

24 - 26 | Noviembre 2021 | Madrid
XLV Reunión de Estudios Regionales

International Conference on Regional Science

Ciudades llenas, territorios vacíos

Universidad Autónoma de Madrid



COMUNICACIÓN

Título: Análisis multinivel aplicado a la oferta de vivienda en Barcelona. Jerarquía en los factores determinantes del precio.

Autores y e-mails de todos: Adrián González Jiménez (adgonji@arq.upv.es), Alicia Llorca Ponce (allopon@omp.upv.es), Soledad Valero Cubas (svalero@dsic.upv.es)

Departamento: Organización de Empresas - Escuela Técnica Superior de Arquitectura de Valencia (ETSAV)

Universidad: Universitat Politècnica de València (UPV)

Área Temática: 12. Ordenación del territorio, urbanismo y vivienda.

Resumen: El estudio del precio de una vivienda está asociado a variables que, si bien han sido utilizadas desde el s. XX como base de muchas metodologías, están sujetas a problemas dentro del análisis estadístico, principalmente la multicolinealidad. El objetivo de este trabajo es analizar la incidencia de diversas variables, internas y externas, en el precio de la vivienda con métodos de análisis estadístico que proporcionen información previa para descartar, entre otros, problemas de colinealidad. Este análisis forma parte de una investigación más amplia que desarrolla una Red Neuronal Artificial (RNA) para valoración de viviendas en la ciudad de Barcelona. La selección de variables para esta fase del estudio fue extraída de una aplicación de reducción de datos (análisis factorial). Para afinar la adecuación de estas variables, se plantea la hipótesis de que otros métodos estadísticos verificarán la idoneidad de las variables previamente seleccionadas.

Verificamos la hipótesis a partir de un análisis multinivel aplicado a las variables estudiadas. El modelo estadístico pone de manifiesto la diferencia entre el efecto de las características individuales de las viviendas (primer nivel) y aquellas que provienen del entorno y que son comunes a todas las viviendas de un mismo barrio/distrito/ciudad (segundo nivel).

Palabras Clave: Precios de la Vivienda, Mercado Inmobiliario, Análisis Multinivel, Barcelona

Clasificación JEL: R31

1.1. Introducción

El objetivo de este trabajo es analizar una muestra de 10 145 viviendas en venta en la ciudad de Barcelona mediante modelos multinivel, capaces de darnos información sobre la influencia de distintas variables sobre el precio.

La utilidad de los métodos multinivel radica en su capacidad para analizar la influencia de factores que están correlacionados a distinta escala. Para los modelos de este estudio se han empleado variables descriptoras de las viviendas (nivel 1) y variables descriptoras de los barrios donde se ubican (nivel 2). Estas variables están relacionadas entre sí, puesto que las características del barrio influyen en el valor individual de cada propiedad. Si bien esta premisa es contraria a los fundamentos imprescindibles para los métodos analíticos de regresión lineal, los modelos multinivel estudian la covarianza entre distintas variables para evitar problemas derivados de la multicolinealidad entre las mismas.

La metodología aplicada en este estudio consiste en un serie de modelos multinivel consecutivos, en un total de tres etapas, añadiendo en cada una variable adicional al modelo para intentar reducir con ellas la covarianza estimada por el modelo, identificando así variables que son responsables en gran medida de la variación de precio entre las viviendas de la muestra. Primero se configura un modelo nulo a partir de las viviendas separadas por barrios; después se añade al modelo una variable de nivel 2 y, por último, una variable más de nivel 1.

En base a los modelos obtenidos se comprueba que variables socio-económicas como el índice de renta o la tasa de desempleo ayudan a corregir ampliamente la covarianza registrada en los modelos de control y, en menor medida, también lo hace el número de habitaciones de la vivienda.

1.2. Revisión de la literatura

El precio de la vivienda está condicionado por muchos factores, tanto intrínsecos a la propiedad como propios del entorno en que se ubica. Desde mediados del s. XX se han realizado numerosos estudios que cuantifican el impacto de factores externos en el precio de las viviendas, como pueden ser la proximidad de zonas verdes (Tyrväinen, 1997), las actividades no deseadas (Boyle & Kiel, 2001). Muchos de los modelos diseñados en este contexto para aproximar el precio de las viviendas —extendidos a

partir de los trabajos en modelos hedónicos (Rosen, 1974)— presuponen una característica a las variables utilizadas en estos modelos: la independencia entre las variables. Sin embargo, los modelos hedónicos tienen problemas de multicolinealidad, donde determinadas variables se solapan en términos de su impacto en la varianza de los resultados estimados. A modo de ejemplo, hay atributos de una vivienda cuya relación es obvia, como el hecho de que, a mayor superficie, mayor número de habitaciones puede haber en la casa. Este tipo de correlaciones imposibilitan analizar el impacto aislado de estas variables conflictivas sobre el precio de la vivienda al no existir independencia entre ellas.

Una familia de modelos estadísticos que acomete este problema es la de los métodos multinivel (Goldstein, 2003), también conocidos como de coeficientes aleatorios (Longford, 1993) o jerárquicos (Raudenbush & Bryk, 2002), los cuales abordan el problema de la multicolinealidad estableciendo jerarquías entre las variables estudiadas. Los modelos multinivel son utilizados de forma creciente en la década de los 80 del siglo XX. Construidos sobre los conceptos de los modelos de regresión múltiple, las técnicas multinivel van más allá permitiendo evitar la excesiva simplicidad de forzar los modelos e incluir todas las variables en una única ecuación, permitiendo que existan relaciones entre las variables que puedan variar de un lugar a otro. La estructura jerárquica de datos es necesaria cuando las variables de los modelos están, probablemente, espacialmente correlacionadas (Jones 1991). Es el caso del “efecto barrio”, cuando queremos analizar el impacto de diversas variables en el precio de la vivienda. El precio de la vivienda depende de características propias como el tamaño, las instalaciones o la distribución, pero también depende de características de su entorno que comparte con las viviendas de la zona como la accesibilidad a zonas verdes o equipamientos. En estos casos, el precio de la vivienda subsumirá tanto características propias de la vivienda como otras características que comparte con las otras viviendas del vecindario. Lo que también permite decir que los aspectos que aportan valor a la vivienda y que, en muchos casos, son de carácter externo, son compartidos con las otras viviendas del entorno. El análisis multinivel nos va a permitir analizar los determinantes de la vivienda de forma jerárquica. En el nivel 1, las variables de carácter propio de cada vivienda, como el tamaño o el estado de conservación y en un nivel 2 las características del entorno, compartidas por las viviendas del barrio.

El aspecto clave de los modelos multinivel es la posibilidad de que los parámetros de los que depende la variable dependiente varíen, en lugar de ser unos predictores universales para toda la población de estudio. Jones y Bullen (1994) demuestran que para el análisis de los precios de la vivienda en la ciudad de Londres los modelos multinivel que reconocen que las viviendas están ubicadas dentro de distritos con diferentes características son preferibles a los modelos de un solo nivel. Los modelos jerárquicos superan a los modelos tradicionales hedónicos Kyung-Ku, Chun (2012). El modelo lineal jerárquico es utilizado para resolver la autocorrelación y la heterocedasticidad, Choi et al (2019).

En el estudio que ahora nos ocupa, los precios de la vivienda en la ciudad de Barcelona, se establecen dos niveles de jerarquía, el nivel 1 para las variables propias de cada vivienda como el número de habitaciones o la distancia al centro y el nivel 2 que es el nivel del barrio, en nuestro caso, los barrios según delimitación del ayuntamiento de Barcelona. El valor de las variables del nivel 2, como los equipamientos docentes públicos y privados o el nivel de renta son variables con un valor que comparten todas las viviendas del barrio. Otros trabajos han utilizado las técnicas de regresión multinivel aplicadas al estudio de los precios de los inmuebles y más concretamente de la vivienda. En la literatura reciente podemos encontrar trabajos en los que se han aplicado modelos multinivel para estudiar la influencia de factores diversos en el precio de la vivienda.

Choi et al (2019) utiliza un modelo lineal jerárquico de dos niveles con modelo multinivel para analizar, en la ciudad de Busan, Corea del Sur, cómo inciden, sobre el precio de la vivienda por metro cuadrado, diversas variables físicas y del entorno. En el nivel 1 se encuentran las características físicas de la vivienda y en el nivel 2 las variables externas, denominadas de transitabilidad medidas para cada distrito básico. La transitabilidad es entendida como una medida de la facilidad para caminar en un área y valorada por la distancia a pie a equipamientos y amenidades, entre otros. El estudio llega a la conclusión que las variables relativas a la transitabilidad explican alrededor del 77% del precio.

Kyung-Ku, Chun (2012) se centró en las influencias de las características regionales de la infraestructura urbana en el precio de la vivienda, llegando a la conclusión que el modelo lineal jerárquico puede proporcionar una información valiosa con importantes

implicaciones para la política urbana como el suministro de infraestructura urbana y el desarrollo equilibrado,

Liu et al (2020) exploran en Wuhan, China, los efectos sobre el precio de la vivienda de la existencia de tierras ecológicas, entre las que se incluyen los bosques, los pastizales, los humedales y las tierras cultivadas. El estudio demuestra que la demanda de bosques, pastizales y humedales puede aumentar el precio de la vivienda, las tierras cultivadas también, pero en menor medida.

Hou (2016) utilizan un modelo hedónico multinivel para los precios de la vivienda unifamiliar en la ciudad de Los Ángeles, con el objetivo de determinar si la congestión del tráfico afecta negativamente al precio de la vivienda unifamiliar en la ciudad de los Ángeles al empeorar la accesibilidad y sí los efectos de la congestión y la accesibilidad varían en función del nivel de ingresos de la población de diferentes zonas de la ciudad. Los resultados sugieren que los demandantes de viviendas están dispuestos a pagar más por viviendas más accesibles, medida la accesibilidad por el tiempo de desplazamiento y que existen diferencias en el valor de dicha accesibilidad en función del nivel de renta de la población de los barrios. Tian et al (2017) que estudian también el impacto de la accesibilidad sobre el precio de la vivienda en el condado de Salt Lake, Estados Unidos, obtienen diferentes resultados. Consideran que la accesibilidad tiene dos impactos, por un lado, uno positivo, el de la propia accesibilidad a las oportunidades, pero también uno negativo pues las infraestructuras y medios de transporte para dicha accesibilidad generan riesgos para la salud ambiental, como el ruido y la contaminación del aire. Se emplean tres modelos de regresión: mínimos cuadrados ordinarios (OLS), regresión de retardo espacial (SLR) y modelo multilínea jerárquico. Los resultados obtenidos indican que los impactos negativos (ruido del tráfico y contaminación del aire) son mayores que el impacto positivo (accesibilidad). Estos resultados difieren de los obtenidos en otros estudios aplicados a áreas urbanas más densas. Centrados en los medios de transporte y concretamente en el transporte ferroviario, han sido muchos y muy variados los estudios que han tratado de analizar el impacto de un sistema de tránsito ferroviario en el valor de las viviendas en las áreas metropolitanas. Los estudios, coincidiendo con las líneas anteriores, han resaltado dos efectos uno positivo, las mejoras en la accesibilidad por reducciones en los tiempos de desplazamiento y otros negativos debidos, especialmente, a los derivados de los ruidos y las peores vistas, Pan et al (2016) . Los estudios no han llegado a un acuerdo sobre el efecto neto de estos

dos efectos contrapuestos. Los autores realizaron un estudio para la ciudad de Houston aplicando técnicas de regresión ordinaria y multinivel, diferenciando entre espacios dentro del área estudiada. Los resultados indican que se producen variaciones notables en los efectos del tránsito ferroviario sobre el precio de la vivienda cuando se consideran diferentes rangos de distancia.

2. Metodología

La elaboración de los modelos multinivel aquí estudiados parte de una muestra de viviendas en venta en la ciudad de Barcelona extraída del portal inmobiliario Idealista. Todas las viviendas utilizadas en este estudio tienen la misma tipología (apartamento en bloque de viviendas); esta categoría edilicia engloba un 80,83% de la muestra obtenida, que comprende las 12550 que había en venta en el portal al momento de extraer los datos.

Entre los datos obtenidos de la API del portal inmobiliario, los servicios online del ayuntamiento de Barcelona y algunas variables de elaboración propia, se crea una base de datos de las que se escogen, mediante un análisis factorial, un total de 3 variables internas y 6 variables externas. Las variables internas reflejan características intrínsecas de cada apartamento individual (crooms=habitaciones; exterior=orientación de la vivienda hacia interior/exterior de la manzana; SubwayDistance=distancia lineal de la vivienda a la parada de metro más próxima). Las variables externas definen características propias del barrio o distrito en el que se ubican los inmuebles: dos de las variables recogen datos sobre equipamientos existentes en la zona (cPubSchools=escuelas públicas del barrio; cPrivSchools=escuelas privadas del barrio); las 4 variables restantes recogen indicadores socio-económicos recopilados por el ayuntamiento de Barcelona (cIncomeIndex=índice de renta del barrio respecto al resto de la ciudad; cUnemployment=tasa de desempleo del barrio; cAreaAmenities=porcentaje de la superficie comercial del barrio destinada a *amenities*; cAreaIndustry=porcentaje de la superficie comercial del barrio destinada a actividad industrial). Todas las variables cuyo nombre empieza con "c" han sido centradas.

A partir de esta selección de variables se hace una clasificación jerárquica de dos niveles: el nivel 1 engloba las variables internas, mientras que el nivel 2 incluye las variables externas y socio-económicas. Para todos los modelos se utiliza como variable dependiente el precio de la vivienda (price). Este criterio responde a las consecuencias

de la ordenación urbanística, puesto que viviendas en la misma ubicación se ven afectadas, tanto positiva como negativamente, por las características de su entorno inmediato. Así cabe esperar la detección de patrones o similitudes entre viviendas de un mismo barrio.

Establecida la clasificación, se elaboran varios modelos multinivel para contrastar los resultados entre sí y analizar las oscilaciones en la varianza del precio de las viviendas en función de los factores estudiados en cada modelo. El programa empleado para obtener los modelos es SPSS ver. 16.

Como referencia se obtiene en primer lugar un modelo nulo (AEA = ANOVA con factor de efectos aleatorios) para analizar la variabilidad del precio de la vivienda. Se toman como factor los barrios de Barcelona (73), para agrupar las viviendas de la muestra. Se estudia la varianza del factor "barrio" respecto a la varianza de los residuos y se utiliza como comprobación de la hipótesis nula.

A continuación se generan seis modelos de medias como resultados (RMR) introduciendo en cada iteración una de las seis variables del nivel 2. Con los resultados de estos modelos se contrasta el coeficiente de correlación intraclase (CCI): este parámetro se obtiene como el percentil de la varianza del factor "barrio" respecto a la varianza total recogida en el modelo. Cuanto menor resulte el CCI, menor es la similitud entre viviendas del mismo barrio (y se propicia el estudio de otras variables que puedan explicar la varianza residual; las variables a emplear en este punto serán variables de nivel 1, puesto que describen características intrínsecas de cada vivienda y pueden describir el origen de esa variabilidad intraclase).

A partir de estos modelos, se estudia el impacto de las variables de nivel 1 en aquellos modelos donde el CCI ha dado resultados más bajos, generando otros 6 modelos derivados (ACEA = ANCOVA con factor de efectos aleatorios): tres modelos para cada variable de nivel 2 cribada, según si se escoge como covariable el número de habitaciones, la orientación de la vivienda o la distancia al metro.

3. Resultados

La distribución de las viviendas por barrios es bastante homogénea a pesar de la desviación típica observada, con la excepción de cuatro barrios de la ciudad de los que se disponen de menos de 10 casos en la muestra (La Marina del Prat Vermell;

Vallvidrera, el Tibidabo i les Planes; La Vall d'Hebron, y Baró de Viver). Los estadísticos descriptivos se adjuntan al final del artículo en un anexo para comprobar la distribución de la muestra.

A nivel descriptivo (Tabla 1), la muestra nos da un precio medio para la vivienda en venta en Barcelona de 521 331€ con una desviación típica de unos 480 000€ entre los barrios, evidenciando una aparente relación entre precio y barrio. Se pone de manifiesto una segregación de rentas altas y rentas bajas en distintos sectores de la ciudad.

Tabla 1. Resumen de estadísticos descriptivos para la variable dependiente *price* en cada barrio (DT = desviación típica; CV = coeficiente de variación)

Barrios	Recuento	Media	DT	CV
73	10145	521331	480513	92,2%

Los resultados del modelo AEA (Tabla 2) permiten rechazar la hipótesis de que el factor "barrio" tiene efecto nulo (Sig. < 0.000). En base a los resultados de la estimación, podemos decir que el factor "barrio" representa el 36% de la variabilidad total del precio. Este resultado es congruente con la desviación típica observada en los estadísticos descriptivos de la muestra empleada: en muchos de los barrios de la ciudad es posible encontrar viviendas cuyo precio oscila mucho respecto al precio medio de la zona, tanto el mínimo como el máximo.

Tabla 2. Resumen del modelo AEA. Estimaciones de efectos fijos (variable dependiente: *price*)

Parámetro	Estimación	Error típico	gl	t	Sig.	Intervalo de confianza 95%	
						Límite inferior	Límite superior
Intersección	4,063055E5	3,429480E4	67,436	11,847	,000	3,378610E5	4,747501E5

Los modelos RMR introducen las variables de nivel 2 en la estimación. En base a estos modelos, y para cada una de las estimaciones de efectos fijos que representan (Tabla 3 y 3b), se observa que el precio medio de la vivienda:

- disminuye en 8953€ por cada escuela pública adicional en el barrio;
- aumenta en 14 955€ por cada escuela privada adicional;
- aumenta en 6374€ por cada punto adicional en el índice de renta del barrio;

—disminuye en 79 638€ por cada punto porcentual adicional en tasa de desempleo del barrio;

—aumenta en 6499€ por cada punto porcentual adicional de superficie comercial en el barrio destinado a *amenities*;

—y disminuye en 8186€ por cada punto porcentual adicional de superficie comercial en el barrio destinado a actividad industrial.

Tabla 3. Efectos fijos de los modelos RMR

Modelo	Parámetro	Estimación	Error típico	gl	t	Sig.
AEA	intersección	406 306	34 295	67,436	11,847	,000
RMR						
				cPubSchools		
	intersección	446 692	31 625,1	65,516	14,125	,000
	cPubSchools	-8953,0	2052,6	64,361	-4,362	,000
				cPrivSchools		
	intersección	444 347	33 262,2	65,688	13,359	,000
	cPrivSchools	14 955	4221,1	65,188	3,543	,001
				cIncomeIndex		
	intersección	495 025	11 103,8	63,381	44,582	,000
	cIncomeIndex	6374,0	253,2	64,538	25,170	,000
				cUnemployment		
	intersección	450 877	26 796,1	63,647	16,286	,000
	cUnemployment	-79 638	11 418,1	74,013	-6,975	,000
				cAreaAmenities		
	intersección	427 357	36 741,3	67,152	11,632	,000
	cAreaAmenities	6499,0	4335,9	71,112	1,499	,138
				cAreaIndustry		
	intersección	430 270	32 673,5	65,516	13,169	,000
	cAreaIndustry	-8186,0	2393	76,137	-3,421	,001

En ninguno de los modelos se aprecia una variación significativa en los valores de los residuos (en todos es inferior al 1%), luego la variabilidad asociada a las viviendas individuales no se ve afectada por la introducción de covariables del nivel 2 (barrio).

En el caso de la variabilidad asociada al barrio, sin embargo, el impacto de las covariables es en algunos casos absoluto: al introducir en el modelo las variables cIncomeIndex o cUnemployment, el CCI desciende del 36% al 4% y 24% respectivamente. En el caso de estos modelos, se concluye que las diferencias en el

precio medio de la vivienda para cada barrio son atribuibles en un 92% al índice de renta del barrio y en un 43% a su tasa de desempleo.

Tabla 3b. Parámetros de la covarianza (RMR) para cada modelo según la variable de nivel 2 (var nivel 2) escogida

Modelo	Parámetro		Estimación	Error tip.	Wald Z	Sig.	CCI	CV
RMR	cPubSchools						0,30	22,6
var nivel 2	residuos		136403359198,9	1921392283,7	70,992	,000		
cPubSchools	barrio	varianza	58677390231,6	10657578060,9	5,506	,000		
	cPrivSchools						0,32	15,9
var nivel 2	residuos		136403201947,8	1921388123,7	70,992	,000		
cPrivSchools	barrio	varianza	63760651430,9	11541256723,3	5,525	,000		
	cIncomeIndex						0,04	92,2
var nivel 2	residuos		136368954952,7	1920231518,6	71,017	,000		
cIncomeIndex	barrio	varianza	5950192237,9	1269664754,7	4,686	,000		
	cUnemployment						0,24	43,4
var nivel 2	residuos		136401353928,9	1921519676,4	70,986	,000		
cUnemployment	barrio	varianza	42945959750,4	7999695311,5	5,368	,000		
	cAreaAmenities						0,35	1,9
var nivel 2	residuos		136397823720,9	1921303043,0	70,992	,000		
cAreaAmenities	barrio	varianza	74341985679,8	13365509068,7	5,562	,000		
	cAreaIndustry						0,32	13,6
var nivel 2	residuos		136388232637,4	1921230669,2	70,990	,000		
cAreaIndustry	barrio	varianza	65468652432,4	11876859656,8	5,512	,000		

Por último, los modelos ACEA (Tabla 4 y 4b) amplían los resultados del paso previo incorporando las variables internas crooms, exterior y cSubwayDistance. En términos de efectos fijos, las variables internas corrigen la estimación siempre en positivo. En términos de los parámetros de covarianza, las variables de nivel 1 empleadas apenas corrigen la varianza obtenida previamente. Al añadir las variables crooms y cSubwayDistance a la variable cIncomeIndex, la varianza sube un 8 y un 1,7% respectivamente; el resto de combinaciones reducen la varianza menos de un 1%.

El efecto de añadir una variable del nivel 1 al modelo multinivel se aprecia mejor, sin embargo, en el modelo que estudia la variable de nivel 2 cUnemployment acompañada de la variable de nivel 1 crooms. Dicho de otro modo: al combinar la tasa de desempleo de un barrio con el número de habitaciones de cada vivienda, la variabilidad del precio medio entre barrios se ha corregido en un 15,7%. Asimismo, la variabilidad del precio dentro del barrio (el residuo del modelo nulo) se ha corregido un 12,6% al incorporar al

modelo crooms respecto al modelo nulo. En contraste con el resto de modelos, esta variabilidad también se ha corregido en un 12,6% en el modelo con la combinación cIncomeIndex + crooms. En los otros cuatro modelos, se corrige menos de un 1% (Tabla 4b, columna "CORR").

Tabla 4. Modelos ACEA, efectos fijos (variables de nivel 1 en la primera columna, de nivel 2 en la segunda)

Modelo	Parámetro	Estimación	Error típico	gl	t	Sig.
ACEA						
crooms	cIncomeIndex					
	Intersección	486 538	11 349,9	64,692	42,867	,000
	cIncomeIndex	5733,8	259,1	66,093	22,127	,000
	crooms	95 537,9	2508,2	10140,152	38,091	,000
	cUnemployment					
	Intersección	447 161	24 629,3	64,054	18,156	,000
	cUnemployment	-72265,6	10 509,5	74,398	-6,876	,000
	crooms	96 144,2	2512,8	10 103,212	38,261	,000
	exterior	cIncomeIndex				
Intersección		484 373	13 155,4	124,516	36,819	,000
cIncomeIndex		6373,1	253,1	64,615	25,181	,000
exterior		13 466,8	8927,5	10 125,470	1,508	,131
cUnemployment						
Intersección		440 263	27 685,6	72,813	15,902	,000
cUnemployment		-79726,1	11 408,1	74,023	-6,989	,000
exterior		13 455,1	8940,1	10088,807	1,505	,132
cSubwayDistance		cIncomeIndex				
	Intersección	493 921	11 190,5	63,087	44,137	,000
	cIncomeIndex	6350,9	255,2	64,232	24,891	,000
	cSubwayDistance	82 903,9	37 141,7	9580,691	2,232	,026
	cUnemployment					
	Intersección	449 302	26 767,7	63,450	16,785	,000
	cUnemployment	-79302	11 404,6	73,742	-6,954	,000
	cSubwayDistance	96 026,3	37 616,8	10 134,538	2,553	,011

4. Discusión

La obtención de los modelos multinivel desglosados en el punto anterior ha servido para estudiar la influencia de distintas variables en el precio medio de la muestra de viviendas empleada. En términos generales, el modelo nulo ha corroborado que existen variaciones en el precio medio de los distintos barrios de la ciudad. Posteriormente, se ha demostrado que dicha variabilidad puede atribuirse, al menos en parte, a variables

descriptoras de los barrios y, en último lugar, a variables descriptoras de cada vivienda particular.

Tabla 4b. Parámetros de covarianza (ACEA)

Modelo	Parámetro	Estimación	Error tip.	Wald Z	Sig.	CORR
ACEA						
rooms	cIncomeIndex					-7,93943
	Residuos	119198822801,3	1678541366,9	71,013	,000	12,6094
	Intersección [sujeto=neighborhood]	varianza 6422603681,9	1320648489,3	4,863	,000	
	cUnemployment					15,6685
	Residuos	119234363095,9	1679725418,2	70,984	,000	12,5833
	Intersección [sujeto=neighborhood]	varianza 36216986935,1	6732341321,9	5,380	,000	
exterior	cIncomeIndex					0,13106
	Residuos	136352605563,6	1920089139,0	71,014	,000	0,03306
	Intersección [sujeto=neighborhood]	varianza 5942393794,1	1267472157,4	4,688	,000	
	cUnemployment					0,19966
	Residuos	136385895165,9	1921395358,4	70,983	,000	0,00865
	Intersección [sujeto=neighborhood]	varianza 42860213047,7	7983335998,7	5,369	,000	
cSubwayDistance	cIncomeIndex					-1,6837
	Residuos	136304037597,9	1919452292,4	71,012	,000	0,06867
	Intersección [sujeto=neighborhood]	varianza 6050375607,2	1292195050,1	4,682	,000	
	cUnemployment					0,27689
	Residuos	136329054631,5	1920616964,2	70,982	,000	0,05033
	Intersección [sujeto=neighborhood]	varianza 42827048237,5	7992704320,7	5,358	,000	

Se pone énfasis en los resultados de los modelos que atañen a la covarianza del factor barrio y las variables de nivel 2 porque la utilidad de los multinivel radica precisamente en este rasgo: estudiando la covarianza de los datos se puede solventar la dependencia entre casos observada en la muestra, la cual plantearía un problema fundamental en otros modelos regresivos más simples, como los puramente lineales. Es por esto que el uso de modelos multinivel en estudios del mercado inmobiliario resulta más adecuado que otras técnicas analíticas previas, como los modelos hedónicos, que incurren en problemas con la multicolinealidad.

Los modelos obtenidos, por otra parte, no han respondido en su totalidad como se plantearon inicialmente. La hipótesis de partida era que la variabilidad del precio medio de los barrios se podría corregir paulatinamente conforme se fuesen identificando variables a las que poder atribuir parte de esa varianza: en el modelo nulo se obtendría

la varianza más alta atribuible al factor barrio y, en modelos más complejos realizados a continuación, cada variable añadida corregirá un porcentaje mayor.

Esto solo ha ocurrido así en el caso de la influencia de la tasa de desempleo de los barrios al corregirla con el número de habitaciones de las viviendas: la varianza de la intersección (barrio) disminuyó un 43% al corregirla con el desempleo, y luego un 15.7% adicional al corregirla con el número de habitaciones. Podemos decir, pues, que ambas variables tienen una influencia significativa en el precio de la vivienda y pueden explicar un porcentaje considerable de la variabilidad de precio dentro de los barrios.

En el caso de los otros modelos, sin embargo, el efecto obtenido es menos evidente. El motivo puede ser que las distintas combinaciones potenciales de variables expliquen sectores distintos de la variabilidad que, entre modelos distintos, pueden solaparse. La variación de los parámetros de covarianza en los cuatro modelos con menor corrección es muy baja, pero equiparable entre todos ellos: las distintas combinaciones de desempleo/índice de renta con orientación/distancia al metro explican porcentajes equivalentes de la varianza del modelo y no son suficientes para atribuir un impacto cuantificable y diferenciado a cada una de ellas.

A raíz de los resultados obtenidos, se abre como futura línea de trabajo una profundización en modelos multinivel más complejos, tanto en estructura como en densidad, para poder comprender mejor las interacciones de las variables estudiadas.

Por un lado es posible elaborar modelos RMR y ACEA alternativos con mayor número de variables en cada una de las iteraciones, para comprobar si la simultaneidad de variables sí corrige en mayor grado la variabilidad dentro del barrio.

Por otra parte existen modelos multinivel más complejos (RCA = análisis de regresión de coeficientes aleatorios, RMPR = análisis de regresión de medias y pendientes como resultados), que hacen el planteamiento del modelo jerárquico más complejos y estudian el efecto de las variables de forma más pormenorizada. Los modelos RCA toman las regresiones lineales de los modelos estudiados en este artículo y transforman las intersecciones y pendientes de las regresiones de cada barrio para que puedan variar de forma aleatoria (cuando antes estas eran nulas o se les suponía un valor fijo). Los modelos RMPR, por su parte, permiten estudiar la variación detectada en los modelos RCA pero atribuyéndola a variables de ambos niveles.

5. Bibliografía

- Boyle, M. & Kiel, K.A. (2001): "A Survey of House Price Hedonic Studies of the Impact of Environmental Externalities." *Journal of Real Estate Literature* vol. 9, n° 2.
- Choi, Y., Seo, M., & Oh, S. (2019). The Correlates between Walkable Environments and Housing Price using Multi-level Model. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 23(3), 4516–4524. doi:10.1007/s12205-019-1894-0
- Goldstein, H. (2003). *Multilevel statistical models* (3^a ed.). *New York: Halstead Press*.
- Hou, Y. (2016). Traffic congestion, accessibility to employment, and housing prices: A study of single-family housing market in Los Angeles County. *Urban Studies*, 54(15), 3423-3445. doi:10.1177/0042098016675093
- Jones, K. (1991). Especificating and estimating multilevel models for geographical research. *Transactions of the Institute of British Geographers*, 16(2), 148-159. doi:<https://www.jstor.org/stable/622610?origin=crossref>
- Jones, K., & Bullen, N. (1994). Contextual Models of Urban House Prices: A Comparison of Fixed- and Random-Coefficient Models Developed by Expansion. *Economic Geography*, 70, 252-272. doi:10.2307/143993
- Kyung-Ku, C. (s.f.). A Study of the Influences of Urban Infrastructure on Housing Prices : A Hierarchical Linear Model. *Journal of Korea Planning Association*, 47(4), 193-204. doi:<https://www.webofscience.com/wos/alldb/full-record/KJD:ART001691693>
- Liu, T., Hu, W., Song, Y., & Zhang, A. (2020). Exploring spillover effects of ecological lands: A spatial multilevel hedonic price model of the housing market in Wuhan, China. *Ecological Economics*, 170. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2019.106568>
- Longford, N.T. (1993). *Random coefficient models*. *New York: Oxford University Press*.
- Pan, Q., Pan, H., & Zhang, M. (2014). Effects of rail transit on residential property values : Comparison study on the rail transit lines in Houston, Texas, and Shanghai, China. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2453(1), 118-127. doi:<https://doi.org/10.3141%2F2453-15>

- Raudenbush, S.W., Bryk, A.S., Cheong, Y.F., y Congdon, R. (2000). HLM 5: Hierarchical linear and nonlinear modelling. Lincolnwood, IL: *Scientific Software International*.
- Rosen, S. (1974): "Hedonic Prices and Implicit Markets: Product Differentiation in Pure Competition.", *Journal of Political Economy* vol. 82, n° 1, pp. 34-55.
- Tian, G., Wei, Y., & Li, H. (2017). Effects of accessibility and environmental health risk on housing prices: a case of Salt Lake County, Utah. *Applied Geography*, 89, 12-21. doi:10.1016/j.apgeog.2017.09.010
- Tyrväinen, L. (1997): "The Amenity of the Urban Forest: An Application of the Hedonic Pricing Method." *Landscape and Urban Planning*, vol. 37, n°3-4, pp. 211-222.