el coste, lo hacen fundamentalmente porque esta actividad no es significativa en su modelo de negocio y, probablemente, en términos coste-beneficio, se decantan por el modelo del coste.

Por último, la variable CONC que no parecía influir en la elección contable a la luz de los resultados obtenidos en la RL, aparece como predictor de la elección contable en el grupo de empresas británicas donde la actividad patrimonialista es poco significativa.

En la Tabla 6 mostramos los resultados en cuanto a la precisión en la clasificación del modelo:

**Tabla 6: Matriz de confusión: algoritmo C4.5**

Porcentaje global de aciertos: 86,9%		Grupo pronosticado		Total
		Modelo valor razonable	Modelo coste	
Grupo real	Modelo valor razonable	43 (92,5%)	4 (7,5%)	47
	Modelo coste	11 (19,8%)	45 (80,2%)	56

De las 47 empresas que optan por el modelo del valor razonable, el modelo clasifica correctamente 43 de ellas (92,5%), lo que implica un error de tipo I del 7,5%. De igual forma, el error de tipo II es del 19,8%, clasificando el modelo correctamente el 80,2% de las empresas (45 sobre un total de 56) que optan por el modelo del coste. En global, el modelo clasifica de forma correcta el 86,9% de las empresas, superando el rendimiento de la RL no así el del MLP.

#### **4.5. Comparación de la precisión en la clasificación de las tres metodologías: RL, MLP y C4.5**

Para analizar la significación de las diferencias obtenidas en los resultados alcanzados con cada metodología (RL, MLP y C4.5) empleamos un t-test sobre muestras relacionadas. El MLP obtiene el mejor resultado (mejor porcentaje medio de clasificación) entre todas las metodologías empleadas. El test de comparación realizado entre los resultados medios obtenidos por cada uno de los métodos pone de manifiesto que la capacidad predictiva del MLP y C4.5 es significativamente superior a la obtenida por la RL, con un nivel de significación del 5%. Sin embargo, no se han encontrado diferencias significativas en el rendimiento relativo entre las aplicaciones de los modelos MLP y C4.5.

### **5. CONCLUSIONES**

Las normas contables habilitan escasas opciones para presentar los recursos porque la existencia de alternativas contables conduce a que recursos y transacciones similares se presenten de forma distinta en los estados financieros. Esto puede traducirse en una menor comparabilidad de la información financiera, motivo por el cual las opciones contables han ido desapareciendo a lo largo del tiempo (Zeff, 2012).

La NIC 40 es una de las pocas opciones contables abiertas en la normativa internacional pues permite optar entre el reconocimiento del valor razonable de las inversiones inmobiliarias en el balance y en la cuenta de resultados (modelo del valor razonable) o su revelación en las notas de la memoria (modelo del coste). Por su parte, el regulador contable estadounidense, el FASB, ha mantenido durante varios años en su agenda un proyecto, que no ha culminado, en el que se plantea el desarrollo de una nueva norma que bien ofrezca a las empresas la opción contable (similar a la NIC 40) o bien requiera únicamente el modelo del valor razonable para la contabilización de las inversiones inmobiliarias. Por tanto, resulta de interés directo para los reguladores contables, ampliar la investigación en este área.

Así, con el objetivo de predecir la opción que podrían tomar las empresas entre un criterio de valoración u otro cuando se les presenta esta elección contable, en este trabajo se introducen diferentes metodologías de clasificación que ofrece la minería de datos (MLP y C4.5), distintas de las utilizadas en los trabajos anteriores (RL), y se comparan en términos de capacidad predictiva. En segundo lugar, este trabajo contribuye a la literatura contable previa pues amplía la investigación contable existente en este área en un contexto multinacional (Reino Unido y España) y multisectorial.

Los resultados obtenidos en el análisis descriptivo y en la RL ratifican la influencia de variables como el país de origen, la importancia de las inversiones inmobiliarias sobre el total de activos, el nivel de endeudamiento y el tamaño en la elección contable. Así, las empresas domiciliadas en el Reino Unido (España), aquellas en las que las inversiones inmobiliarias son más (menos) importantes sobre el total de activos, las que presentan menores (mayores) niveles de endeudamiento y son de menor (mayor) tamaño son más propensas a optar por el valor razonable (coste) como criterio de valoración.

Por su parte, MLP y C4.5 son metodologías que aunque no muestran la significación individual de cada variable exógena en el modelo, su mayor capacidad predictiva pone de manifiesto la influencia del conjunto de ellas en la decisión contable. En particular, el análisis comparativo entre los porcentajes medios de clasificación correcta demuestra que MLP y C4.5 presentan una mayor capacidad predictiva frente a la RL. Sin embargo, no se encontraron diferencias significativas respecto a dicha capacidad entre MLP y C4.5.

Este estudio pone de manifiesto el potencial de las técnicas de minería de datos para el análisis predictivo en un contexto de elección contable. La capacidad de interpretación de relaciones no lineales o interacciones entre las variables que ofrecen dichas técnicas supone un complemento a las metodologías estadísticas tradicionales.

## REFERENCIAS

- Ball, M. (2005). *RICS European Housing Review*. RICS, Londres.
- Ball, R. (2006). International Financial Reporting Standards (IFRS): pros and cons for investors. *Accounting and Business Research. International Accounting Forum*, 36: 5–27.
- Barlev, B.; Fried, D.; Haddad, J.R. & Livnat, J. (2007). Reevaluation of Revaluations: A Cross-Country Examination of the Motives and Effects on Future Performance. *Journal of Business Finance and Accounting*, 34(7-8): 1025–1050.
- Brown, P.; Izan, H.Y. & Loh, A.L. (1992). Fixed Assets Revaluations and Managerial Incentives. *Abacus*, 28(1): 36–57.
- Christensen, H.B. & Nikolaev, V.V. (2013). Does fair value accounting for non-financial assets pass the market test? *Review of Accounting Studies*, 18: 734–775.
- Cotter, J. (1999). Asset Revaluations and Debt Contracting. *Abacus*, 35(3): 268–285.

- Cotter, J. & Zimmer, I. (1995). Asset Revaluation and Assessment of Borrowing Capacity. *Abacus*, 31(2): 136–151.
- Cybenko, G. (1989). Approximation by Superpositions of a Sigmoidal Function. *Mathematics of Control, Signals and Systems*, 2: 303–314.
- De Andrés, J.; Landajo, M., Lorca, P. & Ordoñez, P. (2010). Assessing the Liquidity of Firms: Robust Neural Network Regression as an Alternative to the Current Ratio. En Lytras, M.D.; Ordonez De Pablos, P.; Ziderman, A.; Roulstone, A.; Maurer, H. & Imber, J.B. (eds.). *Knowledge Management, Information Systems, E-learning & Sustainability Research*, Springer, Berlín, pp. 537–544.
- De Vicente, M.; Molina, H. & Ramírez, J.N. (2013). Inversiones inmobiliarias: la elección contable valor razonable versus coste en los grupos cotizados españoles. *Cuadernos de contabilidad*, 14(34): 25–51.
- Fields, T.D.; Lyz, T.Z. & Vincent, L. (2001). Empirical research on accounting choice. *Journal of Accounting & Economics*, 31: 255–307.
- Florez-Lopez, R. (2007). Modelling of insurers' rating determinants. An application of machine learning techniques and statistical models. *European Journal of Operational Research*, 183(3): 1488–1512.
- Gaeremynck, A. & Veugelers, R. (1999). The revaluation of assets as a signalling device: a theoretical and an empirical analysis. *Accounting and Business Research*, 29(2): 123–138.
- Godfrey, J.M. & Jones, K.L. (1999). Political cost influences on income smoothing via extraordinary item classification. *Accounting and Finance*, 39: 229–254.
- Hervás Oliver, J.L. (2005). La revalorización de activos fijos. Contraste empírico de un modelo financiero de elección contable. *Investigaciones Europeas de Dirección y Economía de la Empresa*, 11(1): 31–51.
- Hornik, K. (1991). Approximation Capabilities of Multilayer Feedforward Networks. *Neural Networks*, 4(2): 251–257.
- International Accounting Standards Board (IASB) (2013). *International Accounting Standard 40, Investment Property (Part A)*. IASB, Londres.

- Kirkos, E., Spathis, C. & Manolopoulos, Y. (2007). Data mining techniques for the detection of fraudulent financial statements. *Expert Systems with Applications*, 32: 995–1003.
- Kirkos, E.; Spathis, C. & Manolopoulos, Y. (2008). Support vector machines, Decision Trees and Neural Networks for auditor selection. *Journal of computational Methods in Sciences and Engineering*, 8: 213–224.
- Koh, H-C. (2004). Going concern predictions using data mining techniques. *Management Auditing Journal*, 19(3): 462–476.
- Kvaal, E. & Nobes, C. (2010). International differences in IFRS policy choice: a research note. *Accounting and Business Research*, 40(2): 173–187.
- La Porta, R.; López-de-Silanes, F. & Shleifer, A. (1999). Corporate Governance Around the World. *The Journal of Finance*, vol. LIV (2): 471–515.
- La Porta; R., López de Silanes, F.; Shleiffer, A. & Vishny, R. (1998). Law and Finance. *Journal of Political Economy*, 106: 1.113–1.155.
- Lin, Y.C. & Peasnell, K.V. (2000). Fixed Asset Revaluation and Equity Depletion in the UK. *Journal of Business Finance & Accounting*, 27(3-4): 359–394.
- Linsmeier, T.J. (2013). A Standard setter’s framework for selecting between fair value and historical cost measurement attributes: a basis for discussion of “Does fair value accounting for nonfinancial assets pass the market test?”, *Review of Accounting Studies*, 18: 776–782.
- Martens, D.; Bruynseels, L.; Baesens, B.; Willekens, M. & Vanthienen, J. (2008). Predicting going concern opinion with data mining. *Decision Support Systems*, 45(4): 765–777.
- Missonier-Piera, F. (2007). Motives for fixed-asset revaluation: An empirical analysis with Swiss data. *The International Journal of Accounting*, 42: 186–205.
- Muller, K.A.; Riedl, E.J. & Sellhorn, T. (2008). *Causes and Consequences of Choosing Historical Cost versus Fair Value*. Working paper, Pennsylvania State University, Harvard Business School and Ruhr-Universität Bochum.
- Muller, K.A.; Riedl, E.J. & Sellhorn, T. (2011). Mandatory Fair Value Accounting and Information Asymmetry: Evidence from the European Real Estate Industry. *Management Science*, 57(6): 1138–1153.

- Quagli, A. & Avallone, F. (2010). Fair Value or Cost Model? Drivers of Choice for IAS 40 in the Real Estate Industry. *European Accounting Review*, 19(3): 461–493.
- Quinlan, J.R. (2005). *C4.5: programs for machine learning*. Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco.
- Stone, M. & Rasp, J. (1991). The Tradeoffs in the Choice between Logit and OLS in Accounting Choice Studies. *The Accounting Review*, 66(1): 170–187.
- Sun, J.; Li, H.; Huang, Q-H. & He, K-Y. (2014). Predicting financial distress and corporate failure: A review from the state-of-the-art definitions, modeling, sampling, and featuring approaches. *Knowledge Based Systems*, 57: 41-56.
- Whittred, G. & Chan, Y.K. (1992). Asset Revaluation and the Mitigation of Underinvestment. *Abacus*, 28(1): 58–74.
- Zeff, S.A. (2012). The Evolution of the IASC into the IASB, and the Challenges it Faces. *The Accounting Review*, 87(3): 807–837.