

Determinación de los precios implícitos en bienes inmuebles: Una alternativa a la modelización hedónica

José María Caridad y Ocerin
Nuria Ceular y Villamandos
Universidad de Córdoba

Recibido, Octubre de 2003; Versión final aceptada, Mayo de 2004

BIBLID [0213-7525 (2004); 71; 84-105]

PALABRAS CLAVE: Economía urbana, precio de vivienda, redes neuronales, modelos hedónicos

KEY WORDS: Urban economics, housing value, neural networks, hedonic models.

RESUMEN

Recientemente un nuevo enfoque para estimar el valor de bienes inmuebles está siendo cada vez más usado. Para ello se usan atributos internos del bien, y externos, del entorno, pues ambos son percibidos de forma diferente en el mercado. Así pues, propiedades con nivel de precios similar son consideradas como claramente diferenciadas en los mercados inmobiliarios. Las técnicas de Inteligencia Artificial proporcionan nuevas posibilidades, en comparación con la modelización econométrica clásica. Se usa una red neuronal tipo perceptrón bicapa con 14 nodos en cada capa oculta para predecir el precio de viviendas en el mercado secundario. Los precios implícitos se obtiene de forma ventajosa a los obtenidos con la modelización hedónica, incrementándose la precisión en la estimación de las transacciones. La no linealidad implícita en las redes se ajusta de forma más precisa a la realidad, al estimar los precios marginales de los atributos de una propiedad; a partir de la red estimada se obtienen estos precios marginales, usando datos de una ciudad de tamaño medio. La metodología es generalizable a otros mercados.

SUMMARY

Recently, a new approach to dwelling value modelling is taking shape, taking into account that different internal and external attributes are perceived separately by the market. Thus, properties with similar price levels are considered as quite different in the real estate exchanges. Artificial intelligence provides new tools, as neural networks, as an alternative to classical econometric modelling. A multilayer perceptron type NN, 5:14s:14s:1 is used to forecast the price of real estate properties in a case study. Implicit prices can be estimated advantageously to the hedonic framework, showing an increase in the precision attained in such a peculiar market. The non linear approach provided by neural networks fits better to the observed variability in the marginal prices in dwelling's attributes; they can also be obtained in an explicit way, using the particular network estimated. The methodology proposed can be easily adapted to different markets.

1. INTRODUCCIÓN

El análisis del mercado inmobiliario se ha constituido como una de las líneas de investigación más desarrolladas en los últimos tiempos por las numerosas implicaciones del sector en la evolución económica. Así, son numerosos y muy variados los factores que confieren que el análisis de la vivienda sea una importante preocupación para los ciudadanos de una colectividad.

El primero de ellos es el hecho de que, el porcentaje de renta destinado a la adquisición de una vivienda, llega a constituir una parte importante del presupuesto familiar, considerándose, uno de los activos más importantes de las economías domésticas. Además, atendiendo al análisis longitudinal de los precios finales de los productos inmobiliarios, se puede observar un proceso de importante crecimiento en los últimos tiempos, que condiciona de manera importante al citado presupuesto familiar, y que producen la necesidad de elaboración de políticas públicas a aplicar en pro de un bienestar colectivo. En segundo lugar, y desde una óptica de localización residencial, su análisis se constituye de gran interés tanto para los consumidores y promotores, como para los planificadores urbanos. Y por último, si se procede a analizar dicho mercado desde el punto de vista macroeconómico, hay que resaltar que el sector de la construcción supone un alto porcentaje del valor añadido de una determinada zona geográfica, generando empleo directo e indirecto condicionando consiguientemente la situación social y económica de un país o una región.

Por todo lo comentado anteriormente, son numerosos los trabajos que, a partir de los estudios de Rosen (1974) se han ido desarrollando. De ellos, la gran mayoría tienen su origen fuera de nuestras fronteras –Reino Unido, Norteamérica, etc.¹– y son pocos los elaborados en España, donde además, la mayoría de ellos han sido realizados desde un punto de vista macroeconómico².

A pesar de ello, en los últimos años, se han presentado algunos trabajos basados en el análisis empírico del mercado inmobiliario³. Dichos trabajos son fruto del desarrollo de la metodología hedónica instituida por Rosen, que si bien, en su planteamiento original se propone como mecanismo identificador de la situación de equilibrio entre los distintos agentes económicos del mercado inmobiliario, en la práctica, la mayoría de ellos carecen de sentido tanto por sus implicaciones como por los supuestos básicos que en dicha metodología se postulan y que serán desarrollados posteriormente, sin entrar en otros problemas econométricos.

1. Epple, D. (1987); Freeman, A.M. (1979); Horioka, C. (1988); Mayo, S.K. (1981); entre otros.
2. Bover, O. (1992); López, M.C. (1988), entre otros.
3. Follain, J.R. y Jiménez, E. (1985); Jaén, M. y Molina, A. (1994), entre otros

Con el fin de evitar la rigidez implicada desde la óptica hedónica, en la que, entre otros factores, el elevado grado de multicolinealidad entre las variables determinantes del precio de bien implica una dificultad a menudo insalvable para la interpretabilidad de los coeficientes estimados, se propone en este trabajo, el desarrollo de modelos espaciales, que inspirados en sistemas neuronales artificiales, supongan una novedad en este campo para la determinación del precio del inmueble y que además, permitan identificar los determinantes del precio final de dicho bien sin tener en cuenta supuesto teóricos que delimiten en gran manera su aplicabilidad en un mercado tan peculiar como es el mercado inmobiliario en general⁴.

2. MATERIALES UTILIZADOS

Con el fin de mostrar que el uso de sistemas neuronales presenta ventajas sobre los modelos hedónicos, se desarrolla un caso real de una red neuronal artificial para la modelización del precio de transacción de unidades de vivienda a partir de un diseño por conglomerados y estratificado en base a la información aportada por las Agencias de la Propiedad Inmobiliaria teniendo en cuenta que el volumen de negocio en el área urbana considerada fuese representativo. Así, tras estudiar información proporcionada por el Ilustre Colegio de Agentes de la Propiedad de Córdoba, se desarrollan cinco conglomerados sobre la base de las correspondientes agencias de la propiedad inmobiliaria, obteniendo una cobertura representativa de la totalidad de las transacciones efectuadas en la ciudad.

Al realizar el trabajo de campo, mediante una encuesta, se recogen los atributos internos características propias del inmueble, y externos relacionados con el edificio donde la vivienda objeto de transacción se encuentra ubicada. El número total de transacciones en el mercado secundario, se eleva a 2.145 expedientes de inmuebles vendidos en las citadas agencias durante el transcurso del año 1999. Se debe indicar que el universo de viviendas en la ciudad en este período es de 135.000 y las compraventas en el mercado secundario superaron las seis mil, por lo tanto, la muestra considerada es superior a la tercera parte de las transacciones realizadas en el presente año.

Durante los periodos correspondientes al trabajo de campo, se analizan un conjunto de variables determinantes de las características más importantes de una vivienda, que, al ser de carácter altamente subjetivo y en ausencia de los propietarios de las mismas, quedan concretadas por los propios agentes de la propiedad, ya que éstos últimos, encargados de presentarlas, las conocían en su totalidad. Así,

4. Caridad, J.M. y Ceular, N. (1999)

todos los expedientes quedan completados en las propias agencias con la intención de evitar las posibles ambigüedades, que se pudieran presentar.

En todo modelo de valoración es preciso incorporar información externa procedente de informantes calificados relativa a determinadas cuestiones del entorno físico y social. Es conocido que los demandantes de viviendas delimitan, como decisión previa, la zona deseada donde el inmueble debe estar ubicado incluso antes de conocer las características propias de dicho inmueble. Así pues, es preciso obtener información para determinar aquellas razones que condicionan la preferencia de los demandantes a la hora de situar la vivienda en una determinada zona geográfica de la ciudad.

Para tal fin, el Ayuntamiento y la Gerencia de Urbanismo (en este caso, de la ciudad de Córdoba), disponen de estudios detallados en los que se estratifica la ciudad a partir de la renta media estimada de los vecinos de cada barrio. La clasificación obtenida se pondera con la información procedente del callejero fiscal de la Agencia Estatal, herramienta utilizada por la Administración local a la hora de determinar el Impuesto Bienes Inmuebles. En el caso de Córdoba, se obtienen cinco distritos, claramente diferenciados que se consideran homogéneos desde el punto de vista socioeconómico. Este proceso puede adaptarse sin grandes dificultades a otras aglomeraciones urbanas.

Se procede a la incorporación de los resultados del estudio realizado por la Consejería de Obras Públicas y de Transporte (Junta de Andalucía), para determinar un nuevo concepto que se añade en la valoración de los barrios y que, según los expertos es altamente relevante para los agentes económicos que confluyen en el mercado. La idea que se pretende es completar la información procedente de la Gerencia de Urbanismo acerca del nivel de renta de los ciudadanos, con la de disponibilidad de aparcamiento en las distintas zonas geográficas de la ciudad de Córdoba.

Las variables finalmente recogidas en el trabajo de campo, quedan reflejadas en el Cuadro 1.

3. RESULTADOS OBTENIDOS

3.1. *Estimación de la red neuronal*

Consideraciones previas

De forma similar al proceso a seguir con cualquier modelo econométrico, el uso de redes neuronales conlleva la especificación de diversos modelos alternativos de redes neuronales, de los cuales, se selecciona aquella que presente mayor capaci-

dad predictiva del precio del inmueble cordobés. Para ello se utiliza una red del tipo *perceptrón multicapa* cuyos resultados han sido altamente aceptados en modelos de valoración ensayados en diversas ciudades de fuera de nuestras fronteras⁵.

El trabajar con redes neuronales multicapa presenta una serie de cuestiones previas que se deben tener en cuenta a la hora de determinar la estructura óptima de la red. Así, se mantienen unas restricciones de carácter estructural de la red como son la imposibilidad de conexión con capas anteriores, y de conexión entre neuronas de una misma capa, existencia de una sola capa de entrada y otra de salida, etc.⁶.

Otro problema que se plantea en este tipo de redes es la selección del número de capas ocultas de la red y el número de neuronas por capa. Así, el número de nodos que forman las capas ocultas debe de ser lo suficientemente elevado para que permita la solución de problemas complejos, pero no tan elevado que la estimación de los pesos no resulte fiable para el conjunto de patrones de entrada debido a una sobreparametrización. Además, un número excesivo de capas puede generar ruido, pero se puede conseguir una mayor tolerancia a fallos⁷. En lo que al número de neuronas por capa se refiere, indicar que no se establecen reglas concretas para la determinación del número de neuronas o el número de capas de una red para resolver un determinado problema. Como indica Hillera (1995), el número de neuronas ocultas interviene en la eficacia del aprendizaje y generalización de la red. En general, pocas neuronas ocultas condicionan el que la red no distinga bien las características del problema provocando que en la fase de entrenamiento no se alcancen los límites especificados, mientras que la definición de demasiadas neuronas ocultas, sin embargo, aunque no lleve a resultados erróneos, genera procesos tediosos de entrenamiento, además de producir la pérdida de capacidad de generalización de la red, debido al citado problema de sobreparametrización.

El siguiente aspecto es la división de la muestra al azar en dos grupos: el primero de los cuales se toma como patrón ejemplo para entrenar la red, y el segundo se utiliza para comprobar la eficiencia de la misma. La correcta selección de la muestra se constituye como uno de los principales factores que determinarán el grado de eficiencia de la red. Con este fin, y al no existir un único modelo de vivienda debido a que las características de las viviendas varían de un inmueble a otro, ambas muestras debían recoger las distintas categorías de pisos que se pudieren dar. Se procede a seleccionar aleatoriamente a partir de estratos de precio y barrio el conjunto de viviendas que determinan el conjunto de patrones de aprendizaje, utilizando las restantes para la validación de la red y poder así evaluar su eficiencia. Este proceso se repite utilizando diversas submuestras de entrenamiento.

5. Worzala, E. *et al* (1997)

6. Hayking, S. (1999)

7. Bonilla, M. y Puertas, R. (1997).

La última consideración a tener en cuenta es la determinación tanto de las funciones de activación de las neuronas en las capas ocultas lineal, sigmoidal, etc., como de los algoritmos de entrenamiento con propagación hacia atrás estándar, y sus variantes como término del momento, gradientes conjugados, quickprop, etc. Sobre este último aspecto, se debe indicar que, constantemente, aparecen nuevas propuestas en la literatura y que en numerosas ocasiones, tal y como indican Freeman y Skapura (1993), un método ideal para acelerar un entrenamiento puede proporcionar un pobre rendimiento en otra aplicación diferente.

Considerando todas estas cuestiones previas, se diseña la red comenzando por la elección de un vector de observaciones de las variables exógenas (señales de entrada), con sus correspondientes observaciones de la variable endógena (salida deseada), e introducción de dicho vector en la red. Dicha información se propagará hasta la capa superior obteniendo el vector salida. Este proceso se realiza mediante la función de activación que produce la transformación de las entradas netas de cada nodo de una misma capa en salidas de nodos de dicha capa a la siguiente, constituyendo así, las entradas de la capa superior. Una vez realizado el proceso con los n vectores de entradas se procede a calcular la salida global de la red, y por diferencia con la salida deseada se obtiene el error global por unidad de salida. A continuación, se procede a determinar la contribución relativa de los nodos a dicho error. Para determinar la dirección en la que dichos pesos serán modificados, se procede a calcular el gradiente de la señal de error respecto a los pesos, y se modifican éstos minimizando dicho gradiente. Este proceso se repite para cada vector del conjunto de patrones de entrenamiento hasta que el error global obtenido sea mínimo.

Mediante el desarrollo de este comportamiento se consigue la autoadaptación de la red. La red se provee de una representación interna y externa permitiendo que cuando se le presente una nueva entrada, pueda proporcionar una salida adecuada, es lo que se denomina capacidad de generalización.

Estimación de la red

La aproximación del precio de la vivienda se realiza tomando como inputs las variables internas y externas obtenidas en el Cuadro 1.

En el proceso de especificación funcional se diseñan numerosas redes alternativas, combinando arquitecturas, funciones de aprendizaje y algoritmos de entrenamiento. Finalmente, se selecciona una red de propagación hacia atrás con conexiones estándar, cada nivel conectado con el inmediatamente anterior, del tipo 5:14s:14s:1; cuyas funciones de activación en las neuronas de las capas ocultas son de tipo sigmoidal o logística; $f(x) = 1/(1+\exp(-x))$. Al usar otras funciones de activación lineales, tangenciales (tangente hiperbólica), gaussiana, etc., es con la

función logística con la que se obtienen mejores resultados en este caso. En el proceso de especificación cabe forzar la inclusión de algunas variables exógenas; la exclusión de variables se ha producido tras diversas estimaciones alternativas. Se usa el método de los momentos por ser el que mejor resultado proporciona en esta aplicación (véase Figura 1).

El tiempo de entrenamiento o aprendizaje de la red finalmente seleccionada fue de 5 horas⁸. Se presentan en los Cuadros 2, 3 y 4, los pesos finales para la capa de entrada, salida y oculta respectivamente.

Se procede a observar, a partir de los pesos obtenidos en las distintas capas, la influencia de los inputs sobre el precio de mercado. La variable superficie (metros cuadrados) se consolida como la de mayor influencia en el precio final estimado, contribuyendo en casi el cincuenta por ciento del precio del inmueble (47.51%), lo que coincide con la percepción real de los demandantes. Las restantes variables –aire acondicionado, ubicación y la interacción número de dormitorios con número de cuartos de baño– contribuyen a dicho valor en la misma medida (14.79%, 20.65%, 17.05%) respectivamente (véase Figura 2).

Con respecto a la contribución de los factores hay que indicar que se prueba con otras redes. En todos los casos resulta la superficie como la variable de mayor contribución a la hora de explicar el precio. La restante contribución se distribuye prácticamente igual en el resto de características.

En la fase de validación, se alcanza un $R^2 = 0.8225$, siendo el error cuadrático medio $ECM = 15,93$ (en miles de euros) y el porcentaje de error medio absoluto es 17.30% sobre el precio real de mercado, valores éstos que muestran un mejor ajuste y capacidad predictiva que los modelos hedónicos que se estiman a partir de las mismas variables.

En la Figura 3, comparativo del precio de mercado con el estimado en la red, se observa, el ajuste a la bisectriz del primer cuadrante es muy alto, incluso en las observaciones, *i.e.* viviendas, con precios elevados, que suelen presentar sesgos importantes con el enfoque clásico

Una vez especificada la red, es necesario obtener de forma explícita la expresión que permite estimar el precio de un bien en función de sus características. Así pues, si x_i es el valor de salida del input i -ésimo, ω_{ji} es el peso sobre el elemento de proceso j -ésimo del input i -ésimo; $j = 1, 2, \dots, r$, que representa los pesos de entrada a las neuronas de la primera capa oculta. El valor de salida u_j del elemento de proceso j -ésimo, determina el valor de entrada a las neuronas pertenecientes a la primera capa oculta.

$$R = \omega_{j0} + \sum_{i=1}^m \omega_{ji} x_i \quad \frac{1}{1 + e^{-R}} = \text{sigm}(R) \quad u_j = \text{sigm}(R) \quad (1)$$

8. Pentium IV a 750MHz, 64 Mb memoria.

Siendo, ω_{kj}^* el peso sobre el elemento de proceso k -ésimo -de la segunda capa oculta- del elemento j -ésimo; $k = 1, \dots, s$. -de la primera capa oculta-, que representa los pesos de entrada a las neuronas de la segunda capa oculta. El valor de salida u_k^* del elemento de proceso k -ésimo de la segunda capa oculta, determina el valor de entrada a las neuronas pertenecientes a la segunda capa oculta.

$$T = \omega_{k0}^* + \sum_{j=1}^s \omega_{kj}^* \text{sigm}(R) \quad u_k^* = \text{sigm}(T) \quad (2)$$

Por último, ω_k es el peso sobre la neurona de salida y del elemento k -ésimo y representa los pesos de entrada a la neurona de salida. Finalmente el valor estimado mediante la red es:

$$y = \omega_0 + \sum_{k=1}^s \omega_k u_k^* \quad (3)$$

Así pues, el modelo finalmente estimado es:

$$\text{Precio}_i = \omega_0 + \sum_{k=1}^s \omega_k (\text{sigm}(T)) \quad (4)$$

3.2. Estimación del modelo hedónico

Para la obtención de la ecuación hedónica que mejor explique el precio de a vivienda en función de sus características, se realizan numerosas estimaciones. De todos los modelos obtenidos, se selecciona a través del proceso de validación la ecuación que se presenta, en la que queda finalmente explicado por la superficie, la interacción número de dormitorios con número de cuartos de baño, aire acondicionado e índice de ubicación.

$$\text{Precio}_i = 4613,304 + 88,226\text{Sup}_i + 341,609\text{ND}_i(\text{NB}_i) + 1303,333\text{Air}_i + 6889,106\text{Ubicación}_i \quad (5)$$

(333,122) (3,716) (47,658) (126,234) (447,232)

La contrastación de los tests usuales, incluyendo el test de estabilidad de Chow para los coeficientes es correcta. El índice de condición para la multicolinealidad es $\kappa = 46,79$, y el coeficiente de determinación, $R^2 = 0,613$. El error cuadrático medio $E.C.M. = 3552,12$ y el porcentaje de error medio absoluto es 20,44% sobre el precio real de mercado. El índice de Theil es 0,112: con un componente de sesgo prácticamente nulo; la proporción de varianza 0,059 y la de covarianza 0,941.

3.3. Resultados obtenidos

Los sistemas neuronales poseen flexibilidad para adaptarse a cambios que se presentan en entornos de valoración urbana y a situaciones de no linealidad. No necesitan ser reprogramados ante la disponibilidad de información adicional, sino que, únicamente, se procede a un reajuste en los pesos de los mismos. Además, poseen capacidad de extracción para extraer las características fundamentales a partir de un gran volumen de datos, procediendo al filtrado de la información redundante.

Las redes en general, y la obtenida en particular, presentan a veces un inconveniente, que debe señalarse, aunque, una vez especificada la red puede solucionarse. En virtud de su particular procesamiento, es difícil validar los resultados en las capas intermedias, además, se carece de un modelo explícito en el que interpretar económicamente los coeficientes internos obtenidos. Una vez estimada la red, cabe obtener los precios implícitos asociados a las características de los bienes inmuebles considerados, con ventaja sobre la modelización hedónica, pues los precios obtenidos dependen, como ocurre en la realidad, de los niveles de otros factores. Así pues, a partir de la ecuación del precio estimado con la red, se procede al cálculo de las derivadas parciales con respecto a cada una de las variables precio, resultando:

$$\frac{\partial \hat{y}}{\partial x_{\alpha}} = \frac{e^{-\left(\omega_0 + \sum_{k=1}^r \omega_k u_k^*\right)} \sum_{k=1}^r \omega_k \frac{\partial \hat{y}}{\partial x_{\alpha}}}{1 + e^{-\left(\omega_0 + \sum_{k=1}^r \omega_k u_k^*\right)}} \tag{6}$$

$$\frac{\partial \hat{y}}{\partial x_{\alpha}} = \frac{e^{-\left(\omega_0 + \sum_{k=1}^r \omega_k u_k^*\right)} \sum_{k=1}^r \omega_k \frac{\partial u_k}{\partial x_{\alpha}}}{y^2} \tag{7}$$

y en lo que es

$$\frac{\partial u_i}{\partial x_{\alpha}} = \frac{e^{-\left(\omega_0 + \sum_{j=1}^r \omega_j u_j^*\right)} \sum_{j=1}^r \omega_j \frac{\partial u_j}{\partial x_{\alpha}}}{u_i^2} \tag{8}$$

y, análogamente

$$\frac{\partial u_j}{\partial x_{\alpha}} = \frac{-\left(\alpha_{0j} + \sum_{i=1}^n \alpha_i \beta_i^{-1} x_i\right) \alpha_j / \alpha}{u_j^2} \tag{9}$$

Cómo se observa en la Figura 4, el efecto de la variable superficie; medida en metros cuadrados; sobre el precio final del inmueble, se representa mediante una curva, que para viviendas más pequeñas es cóncava hasta llegar a un punto de inflexión a partir de la cual es convexa. Ese resultado permite concluir que los consumidores están dispuestos a pagar más por un incremento en la superficie hasta un determinado tamaño de la vivienda -125 metros cuadrados- a partir del cual el coste marginal de dicho aumento disminuye proporcionalmente al incremento en el tamaño de dicho bien.

El precio marginal que el consumidor está dispuesto a pagar por la posesión de la preinstalación de aire acondicionado en la vivienda es de 8.893,65 euros. Si además, adquiere el aparato deberá pagar 1.864 euros aproximadamente, precio acorde con el valor de mercado actual para dicho elemento (Figura 5).

Como se observa en la Figura 6, el precio marginal que el consumidor está dispuesto a pagar por la mejora en la ubicación de la vivienda sigue una curva cóncava. Conforme nos aproximamos a valores altos de dicho índice, el incremento en el precio del inmueble al pasar de un valor del índice de ubicación a otro disminuye.

La interpretación económica del precio implícito para la interacción entre el número de dormitorios y el número de cuartos de baño es algo más complicada. Así, a modo de ejemplo, el paso del valor uno a dos corresponde a un aumento unitario de un dormitorio o de un baño. Además esta última es convexa lo que indica que el aumento en la interacción produce un aumento en los precios menos que proporcional (Figura 7).

4. CONCLUSIONES

La situación actual del mercado inmobiliario en general, y de la evolución del precio de la vivienda, en particular, exige un análisis del comportamiento de los agentes económicos que lo constituyen, debido a las numerosas implicaciones que del estudio de dicho sector se producen en la evolución económica de una determinada región.

Las Gerencias Territoriales –organismos oficiales con competencia en la gestión e inspección de las contribuciones territoriales– presentan en la realidad gran variabilidad en la determinación del valor catastral de la vivienda a efectos del Impuesto sobre bienes inmuebles, al tomar como referencia un valor de mercado que ha sido fijado sin tener en cuenta la totalidad de características que conforman la misma y que resultan determinantes a la hora de atribuir un determinado valor a dicho inmueble.

Con el fin de explicar la heterogeneidad de dicho bien, numerosos analistas del mercado inmobiliario, consideran la valoración en términos hedónicos. En dichos análisis la unidad de vivienda se considera como una cesta de atributos individuales, claramente diferenciados, cada uno de los cuales contribuye a la provisión de uno o más servicios de vivienda, pero sin que puedan separarse y valorarse de forma independiente unos de otros.

El enfoque hedónico, en general, pretende determinar el precio de un bien en función de sus características por medio de la estimación de la ecuación de precios implícitos. En esta línea, numerosos analistas del mercado inmobiliario consideran que, si el mercado está en equilibrio, y si el modelo está bien formulado, la regresión hedónica estima el valor de cada uno de los servicios de vivienda. Pero, la utilización de modelos hedónicos como herramientas de identificación de la situación de equilibrio entre oferentes y demandantes del mercado inmobiliario, presenta numerosas limitaciones entre las que pueden destacar⁹, en primer lugar, la especificación sin tener en cuenta que los atributos de la vivienda se dan conjuntamente y no de manera aditiva. Además, la potencial relación entre las características de la vivienda provoca la existencia de multicolinealidad en las variables explicativas del precio del inmueble. La interpretación de los precios hedónicos se ve afectada por las interrelaciones entre las variables que definen cada vivienda, dificultando ó imposibilitando por ende, la valoración de cada uno de sus atributos que la componen¹⁰.

El desarrollo de la Inteligencia Artificial y la disponibilidad del logicial de estimación, permite la utilización de sistemas de redes neuronales como alternativa en este caso, deseable a los métodos econométricos de modelización hedónica.

A partir de los resultados obtenidos en el análisis del mercado inmobiliario en la ciudad de Córdoba, se observa que, la utilización de modelos de redes neuronales artificiales como herramienta de determinación del precio de vivienda, presenta importantes ventajas. La red neuronal estimada goza de un alto poder de predicción, así, el coeficiente de determinación es superior al 80% (0,8225). Además, las redes neuronales poseen capacidad de extracción para seleccionar las características

9. Nguyen, N. (1989)

10. Quang Do y Grudnistki, G (1993)

fundamentales dentro de un gran volumen de variables, por lo que se procede a la filtración de aquella información que pudiera resultar redundante.

Se debe indicar que la utilización de redes neuronales presenta un inconveniente respecto a la modelización econométrica clásica. En virtud de su particular procesamiento es difícil validar los resultados de las capas intermedias u ocultas. Además, en principio se carece de un modelo explícito donde se pueda realizar interpretaciones económicas sobre los coeficientes obtenidos, aunque una vez especificada la red, si se dispone de modelo causal.

Por ello, para el caso analizado, se procede al cálculo de la ecuación implícita desarrollada por la red estimada, lo que permite efectuar interpretaciones de los precios implícitos obtenidos.

La red neuronal estima precios implícitos compatibles con la situación del mercado, permitiendo, en lo que se refiere a la valoración de las propiedades del inmueble, predecir el comportamiento de sus agentes.

Se observa que, para la variable superficie –metros cuadrados– el incremento marginal del precio del bien ante aumentos en la superficie de dicho bien, es más que proporcional hasta un determinado valor de superficie, a partir del cual, los incrementos en el precio son menos que proporcionales al aumento en el tamaño de dicho inmueble. Esta situación refleja la evolución de la demanda, así como la valoración de los ofertantes del citado bien. De igual forma se refleja en la red estimada, la valoración que realiza el mercado de otras características de las viviendas.

Por último, indicar que, a través del presente estudio, se debe reflexionar acerca de la posibilidad de realizar futuros trabajos en los que se desarrollen análisis comparativos interanuales de viviendas, precios marginales de los componentes de las mismas, estudios espaciales, etc.

BIBLIOGRAFÍA

- BONILLA, M. Y PUERTAS, R. (1997): "Análisis de las redes neuronales: aplicación a problemas de predicción y clasificación financiera". *Quaderns de Treball*, Universidad de Valencia, 43.
- BOVER, O. (1992): "Un modelo empírico de la evolución de los precios de la vivienda en España". *Documento de Trabajo*. Banco de España.
- CARIDAD, J.M. y CEULAR, N. (1999): "Hedonic modelling and alternative neural networks techniques in the real state market". *Academy of Sciences. International 30th Anniversary Session of Scientific*. Russia (Moscow).
- CARIDAD, J.M. y CEULAR, N. (2001): "Sistemas neuronales en valoración urbana". *Estudios de Economía Aplicada*, 18.
- EPPLE, D. (1987): "Hedonic prices and implicit market: estimating demand and supply functions for differentiated products". *Journal of Political Economic*, 95(1), 59-80.
- FOLLAIN, J.R. y JIMÉNEZ, E. (1985): "The demand for housing characteristics in developing countries". *Urban Studies*, 22(5): 421-432.
- FREEMAN, A.M. (1979): "*The hedonic approach to measuring demand for neighbourhood characteristics, the Economics of Neighbourhoods*". Academic Press.
- FREEMAN, J. y SKAPURA, D.M. (1993): *Redes neuronales: algoritmos, aplicaciones y técnicas de programación*. Ed. Wilmington Addison-Wesley Díaz de Santos, 26-241.
- HAYKING, S. (1999): *Neural networks: a comprehensive foundation*. Prentice-Hall.
- HILERA, J.R. y MARTÍNEZ, V.J. (1995): Redes neuronales artificiales: fundamentos, modelos y aplicaciones. *Ra-ma*, 26-175.
- HORIOKA, C. (1988): "Tenure choice and housing demand in Japan". *Journal of Urban Economics*, 24: 289-309.
- JAÉN, M. y MOLINA, A. (1994): "Un análisis empírico de la tenencia y demanda de vivienda en Andalucía". *Investigaciones Económicas*, XVIII, 143-165.
- LÓPEZ ANDIÓN, M.C. (1998): *Análisis del mercado de la vivienda: un estudio econométrico de las regiones españolas*. Tesis doctoral. Universidad de Santiago de Compostela.
- MAYO, S.K. (1981): "Theory and estimation in the economic of housing demand". *Journal of Urban Economics*, 120, 95-116.
- NGUYEN, N. (1989): "Predicting Housing value: a comparison of múltiple regresión análisis and artificial neural networks". *Journal of Real Appraisal and Economics*.
- QUANG DO, A. y GRUDNISTKI, G. (1993): "A neural network analysis of the effect of age housing values". *Journal of Real Estate Research*, 235-264.

- ROSEN, S. (1974): "Hedonic prices and implicit markets: product differentiation in pure competition". *Journal of Political Economy*, 82: 34-55.
- WORZALA, E. ET AL (1997): "An exploration of neural networks and its application to real estate valuation". *Journal of Real Estate Research*, 15-1, 8-26.

CUADRO 1
CARACTERÍSTICAS DE UN BIEN INMUEBLE

INTERNAS DE LA VIVIENDA		EXTERNAS DEL EDIFICIO	
BÁSICAS	Superficie (metros cuadrados)	GENERALES	Estado del edificio
	Número de dormitorios		Estado del portal
	Número de armarios empotrados		Acceso al garaje
	Número de cuartos de baño	ACCESIBILIDAD	Ascensor
	Climatización		Planta en edificio
	Lavadero	EXTRAS	Piscina / Zona verdes
	Despensa		Parabólica Cable
	Trastero	LOCALIZACIÓN	Barrio
GENERALES	ESTADO		Situación en barrio
	Estado de la cocina		Nivel renta media
	Estado de los baños	Nivel aparcamiento	
	Estado del suelo		
	REFORMAS		
Reformas agua			
Reformas cierres			
Reformas eléctricas			
ORIENTACIÓN	Exterior		
ECONÓMICAS	Gastos de comunidad		
	Precio de mercado ¹¹		

Fuente: Elaboración propia.

11. Precio de transacción

CUADRO 2
PESOS PRIMERA CAPA OCULTA

5X13	CONSTANTE	1	2	3	4
1	0,5306	0,8625	0,2805	0,1866	0,3433
2	1,6340	1,1609	-0,2679	0,2152	0,8999
3	-0,2007	0,9308	0,4317	0,4836	0,3046
4	-0,0264	-0,7025	0,0700	0,2624	0,16034
5	0,1147	-0,4426	-0,2842	-0,0138	-0,01400
6	-0,2986	-1,0722	0,2189	-0,2007	0,2444
7	-0,0407	-0,6940	-0,0496	0,0065	-0,0271
8	0,3150	-0,2111	-0,2420	-0,2082	-0,4792
9	2,3383	-1,9106	0,0644	-2,0356	0,3494
10	-0,0654	-0,3467	0,3102	0,7144	-0,0827
11	0,0321	-0,2202	0,1927	-0,2954	0,3848
12	0,3797	0,5883	0,5102	0,1496	0,2056
13	0,0449	-0,6572	-0,2014	-0,2633	-0,01198

Fuente: Elaboración propia.

CUADRO 3
PESOS SEGUNDA CAPA OCULTA

14X13	CONSTANTE	1	2	3	4	5	6
1	0,6937	0,7554	1,1424	0,5626	-0,1778	0,1479	-0,3674
2	0,1550	-0,1739	0,1728	-0,0656	0,0162	-0,0511	0,2260
3	0,0822	-0,0720	-0,3429	-0,2324	0,3018	0,3124	0,3455
4	0,2587	-0,2403	-0,6005	-0,7037	0,3566	0,3751	0,9832
5	0,6684	0,9660	1,3083	0,8867	-0,3123	-0,1499	-0,5297
6	0,6141	0,5733	0,6917	0,5266	-0,1912	-0,2512	-0,0246
7	0,3367	-0,0674	-0,4762	-0,3908	0,3163	0,5445	0,4970
8	0,2651	0,2706	0,5829	0,5034	0,0386	0,2276	-0,3185
9	0,0559	0,1401	0,4874	0,5068	0,0850	-0,0271	-0,0219
10	0,2156	-0,3729	-0,6012	-0,2382	0,3675	0,1875	0,6988
11	0,2645	0,0326	0,3164	-0,1208	0,1888	0,1841	0,1656
12	0,2497	0,4907	0,2036	0,0828	-0,2065	-0,0629	-0,0751
13	0,5342	0,4563	0,8613	0,5334	-0,2316	0,1073	-0,0100

14X13	7	8	9	10	11	12	13
1	-0,3175	0,1829	-0,3638	-0,4318	0,3032	0,0713	0,0756
2	0,5079	0,1117	0,1148	0,1895	0,4141	0,3683	0,4421
3	0,3134	0,5100	1,1080	0,0422	0,0609	-0,0953	0,4858
4	0,1142	0,0432	2,1306	0,1097	0,3994	-0,2466	0,6166
5	-0,0976	-0,0934	-0,2837	-0,4206	0,0345	0,6222	-0,1815
6	-0,1743	-0,1553	-0,3474	-0,0764	0,4517	0,2878	-0,1635
7	0,4544	0,3479	0,9665	0,0279	0,2257	-0,1502	0,1911
8	0,0816	0,2356	-0,3445	-0,0087	0,4013	0,2837	0,0631
9	0,0665	0,1216	-0,4663	-0,0131	-0,1843	0,2834	-0,0916
10	0,0684	0,2264	1,1627	0,2206	0,3322	-0,1049	0,6407
11	0,3957	0,3546	0,4863	0,0016	-0,0896	0,1147	0,0665
12	-0,2001	-0,0943	-0,0197	0,0523	0,0518	0,2937	-0,2219
13	-0,3002	-0,2523	-0,1132	0,1301	0,3609	0,3196	-0,1092

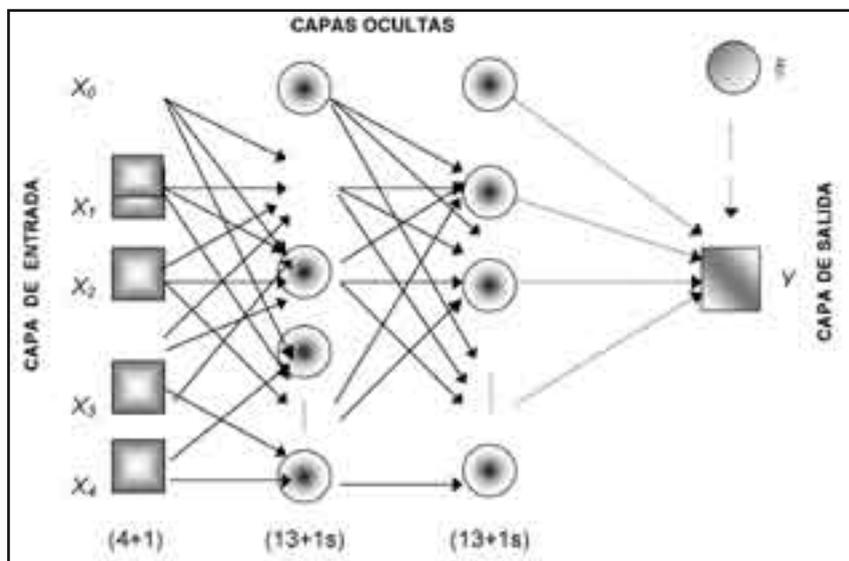
Fuente: Elaboración propia.

CUADRO 4
PESOS CAPA SALIDA

14X1	CONSTANTE	1	2	3	4	5	6
1	0,2419	1,1209	-0,1542	-1,0116	-2,2915	1,5752	0,8741
14X1	7	8	9	10	11	12	13
1	-1,0507	0,5573	0,5241	-1,3735	-0,1827	0,4385	0,7881

Fuente: Elaboración propia.

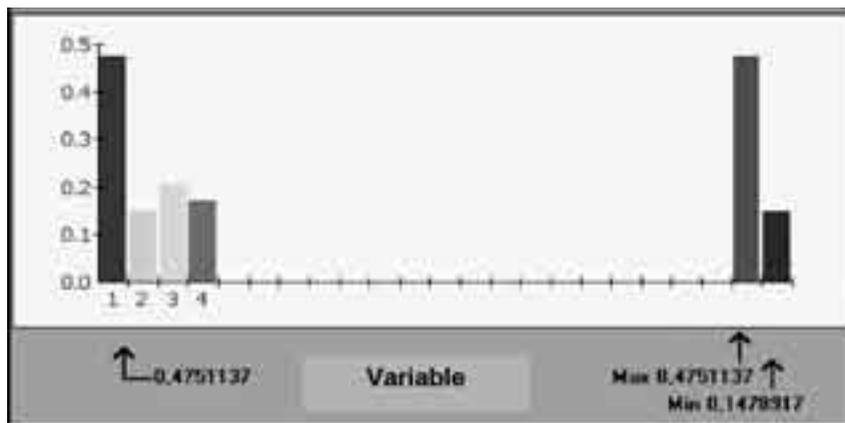
FIGURA 1
RED 5:14S:14S:1¹²



Fuente: Elaboración propia.

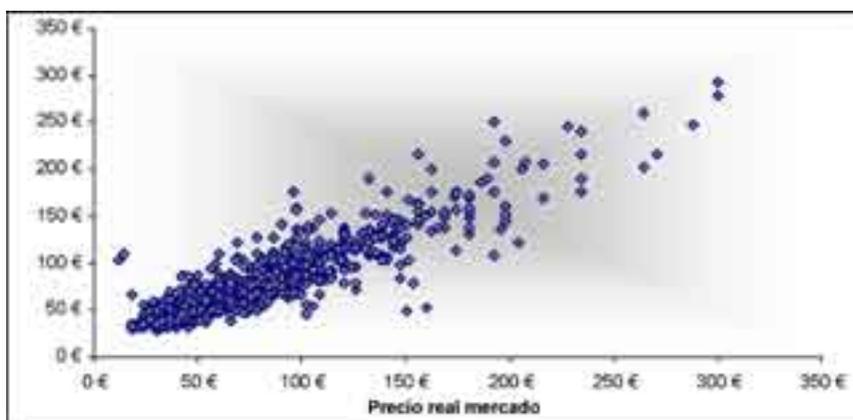
12. Se denomina: x_1 = superficie (m²), x_2 =aire acondicionado, x_3 =ubicación, x_4 =interacción número de dormitorios y cuartos de baño

FIGURA 2
CONTRIBUCIÓN RELATIVA DE LOS FACTORES



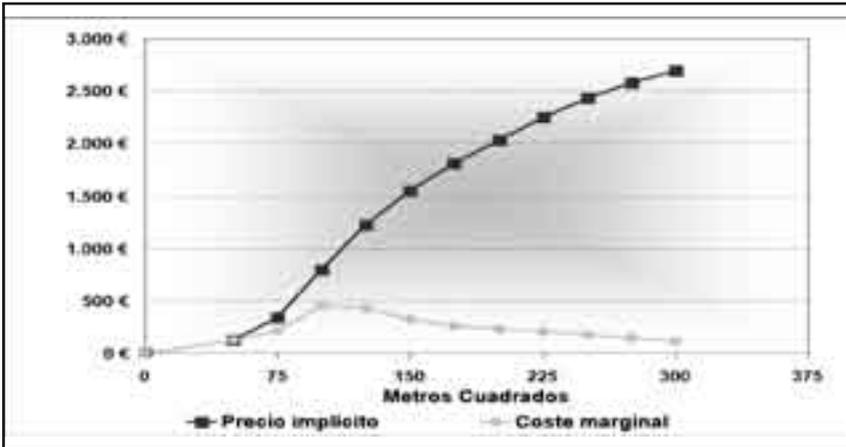
Fuente: Elaboración propia.

FIGURA 3
PRECIAL REAL VS. PRECIO ESTIMADO



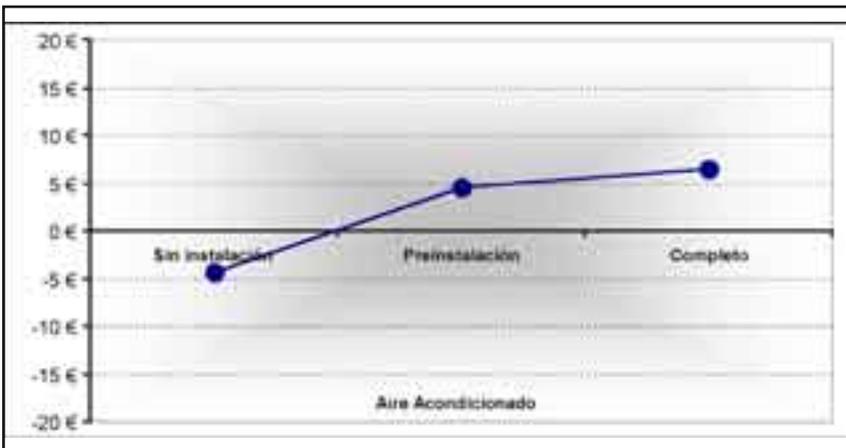
Fuente: Elaboración propia.

FIGURA 4
PRECIO IMPLÍCITO: METROS CUADRADOS



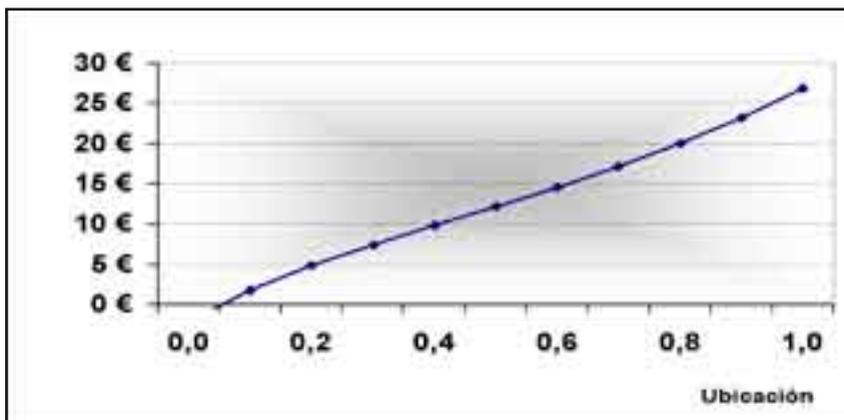
Fuente: Elaboración propia.

FIGURA 5
PRECIOS IMPLÍCITO: AIRE ACONDICIONADO



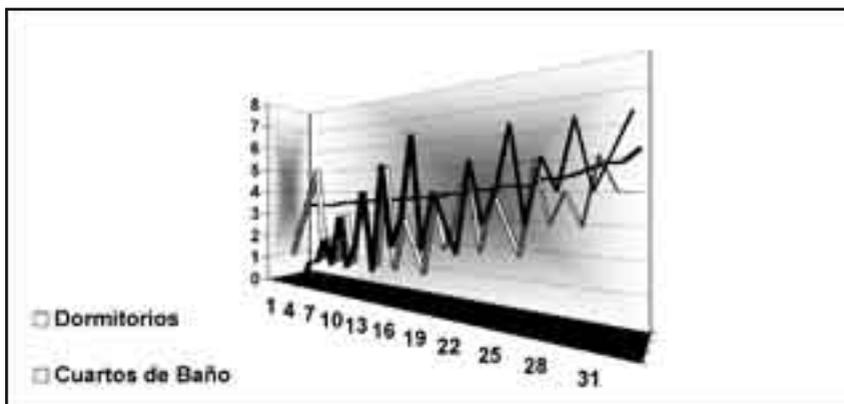
Fuente: Elaboración propia.

FIGURA 6
PRECIO IMPLÍCITO: UBICACIÓN



Fuente: Elaboración propia.

FIGURA 7
PRECIO IMPLÍCITO: INTERACCIÓN DORMITORIOS BAÑOS
(MILES DE EUROS)



Fuente: Elaboración propia.