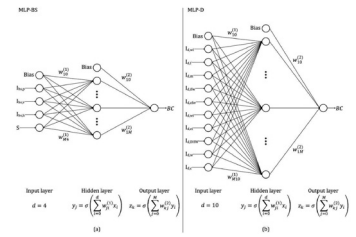


Predicción del importe de actuaciones de mantenimiento en viviendas y solares ubicados en España usando perceptrones multicapa



Prediction of the maintenance performance cost in dwellings and building sites located in Spain using multilayer perceptrons



David Bienvenido-Huertas¹, David Marín¹, Daniel Sánchez-García², Pedro Fernández-Valderrama¹ y Juan Moyano¹

¹ Universidad de Sevilla. Departamento de Expresión Gráfica e Ingeniería en la Edificación. Avda. Reina Mercedes, 4A - 41012 Sevilla (España).

² Universidad de Sevilla. Departamento de Construcciones Arquitectónicas II. Avda. Reina Mercedes, 4A - 41012 Sevilla (España).

DOI: <http://dx.doi.org/10.6036/9061> | Recibido: 10/12/2018 • Inicio Evaluación: 03/01/2019 • Aceptado: 18/02/2019

ABSTRACT

- The effective asset management of real estate is an area of great interest to the building engineering sector. The determination and programming of maintenance tasks is essential to allow finance entities to establish market order according to a given budget. The process works slowly, and some optimization is generally required. In this paper, two multilayer perceptrons (MLPs) are developed to determine the economic cost of maintenance works in the two types of real estate asset of more interest to building sector: building sites and dwellings. After training using 76 case studies for building sites and 317 for dwellings, the optimal MLP configurations are shown to have 6 and 12 nodes respectively, and the input variables that most influenced their behavior are also determined. Furthermore, the MLPs showed more optimal behavior than models using multiple linear regression. Finally, the MLPs were tested for 15 new case studies for each model, predicting the budgeted costs of the associated maintenance works with deviations of less than 11% compared with the actual value in most cases.
- **Keywords:** multilayer perceptron; budgeted cost; building site; dwelling; real estate asset.

RESUMEN

La eficiente gestión de los activos inmobiliarios es una de las actividades con mayor demanda en el sector de la ingeniería de la edificación. La determinación y programación de los trabajos de mantenimiento resulta fundamental para que las entidades financieras establezcan el orden de inversión en función del importe presupuestado. Dado que es un proceso de trabajo lento, resulta necesario su optimización. En este trabajo se desarrollan dos perceptrones multicapa (PM) para la determinación del importe económico en los trabajos de mantenimiento en las dos tipologías de activos inmobiliarios de mayor interés para el sector de la edificación: solares y viviendas. En base al entrenamiento con 76 casos de estudio para solares y 317 para viviendas, se obtuvieron que las configuraciones de PM óptimas fueron las de 6 y 12 nodos, respectivamente, y se determinaron las variables de entrada que más influyen en su comportamiento. Además, los PM presentaron un comportamiento óptimo con respecto a los de regresión lineal múltiple. Finalmente, se testearon los PM ante 15 casos de estudio nuevos para cada modelo, prediciendo los importes presupuestados para los trabajos de mantenimiento con una desviación inferior al 11% con respecto al valor real en la mayoría de ellos.

Palabras clave: perceptrón multicapa; importe presupuestado; solar; vivienda; activo inmobiliario.

1. INTRODUCCIÓN

El inicio de la crisis financiera (con la quiebra de Lehman Brothers en septiembre de 2008) ha transformado de manera significativa la economía de los diferentes mercados internacionales [1], existiendo elementos característicos propios para cada país que han propiciado dicha situación [2]. En el caso de España, uno de los principales factores fue debido al fracaso del mercado inmobiliario, debido al acelerado desarrollo urbano entre 1990 y 2006 y a la especulación con el precio final de las viviendas, con incrementos anuales que llegaron a ser del 18% [3], aunque también se pueden destacar otras posibles causas, como la política de compra-venta potenciada por el gobierno estatal [4], o la tendencia adquirida por la sociedad española a obtener viviendas en propiedad en detrimento del alquiler [5]. En consecuencia, en la etapa de mayor auge del sector inmobiliario, las entidades financieras jugaron un papel fundamental al financiar a los promotores gran parte de la compra de suelos y ejecución de las obras, así como la adquisición de viviendas a los ciudadanos. Esta tendencia fue diferente entre las comunidades autónomas. En algunas de ellas, como en Andalucía, el sector de la edificación fue el proceso productivo más importante [6].

Sin embargo, desde el inicio de la crisis, la gran actividad generada por dichas entidades ha provocado que haya aumentado el número de incumplimientos hipotecarios y el aumento de las ejecuciones hipotecarias ante la falta de liquidez tanto de entidades mercantiles como de personas físicas [7,8]. En este sentido, entre 2008 y 2015 el número de ejecuciones hipotecarias fue superior a 600.000 [9]. Así pues, una de las consecuencias de esta situación es el incremento en el número de activos inmobiliarios en propiedad por parte de las entidades bancarias, existiendo una amplia variedad de tipologías, tales como [10]: (i) promociones de viviendas sin finalizar, (ii) viviendas, tanto unifamiliares como pisos, (iii) locales comerciales y (iv) solares. La gran variedad de tipologías de activos puede dificultar la gestión de los mismos.

El aumento en la titularidad de solares y viviendas por parte de las empresas financieras está provocando que estas sean las mayores empresas inmobiliarias en la actualidad [10]. En los últimos años las entidades bancarias han creado empresas especializadas destinadas a la gestión de los activos inmobiliarios o, en el caso de las cajas de ahorros nacionalizadas, han trasladado

sus activos a la Sociedad de Gestión de Activos procedentes de la Reestructuración Bancaria en España [3,11], aunque también existen grupos de inversión externos que han adquirido gran parte del stock existente [12]. El objetivo de estas empresas es maximizar el valor de dichos activos, adquiriendo una finalidad comercial con la puesta en el mercado de los mismos [13,14], permitiendo disminuir el riesgo asociado a los activos e incrementar la solvencia de las entidades financieras [15]. Así pues, se tratan de garantías que tienen los bancos para su adecuada recuperación económica, convirtiendo a la gestión de los activos en una de las principales actividades en el sector inmobiliario. Sin embargo, para su adecuada gestión, que permita garantizar su puesta en valor y salida en mercado, resulta necesario disponer de recursos humanos y temporales para determinar el estado del activo y establecer las actuaciones a realizar para su mantenimiento y poder garantizar unas condiciones adecuadas de habitabilidad, aunque el proceso puede llegar a extenderse en el tiempo. El personal técnico de las empresas especializadas debe trasladarse al activo, realizar una inspección de las patologías y desperfectos que presenta y emitir un informe detallado con la valoración económica de los trabajos. Uno de los aspectos más significativos de este proceso de trabajo es la valoración económica de los trabajos necesarios, que suele conllevar un tiempo considerable a los técnicos y que va a incidir en la decisión por parte de la entidad financiera de la idoneidad de realizar la actuación. Además, la gran variedad de tipologías de activos pueden dificultar la gestión de los mismos. Así pues, disponer de técnicas que permitan agilizar este proceso de trabajo podría facilitar la labor de los técnicos y permitir una mayor rapidez en la puesta en valor del stock inmobiliario existente.

En este sentido, el uso de la inteligencia artificial como sistema para optimizar el proceso de organización de trabajo y reducir los tiempos de trabajo ha sido ampliamente aplicado en diversos sectores [16]. De los diferentes algoritmos existentes, las redes neuronales artificiales (ANN) son una de las que mejores prestaciones ofrecen [17]. Las ANN son algoritmos computacionales que imitan el comportamiento de las neuronas de los cerebros, con la intención de construir sistemas de procesamiento adaptativos de la información, que puedan predecir una respuesta eficiente [18]. Sus principales características son la capacidad de aprendizaje, de adaptación y de generalización, permitiendo estimar situaciones desconocidas con respecto a los datos de entrenamiento. En el campo de la edificación la aplicación de ANN ha crecido en los últimos años a través de diferentes aplicaciones, tales como: (i) estimación del valor económico de los locales comerciales [19]; (ii) predicción de costes durante la fase de proyecto [20]; (iii) Hola y Schabowicz [21] utilizaron las ANN para estimar el costo del tiempo de ejecución en los trabajos de movimiento de tierras; (iv) Luo et al. [22] desarrollaron una ANN para optimizar el proceso de selección de proveedores; y (v) valoración de costos del mantenimiento de los equipos de construcción [23] para facilitar la planificación de recursos y la toma de decisiones. Sin embargo, no hay ninguna investigación sobre la viabilidad de utilizar los ANN para optimizar el rendimiento de los activos inmobiliarios, o predecir el costo económico asociado.

1.1 OBJETIVO DEL ARTÍCULO

El objetivo de esta investigación es desarrollar modelos de predicción mediante ANN que permitan estimar con exactitud el importe asociado a las actuaciones de mantenimiento de los activos inmobiliarios y cuyos resultados sirvan para establecer un orden de prioridad a la hora de acometer dichas actuaciones por parte de las entidades financieras. Así pues, los modelos de ANN plantea-

dos están orientados a los resultados, buscando la minimización del tiempo de gestión de las actividades de mantenimiento de los activos inmobiliarios y determinando con exactitud el importe de las tareas a ejecutar.

Dado que la mayor parte de los activos inmobiliarios existentes son solares y viviendas, se plantean dos modelos diferentes para cada uno de ellos. Se recopilaron 393 casos de estudio, correspondiendo 76 a solares y 317 a viviendas para el entrenamiento y testeo de los modelos planteados, determinando la configuración más adecuada. Además, los resultados fueron comparados con modelos de regresión lineal múltiple al tratarse de una técnica ampliamente utilizada en otros tipos de predicción económica, como el precio de venta de activos inmobiliarios [24].

2. METODOLOGÍA

2.1. CARACTERÍSTICAS DE LAS REDES NEURONALES DESARROLLADAS

En este estudio se utiliza como arquitectura de ANN el perceptrón multicapa (MLP). Esta clase específica de ANN se caracteriza por dividir su estructura en tres o más capas: (i) una capa de entrada, que recibe la información de las diferentes variables; (ii) una o varias capas intermedias, que extraen la información requerida; y (iii) una capa de salida, que indica el valor estimado por el MLP. En cada una de ellas existen una serie de nodos que se conectan a todos los de la siguiente capa mediante conexiones ponderadas con pesos sinápticos. Así pues, el valor estimado por la capa de salida viene dado por la siguiente expresión:

$$z_k = \sigma \left(\sum_{j=1}^M w_{kj}^{(2)} \sigma \left(\sum_{i=0}^d w_{ji}^{(1)} x_i \right) + w_{10}^{(2)} y_0 \right) \quad (1)$$

Donde x_i son los valores de la capa de entrada, σ es la función de activación, $w_{ji}^{(1)}$ son los pesos de la capa oculta, $w_{10}^{(2)}$ e y_0 son el peso y el valor de entrada de la neurona *bias* de la capa oculta, $w_{kj}^{(2)}$ son los pesos de la capa de salida y z_k es la salida de la capa final.

El ajuste de los pesos sinápticos se realiza mediante el entrenamiento del MLP que consiste en aplicar un algoritmo de aprendizaje a un conjunto de datos de entrenamiento. En el caso de este trabajo, el MLP se entrenó mediante propagación hacia atrás [25–27], utilizando el algoritmo Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS) [28], perteneciente a los métodos cuasi-Newton. El entrenamiento se realizó mediante validación cruzada. Para cada una de las capas del MLP, se adoptó una función de activación sigmoideal (Eq. (2)).

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

Donde x es la suma ponderada de las entradas a la neurona.

A efectos de este estudio, sólo se consideró una arquitectura de MLP con una capa oculta. El número de neuronas de la capa oculta y el número de training time variaron en la etapa de diseño, hasta determinar el modelo de MLP más adecuado para el objeto de este estudio. En el apartado de resultados se discuten el número de neuronas para la capa oculta más adecuado que ha sido obtenido. Para poder valorar cuál es el mejor modelo obtenido, se utilizaron tres parámetros estadísticos los cuales son: (i) el

coeficiente de correlación (R^2) (Eq. (3)); (ii) el error medio absoluto (MAE) (Eq. (4)); y (iii) la raíz del error promedio (RMSE) (Eq. (5)). Se estableció como indicador de calidad que R^2 debía tener un valor superior a 0.95 y que tanto MAE como RMSE debían ser lo más bajo posible. La determinación de los nodos que componen la capa oculta para conseguir un rendimiento óptimo se discute en los resultados de este estudio.

$$R^2 = 100 \cdot \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \right) \quad [\%] \quad (3)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|}{n} \quad (4)$$

$$RMSE = \left(\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}{n} \right)^{1/2} \quad (5)$$

Donde n es el número de instancias en el conjunto de datos; y_i es el valor estimado por la ANN y x_i es el valor real.

2.2. MODELOS PLANTEADOS

Para cada MLP se tuvieron en cuenta los principales factores que influyen en la valoración económica de las actuaciones de mantenimiento, constituyendo las variables de entrada de los dos modelos desarrollados: uno para solares (MLP-BS) y otro para viviendas (MLP-D) (Fig. 1). Las variables de entrada fueron seleccionadas conforme a los principales criterios usados por las compañías de evaluación de activos inmobiliarios. La respuesta de salida corresponde con el importe presupuestado de los trabajos de mantenimiento asociados.

Es conveniente destacar que los valores discretos normalmente utilizados en estas actuaciones se transforman a una escala

de 0 a 1 correspondiendo a las diferentes variables de entrada. Esta transformación se realiza para facilitar el proceso de entrenamiento del MLP y agilizar el proceso de toma de datos de campo, al establecer un valor dentro de una escala numérica. Los valores se establecen de menor a mayor gravedad, siendo los extremos de la distribución de los valores para cuando el estado sea correcto y para cuando sea urgente la actuación.

En el caso de los solares, los factores que son tenidos en cuenta a la hora de realizar la valoración económica de las actuaciones son los siguientes: (i) índice de estado de perímetro de vallado; (ii) índice de estado de vegetación existente; (iii) índice de nivel de salubridad; y (iv) superficie. Estos factores constituyeron las variables de entrada (Fig. 1). En la Tabla 1 (a) se realiza una descripción de cada una de estas variables, así como de los valores asociados.

En el caso de las viviendas, los principales factores que son tenidos en cuenta en la determinación del estado del activo inmobiliario y las actuaciones a realizar son las siguientes: (i) índice de estado de paramentos; (ii) índice de estado de solerías; (iii) índice de patologías de humedad; (iv) índice de estado de carpintería interior; (v) índice de estado de carpintería exterior; (vi) índice de estado de instalación de agua; (vii) índice de estado de instalación eléctrica; (viii) índice de estado de sistema ACS; (vix) índice de existencia de residuos; y (x) índice de nivel de limpieza. Estos índices son incluidos como las variables de entrada de MLP-D (Fig. 1). Al igual que para las variables de solares, cada una de estas variables es descrita en la Tabla 1 (b). En los valores asociados a cada uno de estos índices se incluyen los trabajos asociados a la gestión y traslado a vertedero de los residuos generados. A diferencia del modelo para solares, no se tiene en cuenta la superficie de la vivienda, ya que la mayor parte de las viviendas analizadas presentan unas superficies que oscilan entre 60 y 90 m².

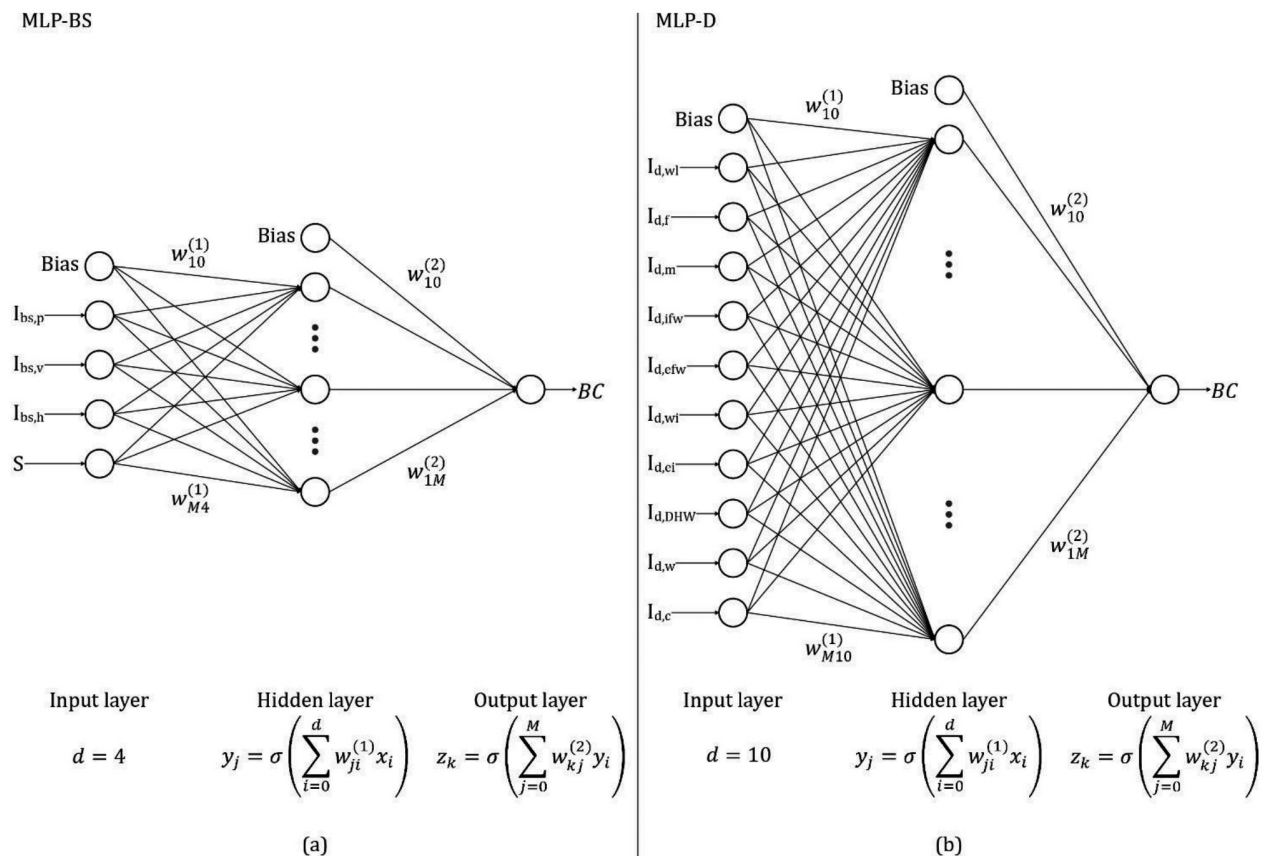


Fig. 1: Estructura de los MLP planteados: (a) solares, (b) viviendas

Variable	Descripción
Índice de estado de perímetro de vallado (lbs,p)	Estado del vallado perimetral del solar, determinando su nivel de seguridad y su adecuado estado de mantenimiento. En los valores asociados a este índice se incluyen aspectos tales como el levantado del vallado en mal estado y la instalación del nuevo, así como el traslado a vertedero de los residuos generados. El vallado nuevo a disponer en los solares está formado por postes de acero galvanizado fijados mediante cimentación y disponiendo de malla de simple torsión de acero galvanizado. Las actuaciones urgentes son consideradas cuando el estado del vallado suponga un peligro inminente para la seguridad de terceros o cuando no exista el mismo.
Índice de estado de la vegetación existente (lbs,v)	Estado de la vegetación existente en el terreno, determinando el nivel de seguridad y salubridad de los elementos vegetales existentes. En los valores asociados a este índice se incluyen tareas tales como el desbroce y limpieza superficial del terreno mediante medios mecánicos, la tala y retirada de arbustos y árboles, el arrancado de tocones y la aplicación de herbicidas, así como el traslado a vertedero de los residuos generados.
Índice de nivel de salubridad (lbs,h)	Estado del nivel de limpieza del solar en función de la presencia de residuos y otros factores, tales como la presencia de animales salvajes o parásitos, como los sifonápteros. En los valores asociados a este índice se incluyen tareas como la limpieza de residuos existentes y tratamientos específicos al solar, como la desratización, así como el traslado a vertedero de los residuos generados.
Superficie (S)	Superficie del solar. Para su determinación se pueden consultar los datos catastrales del solar.

(a)

Variable	Descripción
Índice de estado de paramentos (ld,wl)	Estado de los paramentos, incluyendo aspectos como su correcta verticalidad, la existencia de desperfectos o la calidad del acabado. No se incluyen los desperfectos relacionados a la humedad ya que disponen de su índice correspondiente. En los valores asociados a este índice se incluyen aspectos como el tapado de agujeros, la renovación del acabado e incluso la demolición de las secciones de paramento dañadas y su reconstrucción.
Índice de estado de solerías (ld,f)	Estado de las solerías en función de la presencia de piezas sueltas que puedan suponer un peligro para el tránsito por ellas, así como la existencia de piezas faltantes. En los valores asociados a este índice se incluyen la recolocación de las piezas sueltas y su disposición en las superficies que carecen de ellas.
Índice de patologías de humedad (ld,m)	Estado de la carpintería interior de la vivienda, analizando el correcto estado de puertas, cerrajería y otros elementos. También incluye la valoración de la puerta de entrada. En los valores asociados a este índice se incluyen la reparación de los desperfectos de la carpintería y cerrajería e incluso la retirada y colocación de elementos nuevos.
Índice de estado de carpintería interior (ld,ifw)	Estado de la carpintería interior de la vivienda, analizando el correcto estado de puertas, cerrajería y otros elementos. También incluye la valoración de la puerta de entrada. En los valores asociados a este índice se incluyen la reparación de los desperfectos de la carpintería y cerrajería e incluso la retirada y colocación de elementos nuevos.
Índice de estado de carpintería exterior (ld,efw)	Estado de la carpintería exterior de la vivienda, analizando el correcto estado de ventanas y balconeras. También se incluye la valoración del estado de elementos de protección como las barandillas. En los valores asociados a este índice se incluyen la reparación de los desperfectos de la carpintería e incluso la retirada y colocación de elementos nuevos.
Índice de estado de instalación de agua (ld,wi)	Estado de la instalación de suministro y evacuación de agua de la vivienda, analizando el correcto funcionamiento de la misma. En los valores asociados a este índice se incluyen la disposición de elementos faltantes o en mal estado, la reparación de averías e incluso la renovación parcial o total de la instalación de agua de la vivienda.
Índice de estado de instalación eléctrica (ld,ei)	Estado de la instalación eléctrica de la vivienda, analizando el correcto funcionamiento de la misma. En los valores asociados a este índice se incluyen la colocación de elementos faltantes o en mal estado, la reparación de averías e incluso la renovación parcial o total de la instalación eléctrica de la vivienda.
Índice de estado de sistema ACS (ld,DHW)	Estado del sistema de agua caliente sanitaria (ACS) de la vivienda, analizando el correcto funcionamiento del mismo. En los valores asociados a este índice se incluyen la colocación de elementos faltantes o en mal estado, la reparación de averías e incluso la renovación parcial o total del sistema ACS de la vivienda.
Índice de existencia de residuos (ld,w)	Existencia de residuos en la vivienda que suponen un peligro para la seguridad y salud de las personas, como, por ejemplo, mobiliario en mal estado. En los valores asociados a este índice se incluyen los trabajos de retirada, gestión y traslado a vertedero de los residuos existentes.
Índice de nivel de limpieza (ld,c)	Estado del nivel de limpieza y salubridad de la vivienda, analizando también la existencia de parásitos que supongan un peligro para la salud de las personas. En los valores asociados a este índice se incluyen tareas tales como la limpieza de la vivienda y la aplicación de productos fumigantes.

(b)

Tabla 1: Variables de entrada: (a) variables de entrada en MLP-BS, y (b) variables de entrada en MLP-D

El valor de salida predicho por los modelos determina el importe asociado a los trabajos de mantenimiento. En cada uno de los casos de estudio incluidos en el conjunto de datos de entrenamiento, se determinó el importe asociado a los trabajos de mantenimiento. Para ello se utilizó el modelo de presupuesto de unidades de obra [29]. En dicho modelo, las actuaciones a ejecutar se dividen en una serie de unidades o tareas a las que se les asocia un importe obtenido de aplicar una medición o cantidad a un precio asignado (Eq. (6)). El importe total de la ejecución de las obras de mantenimiento se obtiene mediante la suma de los costes directos, obtenidos a través del sumatorio del importe de todas las

unidades (Eq. (7)), y de los costes indirectos (Eq. (8)). Los precios fueron obtenidos a través de la base de datos "Precio Centro de la Construcción en España" [30].

$$U_i = M \cdot P \quad [€] \quad (6)$$

$$DC = \sum_{i=1}^n U_i \quad [€] \quad (7)$$

$$BC = DC + IC \quad [€] \quad (8)$$

Donde M y P son la medición y precio de la unidad de obra U_i ,

DC es el importe de costes directos, BC es el importe presupuestado de las actuaciones e IC es el importe de los costes indirectos.

Mientras que los costes directos son gastos directamente imputables a las unidades de obra, para los costes indirectos no ocurre así, ya que corresponde a conceptos no imputables como mano de obra indirecta, medios auxiliares o personal técnico y administrativo. Dado que la determinación exacta de los costes indirectos resulta compleja debido a la gran cantidad de factores que suelen intervenir, una práctica muy extendida es la utilización de un porcentaje sobre el total de costes directos (Eq. (9)) [29].

$$\%IC = \frac{IC}{DC} \cdot 100 \quad [\%] \quad (9)$$

Donde %IC es el porcentaje de costes indirectos asociados al trabajo.

A efectos de este estudio, se realizó un estudio previo de 12 actuaciones con el objeto de determinar el porcentaje de costes indirectos que se suele asignar a este tipo de actuaciones (Tabla 2). Los resultados mostraron que la utilización de un porcentaje de 30% resulta adecuado para las actuaciones de solares y del 20% para viviendas. Estos porcentajes fueron utilizados para la determinación de BC en los conjuntos de datos obtenidos.

2.3. RECOLECCIÓN DE DATOS

Para poder desarrollar la ANN resulta necesario disponer de un conjunto de datos robusto que pueda ser utilizado para entrenar y validar el sistema. Para ello, se recopilaron 393 casos de estudio diferentes (76 de solares y 317 de viviendas), todas localizadas en la provincia de Sevilla (Fig. 2). Estos casos de estudio fueron

seleccionadas debido a sus diferentes características, con el objeto de obtener una gran heterogeneidad en el conjunto de datos. Para ello, viviendas de diferentes periodos y con diferentes estados de conservación fueron seleccionados, así como solares con diferentes superficies y estado de mantenimiento. En cada uno de ellos, se analizaron las diferentes variables de entrada indicadas anteriormente, se determinaron las actuaciones necesarias y se realizó la valoración económica de dichos trabajos.

A pesar de que los casos de estudio eran de Sevilla, los resultados obtenidos en esta investigación son extrapolables a otras regiones de España debido a que se utilizó la base de datos "Precio Centro de la Construcción en España". Si fuera necesario el uso de otra base de datos como referencia de los precios de la zona, los costes de ejecución del conjunto de entrenamiento deberían ser recalculados.

Con respecto a la variedad de tipologías de solares que puedan encontrarse, se han incluido aquellos solares que presentan unas condiciones genéricas al cumplir los siguientes requisitos: (i) no presentan elementos de riesgo de contaminación ambiental que requieran de un tratamiento especializado, (ii) no tienen elementos constructivos con riesgo de desprendimiento, (iii) no guardan restos arqueológicos, y (iv) no se trata de un solar con obras en ejecución, con maquinaria dispuesta en el mismo o unidades de movimiento de tierras ya ejecutadas.

Para el entrenamiento y validación de los MLP se utilizaron 61 casos de estudio para solares y 302 para viviendas. Estos casos de estudio fueron seleccionados aleatoriamente. El resto de los casos de estudio se utilizaron para testear los modelos generados y ver su comportamiento ante nuevos activos inmobiliarios no incluidos en el proceso de entrenamiento.

Activo inmobiliario	DC [€]	IC [€]	%IC [%]
Solar 1	14.917,50	447,53	3,00
Solar 2	23.457,40	912,30	3,89
Solar 3	12.514,83	382,46	3,06
Solar 4	3.794,47	113,83	3,00
Solar 5	4.841,47	128,80	2,66
Solar 6	209.588,58	6.287,66	3,00
Vivienda 1	1.675,03	307,13	18,34
Vivienda 2	1.724,00	316,46	18,36
Vivienda 3	1.583,19	311,42	19,67
Vivienda 4	1.215,37	257,13	21,16
Vivienda 5	1.431,03	307,13	21,46
Vivienda 6	1.241,69	273,92	22,06

Tabla 2: Porcentaje de costes indirectos en varios trabajos de mantenimiento de los activos inmobiliarios



(a)



(b)

Fig. 2: Casos de estudio: (a) fotografía de uno de los solares analizados, y (b) fotografías de varios aspectos analizados en el interior de una vivienda

Número de nodos en la capa oculta	R ²	MAE	RMSE
2	98,16	342,80	432,31
3	98,34	314,05	406,52
4	98,20	318,35	421,94
5	98,60	287,51	374,94
6	98,71	270,05	357,18
7	98,47	303,50	394,67
8	98,47	293,46	392,04
9	98,49	299,17	391,96
10	98,38	317,66	409,69

(a)

Número de nodos en la capa oculta	R ²	MAE	RMSE
4	97,40	223,55	421,77
5	97,44	222,77	401,91
6	97,87	195,95	362,98
7	98,35	189,68	320,75
8	98,30	183,99	326,04
9	97,82	187,74	367,85
10	98,32	182,60	321,98
11	98,32	190,16	323,17
12	98,64	170,97	290,14
13	98,39	174,74	316,28
14	98,46	175,56	310,58
15	98,34	180,68	320,17
16	98,27	185,21	328,31

(b)

Modelo	Variable de entrada eliminada	RMSE	Desviación de RMSE [%]	Clasificación
MLP-BS	lbs,p	2.128,80	496,00	1
	S	2.098,85	487,62	2
	lbs,v	460,26	28,86	3
	lbs,h	392,12	9,78	4
MLP-D	ld,ei	887,35	205,84	1
	ld,m	753,08	159,56	2
	ld,wl	573,99	97,83	3
	ld,jfw	529,66	82,55	4
	ld,f	508,23	75,17	5
	ld,wi	443,65	52,91	6
	ld,w	414,26	42,78	7
	ld,efw	387,41	33,53	8
	ld,DHW	342,77	18,14	9
	ld,c	306,94	5,79	10

(c)

Tabla 3: Resultados obtenidos en la fase de entrenamiento: (a) comportamiento de MLP-BS, (b) comportamiento de MLP-D, y (c) influencia de las variables de entrada en los indicadores de calidad

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Tal y como se ha indicado anteriormente, la validez de los MLP se determinó mediante los parámetros estadísticos de R², MAE y RMSE. Tabla 3 se indican los resultados obtenidos para los dos MLP planteados en función del número de neuronas de la capa oculta. Para todas las configuraciones estudiadas, R² presentó valores elevados, siendo el menor valor obtenido de 97,40% para la configuración de 4 nodos de MLP-D y siendo superior al 98% para la mayoría de las arquitecturas planteadas. Sin embargo, donde se detectaron mayores variaciones fue en los parámetros de MAE y RMSE, que sirvieron para determinar la arquitectura óptima de los dos MLP planteados. En este sentido, la configuración óptima para MLP-BS fue la de 6 nodos, ya que obtuvo un MAE de 270,05 y un RMSE de 357,18, con desviaciones con respecto al siguiente valor más próximo de 6,46% y de 4,97%, respectivamente. Por otro lado, para MLP-D se determinó que la configuración más adecuada fue la de 12 neuronas, dado que los valores de MAE y RMSE fueron de 170,97 y de 290,14, con unas desviaciones de 2,22% y de 7,04%, respectivamente.

Estas configuraciones presentaron un comportamiento adecuado, aunque resulta fundamental determinar la importancia de las variables de entrada utilizadas en los dos modelos. Para valorar el impacto de las variables de entrada consideradas en el comportamiento de la red, se estudió la influencia que genera la eliminación de cada variable. Estos entrenamientos y testeos fueron realizados con las configuraciones óptimas de cada MLP (6

nodos para MLP-BS y 12 nodos para MLP-D) y finalizaron en el mismo tiempo de entrenamiento que el realizado en la fase previa. Para determinar el impacto que tiene la variable se estudió las variaciones en el parámetro estadístico RMSE que presentaba la red modificada con respecto a la original. En líneas generales, las diferentes variables de entrada tienen una gran influencia en los valores estimados (Tabla 3 (c)) Para el MLP-BS las variables con una mayor influencia fueron el índice de estado del perímetro de vallado (lbs,p) y la superficie (S). La primera de ellas se debe al elevado coste asociado a los trabajos de adecuación del perímetro de protección del solar siendo necesario la retirada del vallado existente en mal estado, la gestión de los residuos generados y la colocación del nuevo vallado, mientras que la superficie influye de manera decisiva en los costes directos asociados de los tres índices del MLP-BS (lbs,p, lbs,v e lbs,h). De las cuatro variables consideradas, el índice de nivel de salubridad (lbs,h) fue el que tenía una menor incidencia en el comportamiento del modelo, con una desviación de 9,78%, debido a que en la mayoría de los solares analizados no se tuvo que valorar unidades de obra importantes para esta variable.

Para MLP-D la variable con mayor influencia fue el índice de estado de la instalación eléctrica (ld,ei), con una desviación de RMSE del 205,84% con respecto al obtenido para el modelo sin modificaciones. Esto es debido al elevado coste asociado a las tareas de mantenimiento de la instalación eléctrica. Otras variables significativas fueron el índice de patologías de hume-

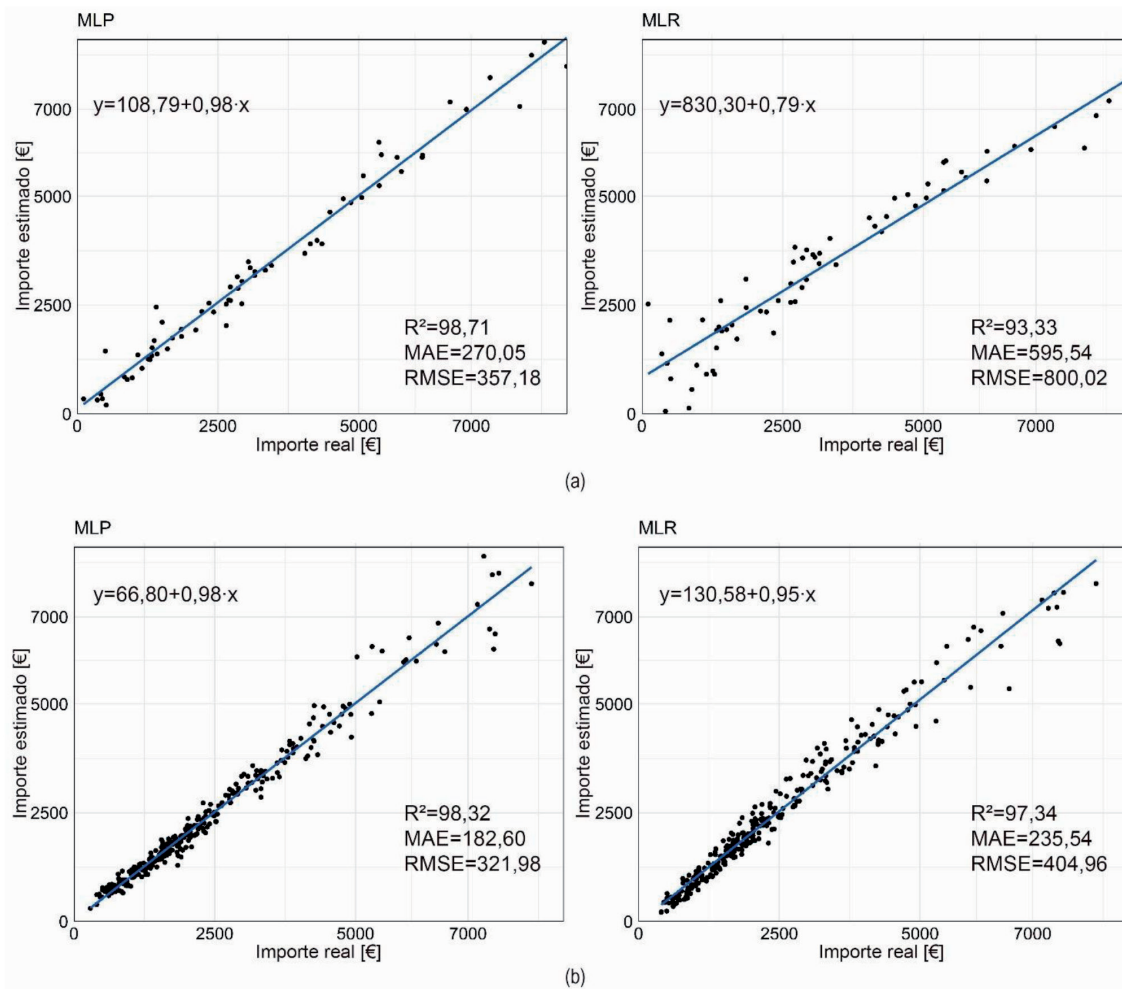


Fig. 3: Comparación entre MLP y MLR: (a) comparación de la correlación existente entre los valores obtenidos por los MLP y MLR de solares, y (b) comparación de la correlación existente entre los valores obtenidos por los MLP y MLR de viviendas

dad (Id,m) y el índice de estado de los paramentos (Id,wl), con porcentajes de desviación de RMSE de 159,56% y de 97,83%, respectivamente. La variable con una menor influencia en el comportamiento de la red fue el índice de nivel de limpieza (Id,c) debido al bajo coste asociado a las actuaciones incluidas dentro de este índice.

Con el objeto de determinar la eficacia de los resultados obtenidos a través de las arquitecturas óptimas de MLP-BS y MLP-D, se utilizaron el mismo conjunto de datos de entrenamiento para predecir la valoración económica de los trabajos de mantenimiento a través de la regresión lineal múltiple (MLR) (Eq. (10)), debido a que se trata de una técnica de análisis ampliamente utilizada en otros campos de estimación económica, como la valoración del precio de adquisición de activos inmobiliarios [24]. En Eq. (10) Y es la variable dependiente, β_0 es el término independiente, β_i son los coeficientes parciales de regresión, x_i son las variables predictoras, y ε es el error. Las variables predictoras fueron las variables utilizadas en los MLP planteados y la variable dependiente fue el importe presupuestado de las actuaciones de mantenimiento (BC).

$$Y = \beta_0 + \sum_{i=1}^n (\beta_i x_i) + \varepsilon \quad (10)$$

Los resultados mostraron que los indicadores de calidad asociados a los MLP fueron mejores que los de MLR (Fig. 3). Este mejor comportamiento fue debido a la capacidad de los MLP de detectar relaciones no lineales entre las variables. En Fig. 3 se pue-

de apreciar como la nube de puntos para los valores estimados y predichos presentan una mayor correlación para MLP que para MLR, con menores errores asociados en cada valor. En este sentido, los los valores de R^2 fueron mayores en MLP que en MLR y tanto MAE como RMSE tuvieron valores menores. Para el caso de solares, el R^2 de MLP presentó un mejor grado de ajuste que para MLR, siendo superior en un 5,38 %, mientras que MAE y RMSE fueron inferiores en un 54,65% y en un 55,35%, respectivamente. Para el caso de viviendas, el R^2 de los dos sistemas fueron muy similares, siendo ligeramente superior en el caso del MLP (98,32%) que en MLR (97,34%), aunque los parámetros de error fueron óptimos para MLP, ya que MLR incrementó el MAE en un 28,99% y el RMSE en un 25,77%. Así pues, los MLP presentaron un mejor comportamiento que los MLR para los dos tipos de activos inmobiliarios considerados.

Finalmente, se utilizaron 15 nuevos casos de estudio para solares y viviendas para testear el grado de ajuste y el error de las predicciones económicas valoradas por los MLP con respecto al importe real presupuestado. El tiempo computacional requerido para realizar las estimaciones fue inferior a 2 s. Fig. 4 muestra las diferencias existentes entre los valores estimados y reales. Tanto en MLP-BS como en MLP-D, los resultados obtenidos muestran un grado de ajuste superior al 99%, aunque es importante destacar que en algunos de los casos se obtuvieron diferencias entre los valores reales y estimados. Ambos modelos mostraron desviaciones de menos del 11% en la mayoría de los casos nuevos, aunque se obtuvo una mayor diferencia en uno de los casos de cada MLP: (i) en MLP-BS, se obtuvo un porcentaje máximo del 24,23% (ver caso

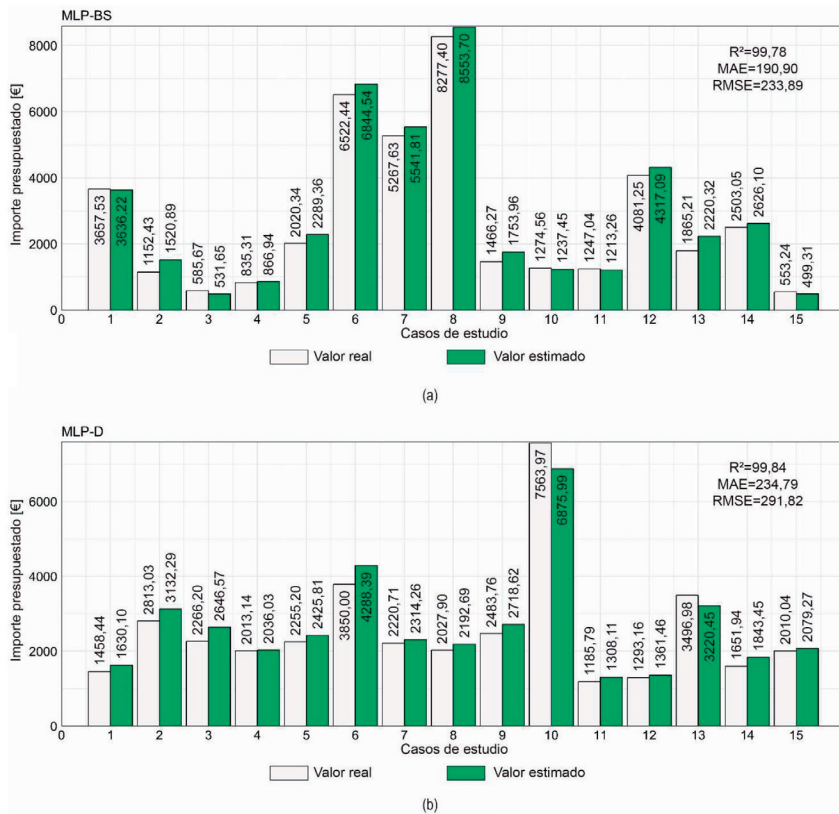


Fig. 4: Valores reales y estimados para los nuevos datos usados durante la fase de testeo de los MLP de solares (a) y de viviendas (b)

2 en Fig. 4 (a)); y (ii) en MLP-D, se obtuvo un porcentaje máximo del 14,37% (ver caso 3 en Fig. 4 (b)).

A pesar de estas desviaciones, los resultados predichos por los MLP fueron cercanos a los valores reales y se puede garantizar la robustez de los modelos ante casos de estudio nuevos. Esto queda reflejado en la disminución de los valores de MAE y RMSE, disminuyendo en más de un 9% para los dos MLP con respecto a los resultados de la fase de entrenamiento y validación. Así pues, los dos MLP planteados se pueden utilizar para determinar, con un grado de ajuste elevado, la valoración económica de las actuaciones de mantenimiento de los activos inmobiliarios y, de esta manera, determinar el grado de inmediatez en dichos trabajos por parte de las entidades financieras, optimizando el proceso de trabajo (Fig. 5).

4. CONCLUSIONES

Este estudio propuso un método para estimar el importe de las actuaciones de mantenimiento de los activos inmobiliarios que disponen y gestionan las entidades financieras. Para ello se generan dos perceptrones multicapa (MLP) para las dos tipologías de activos inmobiliarios más frecuentes: solares (MLP-BS) y viviendas (MLP-D). Los resultados ponen de manifiesto los siguientes aspectos:

- En la fase de entrenamiento y validación, la arquitectura de MLP-BS con 6 nodos en la capa oculta y la de MLP-D con 12 nodos fueron las que mejor rendimiento obtuvieron, en función de los valores obtenidos en los parámetros estadísticos considerados (R^2 , MAE y RMSE). Para MLP-BS se obtuvieron un R^2 de 98,71%, un MAE de 270,05 y un RMSE de 357,18, mientras que para MLP-D se obtuvo un R^2 de 98,64%, un MAE de 170,97 y un RMSE de 290,14.
- De las diferentes variables de entrada para MLP-BS, las que más influyen en el comportamiento de la red fueron el índice de estado de perímetro de vallado y la superficie, con desviaciones con respecto al RMSE del MLP original de 496,00% y de 487,62%, respectivamente. Así pues, su correcta determinación resulta fundamental para garantizar la obtención de valores más ajustados. Por el contrario, la variable que tuvo una menor influencia fue el índice de nivel de salubridad al presentar una desviación de 9,78%.

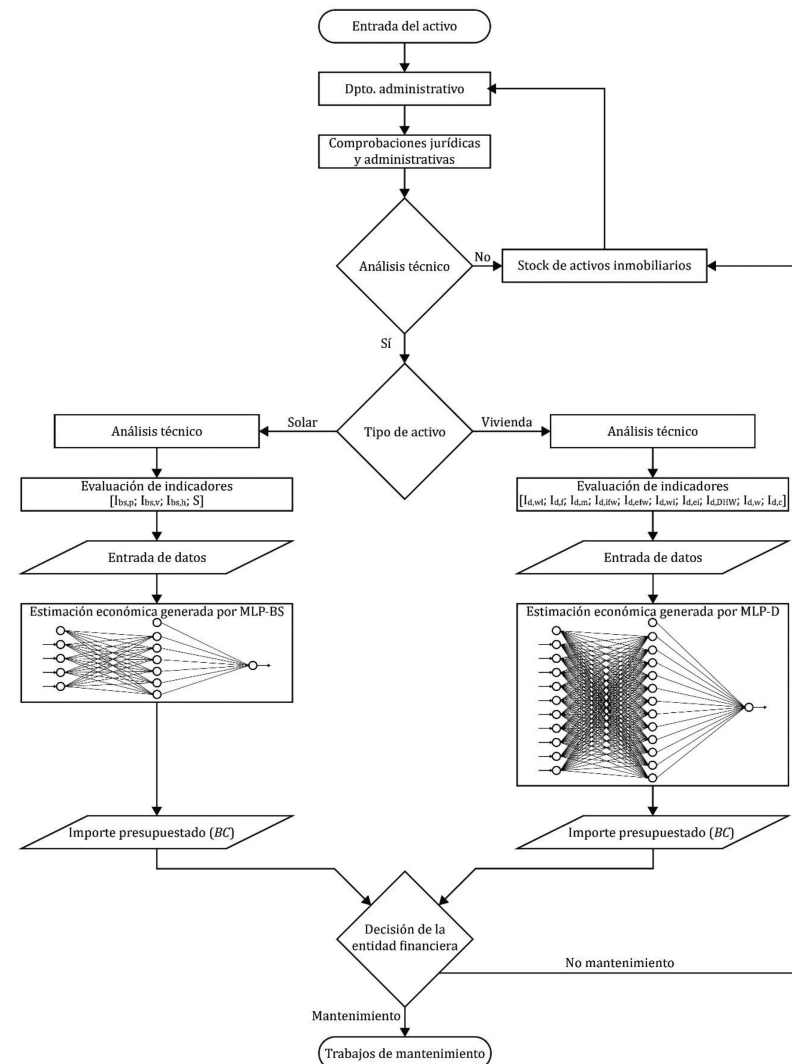


Fig. 5: Flujo de trabajo del proceso de actuación

Para MLP-D se detectó que las variables con una mayor incidencia fueron el índice del

estado de la instalación eléctrica, el índice de patologías de humedad y el índice de estado de los paramentos, con una desviación de RMSE de 205,84%, 159,56% y de 97,83%, respectivamente. La incidencia de estas tres variables en el comportamiento de la red fue debida al elevado importe que suelen tener asociado los trabajos de estos índices, mientras que el índice de nivel de limpieza, al tener asociado un bajo importe sus trabajos, fue el que tuvo una menor incidencia en la red, con un porcentaje de desviación de 5,79%.

- Para determinar la viabilidad de la utilización de los MLP se compararon los resultados obtenidos a través de los modelos generados con el de regresión lineal múltiple debido a su amplia utilización en otros campos de estimación económica. La estimación mediante MLP tuvo un mejor ajuste que el obtenido a través del análisis mediante regresión, con disminución en los parámetros de error superiores al 25%.
- Los MLP obtuvieron resultados válidos en la fase de testeo ante casos de estudio nuevos, con desviaciones promedio para MLP-BS de 9,95% y para MLP-D de 8,98%, con R^2 superiores al 99% y una disminución en MAE y RMSE superior al 9% con respecto a los resultados obtenidos en la fase de entrenamiento. Sólo para un caso de estudio para cada modelo se obtuvieron porcentajes de desviación superiores al 10%: 31,97% para MLP-BS y 16,78% para MLP-D.

Los MLP desarrollados pueden ser utilizados por parte de las empresas destinadas a la gestión del stock inmobiliario que disponen las entidades financieras para valorar con un grado de ajuste adecuado el importe asociado a las actuaciones de mantenimiento y servir dichos resultados para establecer un orden de prioridad en las actuaciones y optimizar el flujo de trabajo. Los modelos diseñados presentan un buen comportamiento ante nuevos casos de estudio, con un consumo de tiempo computacional bajo. Futuros pasos de esta investigación irán orientados a comparar el modelo desarrollado con otras tipologías de regresión, como las máquinas vectores soporte o los árboles de regresión, así como determinar nuevos modelos para otras tipologías de activos inmobiliarios como las naves industriales o los locales comerciales.

REFERENCIAS

[1] N. Baba, F. Packer. "From turmoil to crisis: Dislocations in the FX swap market before and after the failure of Lehman Brothers". *Journal of International Money and Finance*. 2009. Vol. 28. p.1350-1374. (doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jimonfin.2009.08.003>).

[2] M.B. Aalbers. "European Mortgage Markets Before and After the Financial Crisis". 2012.

[3] S. Fernández Muñoz, L. Collado Cueto. "What has happened in Spain? The real estate bubble, corruption and housing development: A view from the local level". *Geoforum*. 2017. Vol. 85. p.206-213. (doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.geoforum.2017.08.002>).

[4] F. Carballo-Cruz. "Causes and consequences of the Spanish economic crisis: Why the recovery is taken so long?". *Panoeconomicus*. 2011. Vol. 58. p.309-328. (doi: <http://dx.doi.org/10.2298/PAN1103309C>).

[5] C. Di Felicianantonio, M.B. Aalbers. "The Prehistories of Neoliberal Housing Policies in Italy and Spain and Their Reification in Times of Crisis". *Housing Policy Debate*. 2017. Vol. 28. p.135-151. (doi: <http://dx.doi.org/10.1080/10511482.2016.1276468>).

[6] A. Fernández-Tabales, E. Cruz. "Análisis territorial del crecimiento y la crisis del sector de la construcción en España y la Comunidad Autónoma de Andalucía". *Eure*. 2013, Vol. 39, p. 5-37, (doi: <http://dx.doi.org/10.4067/S0250-71612013000100001>).

[7] J. Crump, K. Newman, E.S. Belsky, et al. "Cities Destroyed (Again) For Cash: Forum on the U.S. Foreclosure Crisis", *Urban Geography*. 2008. Vol. 29. p.745-784. (doi: <http://dx.doi.org/10.2747/0272-3638.29.8.745>).

[8] R. Waldron, D. Redmond. "We're just existing, not living!" Mortgage stress

and the concealed costs of coping with crisis". *Housing Studies*. 2017. Vol. 32. p.584-612. (doi: <http://dx.doi.org/10.1080/02673037.2016.1224323>).

[9] A. Gutiérrez, S. Vives. "Acumulación de viviendas por parte de los bancos a través de los desahucios: geografía de la desposesión de vivienda en Cataluña". *Eure*. 2018. Vol. 44. p.5-26.

[10] A.M. Cruz Valdivieso. "Definición de un Modelo de Gestión para los Activos Inmobiliarios mediante Procesos Estructurados". Universidad de Alicante, 2015.

[11] J. Zurita Ussia. "La reforma del sector bancario español: de la correcta valoración de los activos a la recuperación del crédito". *Boletín de Estudios Económicos*. 2014. Vol. 212. p.263-290.

[12] R. Waldron. "Capitalizing on the State: The political economy of Real Estate Investment Trusts and the 'Resolution' of the crisis". *Geoforum*. 2018. Vol. 90. p.206-218. (doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.geoforum.2018.02.014>).

[13] M. Byrne. "Bad banks: the urban implications of asset management companies". *Urban Research and Practice*. 2015. Vol. 8. p.255-266. (doi: <http://dx.doi.org/10.1080/17535069.2015.1050208>).

[14] B. Fung, J. George, S. Hohl, G. Ma. "Public Asset Management Companies in East Asia: A comparative study". 2004.

[15] S. Climent Serrano. "La reestructuración del sistema bancario español tras la crisis y la solvencia de las entidades financieras. Consecuencias para las cajas de ahorros". *Revista de Contabilidad*. 2013. Vol. 16. p.136-146. (doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rcsar.2013.07.003>).

[16] P. Quintas, P. Lefrere, G. Jones. "Knowledge Management: a Strategic Agenda". *Long Range Planning*. 1997. Vol. 30. p.385-391. (doi: [http://dx.doi.org/10.1016/S0024-6301\(97\)90252-1](http://dx.doi.org/10.1016/S0024-6301(97)90252-1)).

[17] F.F. Farshad, J.D. Garber, J.N. Lorde. "Predicting temperature profiles in producing oil wells using artificial neural networks". *Engineering Computations*. 2000. Vol. 17. p.735-754. (doi: <http://dx.doi.org/10.1108/02644400010340651>).

[18] S.A. Kalogirou. "Applications of artificial neural-networks for energy systems". *Applied Energy*. 2000. Vol. 67. p.17-35. (doi: [http://dx.doi.org/10.1016/S0306-2619\(00\)00005-2](http://dx.doi.org/10.1016/S0306-2619(00)00005-2)).

[19] J.M.N. Tabales, F.J.R. Carmona, J.M. Caridad. "Redes neuronales (RN) aplicadas a la valoración de locales comerciales". *Informes de la Construcción*. 2017. Vol. 69. e179. (doi: <http://dx.doi.org/10.3989/ic.15.053>).

[20] A. Leśniak, M. Juszczak. "Prediction of site overhead costs with the use of artificial neural network based model". *Archives of Civil and Mechanical Engineering*. 2018. Vol. 18. p.973-982. (doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.acme.2018.01.014>).

[21] B. Hola, K. Schabowicz. "Estimation of earthworks execution time cost by means of artificial neural networks". *Automation in Construction*. 2010. Vol. 19. p.570-579. (doi: <http://dx.doi.org/doi:10.1016/j.autcon.2010.02.004>).

[22] X. Luo, C. Wu, D. Rosenberg, D. Barnes. "Supplier selection in agile supply chains: An information-processing model and an illustration". *Journal of Purchasing and Supply Management*. 2009. Vol. 15. p.249-262. (doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.pursup.2009.05.004>).

[23] H.L. Yip, H. Fan, Y.H. Chiang. "Predicting the maintenance cost of construction equipment: Comparison between general regression neural network and Box-Jenkins time series models". *Automation in Construction*. 2014. Vol. 38. p.30-38. (doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.autcon.2013.10.024>).

[24] J. Aznar Bellver, R. González Mora, F. Guijarro Martínez, A.A. López Perales. "Valoración Inmobiliaria. Métodos y Aplicaciones (España e Iberoamérica)". Polytechnic University of Valencia, Valencia, Spain, 2012.

[25] D.E. Rumelhart, G.E. Hinton, R.J. Williams. "Learning representations by back-propagating errors". *Nature*. 1986. Vol. 323. p.533-536. (doi: <http://dx.doi.org/10.1038/323533a0>).

[26] Y.N. Wang. "A neural network adaptive control based on rapid learning method and application". *Advance in Molding Et Analysis*. 1994. Vol. 46. p.27-34.

[27] P. Werbos. "Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavior Science". Harvard University, 1974.

[28] R. Fletcher. "Practical methods of optimization". John Wiley&Sons, Chichester - New York - Brisbane - Toronto, United States, 1980.

[29] A. Ramírez de Arellano. "Presupuestación de obras". Universidad de Sevilla, Sevilla, España, 2010.

[30] COATGU. Base de Precio Centro de la Construcción en España ", (2017). <http://preciocentro.com/> (accessed February 3, 2017).