

# OBTENCIÓN DE PRECIOS IMPLÍCITOS PARA ATRIBUTOS DETERMINANTES EN LA VALORACIÓN DE UNA VIVIENDA

Julia M. Núñez Tabales, Universidad de Córdoba (España)  
José M<sup>a</sup> Caridad y Ocerin, Universidad de Córdoba (España)  
Nuria Ceular Villamandos, Universidad de Córdoba (España)  
Francisco José Rey Carmona, Universidad de Córdoba (España)

## RESUMEN

*La valoración de una vivienda a partir de sus principales atributos (externos e internos) resulta de interés en nuestra sociedad para numerosos colectivos. En este trabajo se plantean dos objetivos principales: en primer lugar la obtención de modelos econométricos de valoración inmobiliaria utilizando metodologías alternativas (Metodología de Precios Hedónicos vs. Redes Neuronales Artificiales) y, en segundo lugar, la obtención de precios implícitos de los atributos de una propiedad efectuando una comparativa entre las dos metodologías seleccionadas. La utilización de las redes neuronales artificiales permite un mayor ajuste al valor real de las transacciones de vivienda. Asimismo, en cuanto al cálculo de los precios implícitos o marginales obtenidos para cada uno de los atributos determinantes del valor de una vivienda se concluye que la red proporciona un valor más congruente y próximo a la realidad que el modelo tradicional hedónico. Para las estimaciones se ha dispuesto de una base de datos de 2.888 transacciones en una ciudad de tamaño medio del sur de España.*

**PALABRAS CLAVE:** precio vivienda, economía urbana, redes neuronales, metodología hedónica.

## IMPLICIT PRICES ASSOCIATED TO THE MAIN CAUSAL ATTRIBUTES IN REAL ESTATE VALUATION

### ABSTRACT

*An important question in many real estate markets is how to effectively identify property fair values using internal or external variables. In this paper, there are two main objectives. First, we estimate the value of a dwelling using the econometric models Artificial Neural Networks (ANN) and Classical Hedonic pricing models. Second, we obtain implicit prices of the main variables associated with the valuation process, comparing both in a case study. The ANN approach is preferred for two reasons. First because the degree of fit is better than for hedonic models and forecasted values are closer to observed transaction prices. Second because implicit prices for the main causal variables are closer to the buyer's valuation. The ANN models are thus closer to the real behavior of the agents involved, than hedonic models. A case study with 2888 transactions is presented, corresponding to a medium size urban area in the South of Spain.*

**JEL:** C45, C51, R31

**KEYWORDS:** housing prices, urban economics, Artificial Neural Networks, classical Hedonic price model

## INTRODUCCIÓN

El análisis del mercado inmobiliario constituye una de las líneas de investigación más desarrolladas en las últimas décadas. De hecho, son numerosos los factores que justifican que la evolución del citado mercado constituya una de las principales preocupaciones para la sociedad. El principal factor a considerar es el elevado porcentaje del presupuesto familiar que una familia destina a la adquisición de una vivienda, considerándose ésta uno de los principales activos de las economías domésticas. En este sentido es preciso tener presente la existencia de una evidente preferencia sociológica de los españoles hacia la compra de vivienda frente al alquiler. Asimismo, hay que añadir que en España los precios de la vivienda experimentaron un crecimiento espectacular desde finales de la década de los 90 de la pasada centuria hasta aproximadamente el año 2007 –fecha en la que las subidas comienzan a ralentizarse e incluso se experimentan descensos en determinadas zonas geográficas-. Por consiguiente, un mecanismo objetivo de valoración de vivienda a partir de sus principales atributos resulta de interés para numerosos colectivos, entre los que cabe citar los propios propietarios, constructores, agentes de la propiedad inmobiliaria, inversores, entidades tasadoras, financieras, aseguradoras o la propia Administración.

Podrían situarse a nivel internacional los orígenes del estudio del mercado inmobiliario en la década de los cincuenta del pasado siglo. Este tipo de análisis ha sido relativamente frecuente fuera de España, escaseando en este país y predominando en cualquier caso aquellos estudios que se realizan desde el punto de vista macroeconómico. En este trabajo se efectúa en primer lugar una revisión literaria de las principales aportaciones relacionadas con dos metodologías utilizadas para determinar el valor de una vivienda –la Metodología de Precios Hedónicos (MPH) y las Redes Neuronales Artificiales (RNA)-. A continuación se aplican empíricamente ambas metodologías a una ciudad de tamaño medio como Córdoba (España). Se realiza una comparación entre el poder de predicción de ambas técnicas para posteriormente efectuar un cálculo y análisis gráfico comparativo de los precios implícitos correspondientes a los atributos determinantes del valor de mercado de una vivienda. Finalmente, se expondrán las principales conclusiones obtenidas en este estudio.

## REVISIÓN LITERARIA

Dado que en este trabajo van a aplicarse dos tipos de metodología se procede a continuación a la revisión literaria de cada una de ellas por separado.

### Metodología de Precios Hedónicos (MPH)

Numerosos análisis referentes al mercado de la vivienda han considerado este bien en términos hedónicos con objeto de explicar su heterogeneidad inherente –diferente tamaño, calidad, características ambientales, localización...-. De tal manera, que la unidad de vivienda es conceptualizada no como bien homogéneo e indivisible, sino como una cesta de atributos individuales cada uno de los cuales contribuye a la provisión de uno o más servicios de vivienda. Utilizando técnicas estadísticas de regresión se puede llegar a una cuantificación monetaria de aquellos aspectos que conforman el activo analizado y estimar su contribución al valor global de mercado.

El origen de MPH suele situarse en los trabajos de Court (1939) para la determinación de precios en el mercado automovilístico (Sirmans, 2005). Sin embargo, otros autores –como Colwell y Dillmore- señalan el verdadero origen de los modelos hedónicos en 1922, cuando Haas aplica esta metodología al cálculo de precios de la tierra de cultivo. Wallace (1926) continúa esta misma línea de investigación en Iowa. También encontramos en 1929 una aplicación de MPH en el estudio de la calidad de las legumbres realizada por Waught.

Los estudios posteriores sobre MPH son atribuibles a Lancaster, que a mediados de los sesenta desarrolla la denominada Nueva Teoría del Consumidor. Los trabajos de Ridker y Henning (1967) –que aportaron evidencia empírica de que la polución afectaba al precio de la vivienda (Aguiló Segura, 2002) – constituyeron la primera aplicación de esta metodología al mercado de la vivienda. En 1971 destaca la aportación a esta teoría realizada por Griliches. Pero es Shervin Rosen en 1974 el primero en proporcionar un tratamiento unificado del modelo teórico de los mercados implícitos subyacentes en la MPH. Asimismo, Freeman (1979) facilitó la primera justificación teórica para la aplicación de esta metodología al mercado de la vivienda.

A partir de Rosen las aplicaciones de la MPH se han sucedido. Siguiendo un orden cronológico en la tabla 1 se relacionan los autores más destacables que han aplicado esta metodología.

Tabla 1: Utilización de MPH en Valoración de Inmuebles

<b>A. OBJETIVO: OBTENER EL PRECIO DE LA VIVIENDA</b>
Ridker y Henning (1967); Griliches (1971); Wilkinson (1973); Kain y Quiley (1975, 1979); Tang (1975); Freeman (1979); Wheaton (1979); Witte y otros (1979); Li y Brown (1980, 1985); Palmquist (1992); Caridad y Brañas (1996); So y otros (1996); Clapp y Giacotto (1998); Chesire y Sheppard (1998); Adair y otros (1996,2000); Chattopadhyay (1999); Bilbao Terol (2000); Caridad y Ceular (2001); Bateman y otros (2001); Boyle y Kiel (2001); Hidano (2002); Aguiló (2002); Bengochea (2003); Malpezzi (2003); Goodman y Theriault (2003); Thibodeau (2003); Harding y otros (2003); Cervero y Duncan (2004); Fletcher y otros (2004); Leblond (2004); McMillen (2004); Bond y otros (2005)
<b>B. OBJETIVO: OBTENER ÍNDICES DE PRECIOS</b>
Straszheim (1975); Goodman (1978); Palmquist (1980); Butler (1982); Case y Shiller (1987); Englund y otros (1988); Case y otros (1991); Haurin y otros (1991); Mills y Simenauer (1996); Wallace (1996); Meese y Wallace (1997,2003); Wolverton y Senteza (2000); Bover y Velilla (2001)

*Esta tabla recoge por orden cronológico las principales aportaciones que han utilizado MPH en valoración inmobiliaria.*

En concreto, para el mercado inmobiliario español destacan las aportaciones de: Caridad y Brañas (1996), Caridad y Ceular (2001) –ambas para el mercado inmobiliario cordobés-, Bilbao Terol (2000) en Asturias, Bover y Velilla (2001) en Madrid, Aguiló Segura (2002) en las Islas Baleares y Bengochea Morancho (2003) en Castellón. Estas aportaciones ponen en evidencia, a pesar de que el modelo no está exento de limitaciones, la utilidad de la metodología hedónica para identificar los factores determinantes del precio de un inmueble y para la cuantificación de los mismos.

Entre los problemas que puede presentar un modelo hedónico pueden destacarse la multicolinealidad entre las variables predeterminadas del modelo –debido a las características intrínsecas de dichas variables-. Por otro lado, en lo que al análisis de las perturbaciones aleatorias se refiere, el estimar con datos de corte transversal, conlleva la posible presencia de heterocedasticidad.

### Redes Neuronales Artificiales (RNA)

Los orígenes de los sistemas neuronales artificiales se remontan a los trabajos de McCulloch y Pitts (1943) con el fin de resolver problemas de carácter cognitivo que no son fáciles de programar de modo algorítmico. La Inteligencia Artificial comienza a aplicarse en la valoración de inmuebles hace dos décadas. Desde entonces hasta la actualidad han surgido numerosas experiencias y la creación de nuevos modelos va en aumento. Entre los autores que han desarrollado los sistemas más destacables fuera de España cabe citar los que se recogen en la Tabla 2. A nivel nacional, dentro del ámbito de valoración de inmuebles destacan las aportaciones de Ceular y Caridad (2001), Mohamed (2002), Fuentes Jiménez (2003), García Rubio (2004), Gallego (2004) y Lara (2005), aplicaciones relativas al mercado inmobiliario de la ciudad de Córdoba, Cádiz, Melilla, Albacete, Madrid y Jaén, respectivamente.

Tabla 2: Utilización de Sistemas de Inteligencia Artificial en Valoración Inmobiliaria

AUTOR	AÑO	ÁREA DE ESTUDIO
Borst	1991	Nueva Inglaterra
Tay y Ho	1992	Singapur
Quang Do y Grudnitski	1992	California (EE.UU.)
Collins y Evans	1994	Reino Unido
Worzala, Lenk y Silva	1995	Colorado (EE.UU.)
Mc Cluskey	1996	
Rossini	1997	Sur de Australia
Haynes y Tan	1998	Gold Coast en Australia
Bonissone	1998	
Cechin	2000	Porto Alegre (Brasil)
Karakozova	2000	Helsinki (Finlandia)
Nguyen y Cripps	2001	Tennessee (EE.UU.)
Kauko	2003	
Limsombunchai y otros	2004	Nueva Zelanda
Liu, Zhang and Wu	2006	
Khalafallah	2008	EE.UU.
Selim	2009	Turquía

*Esta tabla recoge por orden cronológico las principales aportaciones fuera de España que han utilizado Sistemas de inteligencia artificial en valoración inmobiliaria. Fuente: Elaboración propia a partir de Gallego (2004).*

## METODOLOGÍA

### Datos de Trabajo

La finalidad del presente estudio es, en primer lugar, modelizar el valor de transacción de la vivienda libre y multifamiliar (tipo piso) situada en la ciudad de Córdoba (España) en zonas urbanas no periféricas. En segundo lugar, se calcularán los precios implícitos correspondientes a cada uno de los atributos determinantes del valor del inmueble. Los datos fueron proporcionados por Agencias de la Propiedad Inmobiliaria (APIs) y reflejan 2.888 transacciones reales de vivienda del tipo especificado correspondientes al primer semestre de 2006. En la tabla 3 se recogen clasificadas un total de 26 características -tanto internas del inmueble como externas del edificio donde se ubica- para las viviendas que fueron objeto de compra-venta. Todas las variables marcadas en la tabla 3 con asterisco son dicotómicas (presencia/ ausencia de una determinada variable).

Han sido categorizadas para poder ser tratadas estadísticamente las calidades de la solería y la carpintería exterior e interior del inmueble, así como el nivel de climatización existente en el mismo. La zona de ubicación corresponde al barrio en el que la vivienda se ubica, de modo que en total la ciudad de Córdoba ha sido dividida en 33 zonas.

Como se observa dentro de las variables que caracterizan a una vivienda se distinguen dos tipos: las numéricas o cuantitativas y las no numéricas o cualitativas. Estas últimas deben ser tratadas por medio de índices (véase tabla 4) que recojan a la vez varias características con el objetivo de poder atribuirles una interpretación cuantitativa (Saura, 1995; Jaén y Molina, 1995).

El valor que podrán tomar los índices oscilará entre 0 y 1 con la finalidad de homogeneizarlos y de que todos tengan a priori la misma importancia relativa. De tal manera que si el valor de un determinado índice se sitúa próximo a la unidad tendría lugar una situación óptima de las variables que componen dicho índice, por el contrario un valor cercano a cero pondría de manifiesto una situación desfavorable entre las variables que lo componen. Teniendo presente lo anterior, se recogen en la Tabla 4 los índices construidos.

Tabla 3: Clasificación de Variables

INTERNAS DE LA VIVIENDA		EXTERNAS DEL EDIFICIO	
BÁSICAS	Superficie const.	GENERALES	Año edificación Ascensor(*) Tendedero(*)
	Dormitorios		
	Baños		
	Aseos		
	Terraza (*)		
GENERALES	Teléfono (*)	EXTRAS	Piscina(*) Tenis(*) Jardines(*)
	Armarios empotrados(*)		
	Garaje(*)		
	Trastero(*)		
	Climatización		
ORIENTACIÓN	CALIDAD	Solados	
		Carpintería ext.	
ECONÓMICAS	REFORMA	Carpintería int.	LOCALIZACIÓN
		Amueblado(*)	
		Cocina amueblada.(*)	
		Reformado(*)	Zona ubicación
		Exterior(*)	
		Gastos de comunidad	
		Precio de mercado	

Esta tabla presenta la clasificación de las 26 variables/atributos recogidos en cada una de las 2.888 viviendas de la muestra. Todas las variables marcadas con asterisco (\*) son dicotómicas (presencia/ ausencia de una determinada variable). Han sido categorizadas para poder ser tratadas estadísticamente las calidades de la solería y la carpintería exterior e interior del inmueble, así como el nivel de climatización existente en el mismo. Fuente: Elaboración Propia.

Tabla 4: Indicadores Sintéticos Aritméticos

DENOMINACIÓN ÍNDICE	VARIABLES UTILIZADAS PARA SU CONSTRUCCIÓN
ÍNDICE DE CALIDADES	Solería, carpintería exterior, cocina amueblada y reformas realizadas
ÍNDICE ARQUITECTÓNICO EXTERNO	Disponibilidad de piscina, pista de tenis y jardines
ÍNDICE ARQUITECTÓNICO INTERNO	Antigüedad del edificio, disponibilidad de ascensor y de terraza en la azotea del mismo
ÍNDICE DE APERTURA	Orientación de la vivienda y existencia de terraza en al misma
ÍNDICE DE ANEJOS	Disponibilidad de garaje y trastero
ÍNDICE DE UBICACIÓN	Barrio donde se ubica el edificio y nivel de renta de la zona

Esta tabla recoge los seis índices construidos a partir de variables cualitativas presentes en la vivienda. Fuente: Elaboración Propia

## METODOLOGÍA DE PRECIOS HEDÓNICOS (MPH)

La variable dependiente del modelo que se pretende construir es el precio final estimado de transacción del inmueble cordobés expresado en euros. Una primera decisión a tomar es la elección de la forma funcional adecuada para estimar la ecuación hedónica, que puede ser lineal o no. Dicha elección se reduce a una cuestión empírica, ya que las distintas aportaciones existentes sobre este tema no han establecido un criterio para seleccionar aquella forma funcional que ofrezca mejores resultados. Por ello se ensaya con diferentes formas funcionales y se elige aquélla que proporciona un mejor ajuste. Pueden destacarse entre las formas funcionales más utilizadas tradicionalmente la forma lineal, la semilogarítmica y la doblemente logarítmica. En este caso se ha seleccionado la forma lineal. En lo que respecta a las variables explicativas a incluir en la ecuación hedónica, a priori es deseable incluir un número no demasiado elevado de este tipo de variables fundamentalmente por dos razones. En primer lugar, porque las variables independientes suelen estar relacionadas entre sí apareciendo en ese caso problemas de multicolinealidad. En segundo lugar, porque la inclusión de un número elevado de variables no origina importantes mejoras en el poder explicativo del modelo. De modo que ante varios modelos con un poder explicativo similar se elegirá el más simple en virtud del principio de parsimonia. Dado que la oferta no es aditiva, es posible añadir en el modelo términos que recogen interacciones entre las variables, así como formas cuadráticas. Así pues, una especificación que incluiría todas las posibles interacciones es:

$$\Pr \hat{e}cio_i = b_0 + \sum_{j=1}^k b_j x_j + \sum_{i=1}^k \sum_{\substack{j=1 \\ j \geq i}}^k b_{ij} x_i x_j \tag{1}$$

aunque evidentemente los modelos resultantes gozarán de mayor simplicidad.

Para la estimación del modelo hedónico se han utilizado los paquetes econométricos EViews 4.0 y SPSS 12.0.

A continuación se procede a la estimación de varios modelos hedónicos alternativos por el método de Mínimos Cuadrados Ordinarios, de los cuales se selecciona tras el proceso de validación (véase tabla 5) el siguiente:

$$\Pr \hat{e}cio = \beta_0 + \beta_1 Superficie + \beta_2 Antigüedad + \beta_3 IUbicación + \beta_4 IAnejos + \beta_5 Comun + \beta_6 Sol^{\wedge}Car \tag{2}$$

Las variables explicativas de la ecuación hedónica son las siguientes:

- *Superficie*, que mide las dimensiones de la vivienda y está expresada en metros cuadrados construidos.
- *Antigüedad*, que recoge el número de años que tiene el edificio en el que se ubica la vivienda.
- *IUbicación*, índice de ubicación del inmueble, que pondera la situación geográfica del inmueble junto con el nivel de renta de la zona.
- *IAnejos*, índice de anejos, que recoge la existencia de garaje y trastero.
- *Comun*, gastos de comunidad mensuales expresados en euros.
- *Sol^Car*, que es la interacción o producto entre el nivel de calidad de la solería y el nivel de calidad de la carpintería exterior de la vivienda.

Inicialmente se detectó la presencia de heterocedasticidad tras aplicar el test de White. Esta característica fue corregida mediante el método propuesto por ese mismo autor, de modo que la ecuación hedónica se concreta finalmente como sigue:

$$\Pr \hat{e}cio = 193.679 + 1109.951 Superficie - 1067.449 Antigüedad + 64297.29 IUbicación + 18458.66 IAnejos + 1296.708 Comun + 5117.270 Sol^{\wedge}Car \tag{3}$$

Tabla 5: Estimación de la Ecuación Hedónica

Variable Dependiente: Precio de Venta				
Variable	Coefficiente	Error estándar	Estadístico t-Student	Prob.
C	193.6790	10237.53	0.018919	0.9849
SUPERFICIE	1109.951	83.62050	13.27368	0.0000***
ANTIGÜEDAD	-1067.449	173.5725	-6.149872	0.0000***
IUBICACION	64297.29	5494.403	11.70232	0.0000***
IANEJOS	18458.66	4572.246	4.037111	0.0001***
COMUN	1296.708	105.9213	12.24218	0.0000***
SOL^CAR	5117.270	504.0529	10.15225	0.0000***

*Esta tabla nos muestra las variables explicativas utilizadas para el cálculo del modelo de precios hedónico (MPH), a saber: superficie, antigüedad del edificio, índice de ubicación, índice de anejos (cochera y trastero), gastos de comunidad e interacción entre los niveles de calidad entre la solería y la carpintería exterior de la vivienda. Las probabilidades límite de los test T-Student de significación individual –todos ellos muy próximos a cero– nos llevan a admitir la relevancia de cada una de las variables explicativas incluidas en el modelo.*

La contrastación de los test usuales, incluyendo el test de estabilidad de Chow para los coeficientes es correcta. Con respecto a la multicolinealidad se calcula el valor del índice de condición k, que toma un

valor de 16.6, lo cual denota la inexistencia de multicolinealidad si tenemos en cuenta que ésta se presenta para un valor de  $k$  superior a 20. El coeficiente de determinación  $R^2$  toma un valor de 77,38%. Con objeto de determinar la capacidad predictiva del modelo se calcula el índice de desigualdad de Theil que toma un valor de 0.09. Su proximidad a cero muestra una elevada capacidad predictiva.

### Redes Neuronales Artificiales (RNA)

McClelland y Rumelhart (1985) definen la Red Neuronal Artificial (RNA) como una red compuesta de varios operadores simples -también denominados elementos de proceso, nodos o neuronas-, dotados de pequeña cantidad de memoria. Dichos nodos están conectados mediante canales de comunicación unidireccionales -axones-, que transportan datos numéricos -no simbólicos-. En el proceso de elaboración de una red con óptima capacidad de predicción del precio total del inmueble cordobés se selecciona una red tipo Perceptrón Multicapa, pues siguiendo investigaciones previas en este campo es la que mejores resultados proporciona con diferencia en este tipo de análisis (véase p.ej. Haykin, 1999; Freeman y Skapura, 1993; García Rubio, 2004). La aproximación al precio de la vivienda a través de una red neuronal se realiza tomando como *inputs* las mismas variables internas y externas que fueron utilizadas en la estimación del modelo hedónico. Se pretende con ello efectuar comparaciones entre los resultados obtenidos con sendas metodologías. En lo que se refiere a la arquitectura, se diseñan numerosas redes combinando diferente número de capas ocultas, distinto número de nodos en éstas, funciones de activación y algoritmos de aprendizaje variados.

Finalmente, se selecciona un Perceptrón Multicapa (MLP) con una única capa oculta que presenta la estructura 6:6-6-1:1. Esto significa que el número de *inputs* es de seis, que existen seis neuronas o nodos en la capa oculta y que el número de unidades en la capa de salida se reduce a una, puesto que se tiene una única variable dependiente -el precio total de la vivienda-. Para la estimación de la red neuronal se ha utilizado el programa Trajan Neural Networks. Se ha seleccionado una función de activación lineal para la capa de entrada, sin embargo a la capa oculta y la capa de salida se les asigna una función logística o sigmoidea que presenta un rango de salida en el intervalo [0,1]. Como función de error se eligió la Suma de Cuadrados de los Errores. Para garantizar la capacidad generalizadora de la red el conjunto de observaciones de la muestra ha sido dividido de forma aleatoria en dos subconjuntos: el de entrenamiento -que contiene el 80% de la muestra- y el de test -que contiene el resto-. En lo que a la determinación del algoritmo de entrenamiento se refiere se seleccionó el algoritmo de retropropagación de errores -BP o Backpropagation- con las siguientes puntualizaciones:

- Inicialización aleatoria de los pesos y umbrales.
- Máximo número de iteraciones: 5000.
- Ratio de aprendizaje: 0,1.
- Término de momento: 0,1.

### **RESULTADOS**

En la tabla 6 se presentan de forma comparativa los resultados obtenidos tras aplicar MPH y RNA. El proceso de estimación mediante el uso de RNA ofrece resultados más satisfactorios que la estimación mediante modelos hedónicos. Con la red se ha conseguido un grado de ajuste del 86% ( $R^2$ ) frente al 77% alcanzado por el modelo hedónico de regresión. Además, al aplicar la red, la raíz del error cuadrático medio (RECM) disminuye -de 41.645,43 pasa a 39.540,36- y también se observa una clara disminución de la desviación típica residual, del error medio absoluto y del error medio relativo.

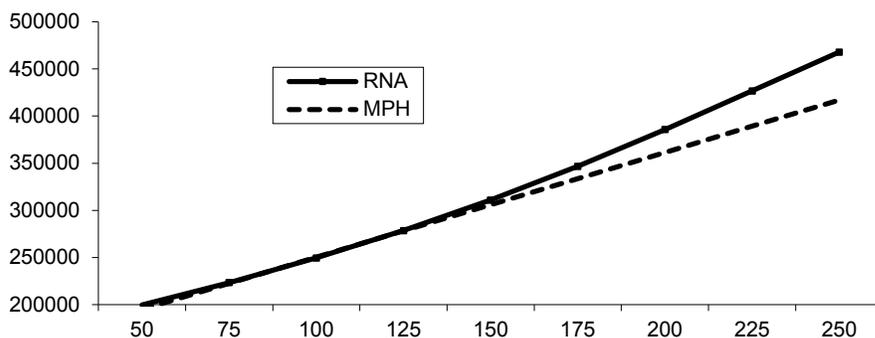
Tabla 6: Comparación de los Resultados Obtenidos con MPH y RNA

	MPH	RNA
Coefficiente de Determinación ( $R^2$ )	77,38%	86,05%
Raíz del Error Cuadrático Medio (RECM)	41.645,43	39.540,36
Desviación típica residual	41.911,91	39.102,13
Error medio absoluto	30.579,18	28.551,34
Error medio relativo	14,45%	13,69%

Esta tabla compara los resultados obtenidos con las dos metodologías de estimación aplicadas para valorar una vivienda: Metodología de Precios Hedónicos (MPH) y Redes Neuronales Artificiales (RNA). La red posee un mayor grado de ajuste ( $R^2$ ) y menores cifras de error que las proporcionadas por el modelo tradicional hedónico. Fuente: Elaboración propia.

Tras calcular la ecuación implícita propia de la red neuronal estimada se decide calcular los precios implícitos de los *inputs* utilizados y comparar dichos precios implícitos con los provenientes del modelo hedónico. Para efectuar este cálculo se analiza la evolución del precio de venta estimado para la vivienda al variar uno de los *inputs* manejados, manteniendo el resto de los *inputs* constantes en valores medios.

Figura 1: Precios Implícitos de la Variable *Superficie*

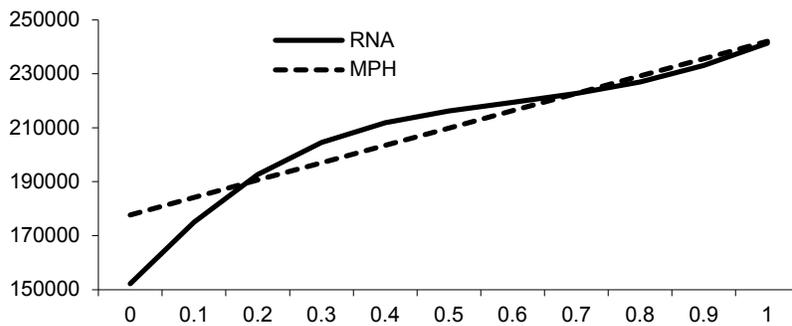


Esta figura recoge la representación de los precios implícitos de la variable "Superficie" (eje horizontal, en m<sup>2</sup>) tanto para el modelo de precios hedónicos como para la red neuronal. Fuente: Elaboración propia.

Como se observa en la figura 1, el incremento marginal que se produce en el precio estimado del inmueble conforme aumenta la superficie del mismo es lineal creciente según el modelo hedónico – ante incrementos de superficie iguales a 25 m<sup>2</sup> los incrementos del precio estimado son constantes e iguales a 27.748,78€-. En cambio, la red neuronal muestra una respuesta del precio ante variaciones en la superficie con una forma de curva creciente y ligeramente cóncava -García Rubio (2004) llega a esta misma conclusión para el mercado inmobiliario de la ciudad de Albacete-. La RNA ofrece mayores precios estimados que el MPH en datos extremos, sin embargo en superficies comprendidas entre 125 y 200 m<sup>2</sup> los precios estimados por el MPH son algo superiores a los de la RNA.

Como se indicó anteriormente, el índice de ubicación se obtuvo ponderando la situación geográfica del barrio donde la vivienda estaba ubicada y el nivel de renta de la zona. Así toma valores entre 0 y 1, donde los valores próximos a la unidad representan a las viviendas situadas en los mejores barrios –mejor ubicados y con mayor nivel de renta-. Con respecto al precio implícito del índice de ubicación, señalar que según el modelo hedónico el comprador está dispuesto a pagar 6.429,73 € por cada aumento de 0,1 en dicho índice (véase figura 2). No parece lógico, atendiendo al mercado inmobiliario cordobés que, el coste de pasar de un barrio pésimamente ubicado a uno mediocre, sea el mismo que el de pasar de un barrio mediocre a uno de óptima ubicación.

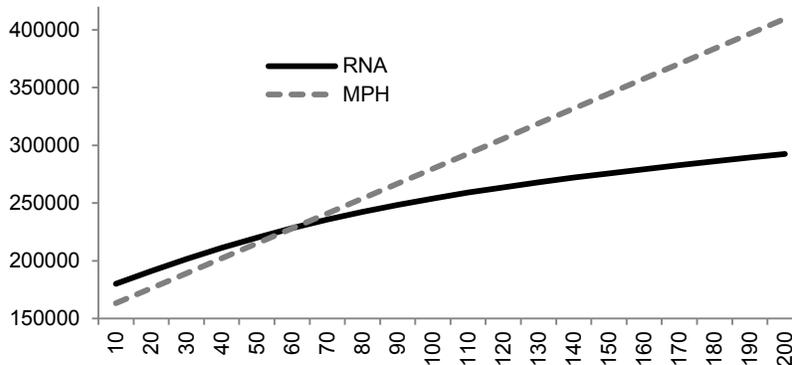
Figura 2: Precios Implícitos de la Variable *Índice de Ubicación*



Este figura muestra la representación de los precios implícitos de la variable “Índice de Ubicación” (eje horizontal) tanto para el modelo de precios hedónicos como para la red neuronal. Fuente: Elaboración propia.

Según la RNA, el precio marginal que el consumidor está dispuesto a pagar por la mejora en la ubicación de la vivienda adopta forma de curva –frente a la recta del modelo de regresión hedónico–, que presenta convexidad hasta llegar a un punto de inflexión situado en valores medios del índice a partir del cual pasa a ser cóncava. Esta forma indica que el incremento en el precio del inmueble es cada vez menor conforme aumenta el valor del índice de ubicación hasta alcanzar éste valores medios, pues llegado este punto los incrementos que se producen en el precio comienzan a ser más que proporcionales al mejorar la ubicación.

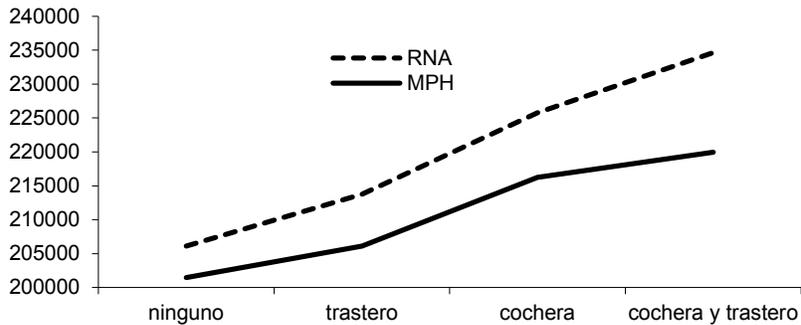
Figura 3: Precios Implícitos de la Variable *Gastos de Comunidad*



Este figura muestra la representación de los precios implícitos de la variable “Gastos de Comunidad” (eje horizontal, expresado en Euros) tanto para el modelo de precios hedónicos como para la red neuronal. Fuente: Elaboración propia.

En cuanto al precio implícito correspondiente a los gastos de comunidad señalar que la estimación de dicho precio por parte del modelo de regresión hedónico vuelve a ser lineal, indicando que un incremento de 10€ en los gastos de comunidad origina incrementos constantes de 12.967,08€ en el precio de venta estimado (véase figura 3). Por su parte, la red muestra una curva cóncava lo que señala que el aumento en los gastos de comunidad produce un aumento en los precios menos que proporcional.

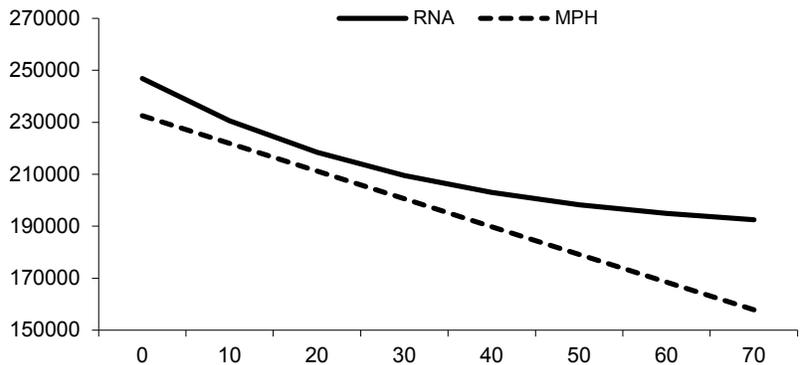
Figura 4: Precios Implícitos de la Variable *Anejos*



Este figura muestra la representación de los precios implícitos de la variable “Anejos” (eje horizontal) tanto para el modelo de precios hedónicos como para la red neuronal. Fuente: Elaboración propia.

En lo que respecta al precio implícito de los anejos al inmueble –cochera y trastero– decir que en el caso del modelo hedónico el comprador está dispuesto a pagar por poseer en su vivienda un cuarto trastero 4.614,66€, por la cochera 14.766,93€ y por ambos elementos 18.458,66€ (véase figura 4). Aunque se trata de un promedio para el conjunto de la ciudad las cifras parecen ser algo reducidas, así la red neuronal se aproxima más a la realidad ofreciendo unos precios implícitos para el trastero, la cochera y ambos elementos de 7.665,97€, 18.458,66€ y 28.552,51€ respectivamente.

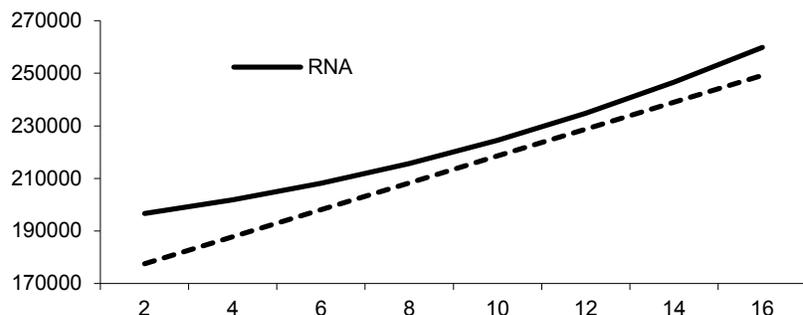
Figura 5: Precios Implícitos de la Variable *Antigüedad*



Este figura muestra la representación de los precios implícitos de la variable “Antigüedad” (eje horizontal, expresada en años) tanto para el modelo de precios hedónicos como para la red neuronal. Fuente: Elaboración propia.

En la figura 5 se compara la respuesta de la RNA y del MPH ante alteraciones en la variable antigüedad. Nuevamente el MPH presenta forma lineal, pero con la excepción de que en esta ocasión es decreciente, es decir, que la relación entre el precio y la antigüedad es inversamente proporcional: un incremento de 10 años en la antigüedad del inmueble origina una disminución en su precio de venta de 10.674,49€. Por su parte, la RNA sigue un comportamiento aparentemente más lógico al mostrar una curva decreciente y convexa, lo que denota la relación inversa y menos que proporcional entre las variables (ante incrementos iguales en la antigüedad las disminuciones en precio son cada vez menores).

Figura 6: Precios Implícitos de la Variable Interacción de la Solería y la Carpintería Exterior



Este figura muestra la representación de los precios implícitos de la variable "Interacción entre la calidad de la solería y la carpintería exterior" (eje horizontal) tanto para el modelo de precios hedónicos como para la red neuronal. Fuente: Elaboración propia.

La representación del precio implícito para la interacción entre la calidad de la solería y la carpintería exterior queda recogida en el figura 6. Así, lo que se refleja es el producto de cuatro niveles de calidad de la solería frente a otros cuatro niveles para carpintería exterior. La estimación de dicho precio implícito para el modelo hedónico es una vez más lineal frente a la curva obtenida para la red. Además esta última es cóncava lo que indica que el aumento en la interacción produce un aumento en los precios más que proporcional. En principio podría resultar excesiva la oscilación experimentada por el precio de venta al alterar esta variable, no obstante una posible explicación podría ser que mejoras en las dos variables recogidas en la interacción suelen implicar también mejoras generales de la calidad del inmueble en todos los aspectos (calidad de la cocina, calidad de los cuartos de baño, de la pintura, grado de acabado...) y no sólo de las dos variables que aparecen reflejadas en la interacción.

## CONCLUSIONES

Este trabajo efectúa una contribución a la literatura sobre valoración de inmuebles urbanos, al examinar los determinantes del precio de una vivienda en la ciudad de Córdoba (España) utilizando de forma comparativa dos métodos de valoración: por un lado la tradicional metodología de precios hedónicos y, por otro, los sistemas de inteligencia artificial. Tras analizar los resultados obtenidos se propone la red neuronal estimada, puesto que ha demostrado poseer una mayor capacidad para reconocer el proceso de formación de los precios alcanzando un coeficiente de determinación superior al 86%. De hecho, la utilización de redes neuronales se muestra apropiada para evitar la rigidez propia de los planteamientos de la óptica hedónica, en la que, entre otros inconvenientes, destaca el elevado grado de multicolinealidad que suele estar presente entre las variables explicativas del precio del bien. Otra ventaja de una red neuronal, que en este estudio se ha constatado, es su capacidad para estimar el valor de las propiedades que presentan características significativamente diferentes de las de los bienes de su entorno (*outliers*), dado que este tipo de sistemas somete a las muestras a procesos matemáticos mucho más complejos que el modelo hedónico. Por otra parte, señalar que, a diferencia del modelo hedónico tradicional, al aplicar la técnica de redes neuronales se carece *a priori* de un modelo explícito donde se puedan realizar interpretaciones económicas sobre los coeficientes obtenidos, es decir, es necesario calcular la ecuación de red para poder disponer de modelo causal.

Este cálculo nos permitió obtener los precios implícitos de todos y cada una de las variables explicativas utilizadas. Para el modelo hedónico, las variaciones producidas en el precio estimado del inmueble son siempre lineales ante variaciones en las variables explicativas, situación que no se corresponde con la realidad del mercado de la vivienda y que la red corrige generalmente de una forma más congruente tal y como se ha puesto de manifiesto.

### Limitaciones

Hay que hacer constar que la red neuronal propuesta ha sido obtenida tras un proceso de prueba y error. De no haber seguido esta táctica, los resultados podrían no haber indicado superioridad de la red. De hecho, algunos estudios previos llegaron a conclusiones bien distintas y rechazaron la red por su naturaleza de “caja negra”. Entre los trabajos que han puesto de manifiesto que las redes neuronales no son necesariamente superiores a los modelos de regresión tradicionales se encuentran los de Allen and Zumwalt (1994) o Worzala, Lenk y Silva (1995). Finalmente, si los propios organismos públicos propugnaran este tipo de investigaciones podrían realizarse comparaciones, tanto a nivel espacial como temporal, del precio de las transacciones inmobiliarias y de los principales determinantes del mismo.

### **REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS**

Aguiló Segura, P.M. (2002): El método de valoración de los precios hedónicos. Una aplicación al sector residencial de las Islas Baleares. Tesis Doctoral. Universidad de las Islas Baleares.

Allen, W.C. And Zumwalt, J.K. (1994): Neural Networks: a word of caution. Working Paper. Colorado State University.

Bengochea Morancho, A. (2003): “A hedonic valuation of urban green areas”. *Landscape and Urban Planning*, 66, pp. 35-41.

Bilbao Terol, C. (2000): “Relación entre el precio de venta de una vivienda y sus características: un análisis empírico para Asturias”. *Revista Asturiana de Economía*, 18, pp. 141-150.

Bover, O. y Velilla, P. (2001): “Precios hedónicos de la vivienda sin características: el caso de las promociones de viviendas nuevas”. *Estudios Económicos*, nº 73. Banco de España. Madrid.

Caridad, J. M. y Brañas, P. (1996): “Demanda de características de la vivienda en Córdoba: un modelo de precios hedónico”. *Revista de Estudios Regionales*, 46, pp. 139-153.

Caridad, J. M. y Ceular, N. (2001): “Un análisis del mercado de la vivienda a través de Sistemas de Redes Neuronales”. *Revista de Estudios de Economía Aplicada*, pp. 67-81.

Collins, A. y Evans, A. (1994): “Aircraft noise and residential property values”. *Journal of Transport Economics and Policy*, Vol. 28(2), pp. 175-197.

Court, A.T. (1939): Hedonic Price Indexes with Automotive Examples, Dynamics of Automobile Demand. General Motors Corporation, pp. 99-117.

Freeman, A. M. (1979): The hedonic approach to measuring demand for neighborhood Characteristics, The Economics of Neighborhoods. Academic Press.

Freeman, J. And Skapura, D.M. (1993): Redes neuronales algoritmos, aplicaciones y técnicas de programación. Ed. Wilmington Addison-Wesley.

Fuentes Jiménez, A. M. (2004): Métodos estadísticos y econométricos para la determinación del precio de la vivienda. Tesis doctoral. Universidad de Granada.

Gallego Mora-Esperanza, J. (2004): “La inteligencia artificial aplicada a la valoración de inmuebles. Un ejemplo para valorar Madrid”. *CT: Catastro* nº 50, pp. 51-67.

García Rubio, N. (2004): Desarrollo y aplicación de redes neuronales artificiales al mercado inmobiliario: aplicación a la ciudad de Albacete. Tesis Doctoral. Universidad de Castilla – La Mancha.

Griliches, Z. (1971): Introduction: Hedonic Price Indexes Revisited. In Price Indexes and Quality Changes: Studies in New Methods of Measurement. Cambridge. Harvard University Press, pp. 3-15.

Haykin, S. (1999): Neural networks: A comprehensive foundation. Ed. Prentice –Hall.

Jaén, M. y Molina, A. (1995): Modelos econométricos de tenencia y demanda de vivienda. Servicio de publicaciones de la Universidad de Almería.

Kauko, T. (2003): “On current neural network applications involving spatial modelling of property prices”. *Journal of Housing and the Built Environment*, Vol.18 (2), pp. 159-181.

Khalafallah, A. (2008): “Neural Network Based Model for Prediction Housing Market Performance”. *Tsinghua Science and Technology*, Vol.13, nº S1, October, pp. 325-328.

Lancaster, K. J. (1966): “A New Approach to Consumer Theory”. *Journal of Political Economy*, 74, pp. 132-157.

Lara Cabeza, J. (2005): “Aplicación de las redes neuronales artificiales al campo de la valoración inmobiliaria”. *Mapping*, 104, pp. 64-71.

Leblond, S. (2004): Comparing predictive accuracy of real estate pricing models: an applied study for the city of Montreal. Trabajo presentado para la obtención del Grado de M. Sc. en Ciencias Económicas (opción Econometría). Universidad de Montreal (Canadá).

Limsombunchai, V., Gan, C. y Lee, M. (2004): “House price prediction: Hedonic Price Model vs. Artificial Neural Network”. *American Journal of Applied Sciences*, vol. 1(3), pp. 193-201.

Liu, J.; Zhang, G.X. y Wu, W.P. (2006): “Applications of fuzzy neural network for real estate prediction”. *LNCS*, 3973, pp. 1187-1191.

McClelland y Rumelhart, D. (1985): Explorations in Parallel Distributed Processing, 1 y 2. MIT Press, Cambridge.

McCulloch, W.S. y Pitts, W. (1943): A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, nº 5:115-133.

Mohamed Amar, R. (2002): Estimación del precio de la vivienda urbana mediante redes neuronales artificiales: Estudio de un caso. XII Jornadas Hispano-Lusas. Covilhã (Portugal).

Nguyen, N. y Cripps, A. (2001): “Predicting housing value: a comparison of multiple regression analysis and artificial neural networks”. *Journal of Real Estate Research*, 22(3), pp. 314-336.

Quang Do, A. y Grudnitski, G. (1992): “A neural network approach to residential property appraisal”. *Real Estate Appraiser*, Vol.58 (3), pp. 38-45.

Ridker, R. y Henning, A. (1967): “The determinants housing prices and the demand for clean air”. *Journal Environmental Economy Management*, 5, pp. 81-102.

Rosen, S. (1974): “Hedonic Prices and Implicit Markets: Product Differentiation in Pure competition”. *Journal of Political Economy*, n. 82, pp. 34-55.

Saura, P. (1995): Demanda de características de la vivienda en Murcia. Secretariado de Publicaciones de la Universidad de Murcia.

Selim, H. (2009): “Determinants of house prices in Turkey: Hedonic regression versus artificial neural network”. *Expert Systems with Applications*, nº36, pp. 2843-2852.

Sirmans, G.S. et. Al. (2005): “The composition of Hedonic Pricing Models”. *Journal of Real Estate Literature*. Cleveland. Vol. 13 (1), pp. 3-43.

Wallace, H.A. (1926): “Comparative farm-land values in Iowa. *The Journal of Land & Public Utility Economics*, Vol.2, nº4, pp- 481-488.

Wallace, N. (1996): “Hedonic – based price indexes for housing: Theory, estimation and index construction”. *Economic Review– Federal Reserve Bank of San Francisco*, pp. 34-48.

Waught, F.V. (1929): Quality as a Determinant of Vegetable Prices. Columbia University Press. New York.

Worzala, E.; Lenk, M. y Silva, A. (1995): “An exploration of neural networks and its application to real estate valuation”. *Journal of Real Estate Research*, 10(2), pp. 185-202.

## **BIOGRAFIA**

Julia M. Núñez Tabales, es2nutaj@uco.es, José M<sup>a</sup> Caridad y Ocerin, Nuria Ceular Villamandos y Francisco José Rey Carmona pueden ser contactados en: Facultad de Derecho y Ciencias Económicas y Empresariales, Universidad de Córdoba, Puerta Nueva s/n, 14071 España.