

PRECIOS HEDÓNICOS DE VENTA DE TERRENOS EN PORTALES INMOBILIARIOS DE LA CIUDAD DE MÉRIDA, MÉXICO

Miguel Ángel Monroy Cruz^a

Fecha de recepción: 4 de abril de 2025. Fecha de aceptación: 24 de noviembre de 2025.

<https://doi.org/10.22201/iiec.20078951e.2026.224.70391>

Resumen. El presente estudio analiza la formación de precios de terrenos sin construcción ofertados en internet en la ciudad de Mérida, utilizando datos de portales inmobiliarios de 2021 a 2022 y fuentes públicas. Se estima un modelo espacial de error de Durbin para capturar la dependencia espacial en precios y características del entorno. Los resultados indican que la superficie y la evolución temporal influyen de manera consistente en el valor del suelo. La distancia a los centros económicos tiene efectos acotados, mientras que variables del entorno cercano, como la escolaridad y los servicios de los lotes vecinos, muestran asociaciones positivas. El estudio muestra la necesidad de incorporar factores espaciales y datos contextuales para comprender el mercado de suelo.

Palabras clave: precios hedónicos; oferta de terrenos; *web scraping*; econometría espacial; Mérida.

Clasificación JEL: C51; C81; O18; R14; R32.

HEDONIC PRICES FOR LAND SALES ON REAL ESTATE WEBSITES IN THE CITY OF MÉRIDA, MEXICO

Abstract. This study analyzes the setting of prices of undeveloped land offered for sale online in Mérida, using data from real estate websites from 2021 to 2022 and public sources. A Durbin Spatial Error Model is estimated to capture spatial dependence on prices and environmental characteristics. The results show that surface area and temporal evolution consistently affect land value. Distance from economic centers has a limited effect, while variables in the immediate environment, such as schools and services in neighboring lots, show a positive association. This study demonstrates the need to incorporate spatial factors and contextual data in order to understand the land market.

Key words: hedonic prices; land supply; web scraping; spatial econometrics; Mérida.

^a Centro de Investigación e Innovación en Tecnologías de la Información y Comunicación (INFOTEC), México. Correo electrónico: monroy_miguel@ciencias.unam.mx

1. INTRODUCCIÓN

Entre 2012 y 2022 la oferta de vivienda social en México se redujo en 54.1%. Esta disminución se profundizó en segmentos específicos: la vivienda económica cayó 94.6% y la vivienda popular 73.5%, de acuerdo con datos del Registro Único de Vivienda (RUV) (2024). Una de las causas principales de esta contracción es la limitada disponibilidad de terrenos en zonas que cuentan con servicios públicos y equipamiento urbano necesarios para la población. La Dirección Sectorial Empresarial (2024) identifica que la oferta de terrenos se ha desplazado hacia áreas periféricas o semiurbanas donde el acceso a servicios básicos es escaso y donde también se concentran menores oportunidades laborales formales. Bajo este contexto, analizar los factores que determinan los precios del suelo adquiere relevancia para comprender los desafíos estructurales del mercado inmobiliario en México y su vinculación con la disponibilidad de vivienda accesible.

El costo del terreno constituye un componente importante del precio final de la vivienda: en una vivienda residencial representa 13.4% del costo total, mientras que en una vivienda social asciende a 40.1%, según estimaciones basadas en precios publicados en portales inmobiliarios y datos de financiamiento proporcionados por la Comisión Nacional de Vivienda (CONAVI) (2024). A pesar de su importancia, el mercado de terrenos en México ha sido poco estudiado debido a la escasez de datos públicos y este factor limita la posibilidad de diseñar políticas públicas adecuadas para enfrentar el déficit de vivienda y atender las necesidades de los grupos de menores ingresos.

El presente estudio contribuye a cubrir esta brecha mediante el uso de técnicas modernas de recopilación y análisis de datos. Así, se construyó una base de información a partir de datos obtenidos mediante *web scraping* de portales inmobiliarios, complementados con fuentes públicas sobre condiciones físicas y sociales del entorno. La base inicial reunió 33 375 registros correspondientes al estado de Yucatán, de los cuales 22 820 se ubicaban en la ciudad de Mérida (CDM). Después de aplicar criterios de depuración orientados a eliminar valores atípicos, errores de captura y duplicados, se obtuvo una muestra final de 17 274 observaciones que permiten realizar análisis estadísticos consistentes. Estudios previos en la región han trabajado con muestras menores, como las 228 observaciones empleadas por Sandoval Escalante y Becerril García (2025).

Además de utilizar regresiones hedónicas tradicionales, el estudio incorpora un componente espacial con el fin de corregir la autocorrelación presente en los datos e identificar relaciones entre precios y características del entorno. Este enfoque es pertinente para Yucatán, donde el mercado de terrenos está

fragmentado por diferencias geográficas, de accesibilidad y de estructura urbana entre municipios. Los resultados muestran que los precios dependen de atributos físicos del terreno, pero también de las características del vecindario o de los vecindarios aledaños.

El análisis del mercado de terrenos sin construcción permite comprender los retos de urbanización que enfrenta Yucatán. Entre 2000 y 2022 el estado registró una tasa de crecimiento poblacional anual de 1.6%, frente a 1.2% a nivel nacional. La migración reciente acentúa este dinamismo demográfico. Entre 2015 y 2020, por ejemplo, llegaron al estado 100.2 mil personas, cifra que duplicó el número registrado entre 2010 y 2015. Para 2020, el 4.3% de la población total del estado era migrante, según datos del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) (2021). Este incremento de población eleva la presión sobre el mercado de terrenos y sobre la disponibilidad de suelo apto para urbanización.

El estudio de los terrenos en Yucatán es relevante porque el crecimiento demográfico, tanto local como producto de la llegada de población migrante, junto con la expansión urbana reciente, ha intensificado la demanda de suelo, elevando precios y presionando la disponibilidad de espacios adecuados para vivienda.

Mérida, situada en el sureste de México y consolidada como un polo turístico y cultural de importancia nacional, enfrenta una dinámica territorial marcada por patrones diferenciados de urbanización. Estas condiciones generan preguntas sobre cómo se forman los precios del suelo, con el fin de orientar políticas de desarrollo urbano y acceso a vivienda.

Para este estudio, el artículo se organizó en seis secciones posteriores a esta introducción. En la segunda sección, se presenta la revisión de literatura relacionada con precios hedónicos desde una perspectiva teórica y empírica. En la tercera sección se describen los datos utilizados y el proceso de construcción y depuración de la base. Posteriormente, en la cuarta sección, se expone la estadística descriptiva y los patrones iniciales del mercado. En la quinta sección, se detalla la metodología econométrica, enseguida se discuten los resultados y sus implicaciones. El texto cierra con las conclusiones y algunas líneas de investigación futura.

2. REVISIÓN DE LA LITERATURA

La revisión de literatura se centra en el enfoque hedónico aplicado al estudio de los mercados inmobiliarios, destacando la necesidad de considerar tanto los atributos intrínsecos del terreno como las características del entorno. Palmquist (1984) señala que los atributos sociodemográficos de la población residente, como nivel educativo, ingresos y estructura del hogar, influyen en la demanda por ciertos atributos espaciales. Estas variables condicionan las preferencias de localización y afectan el ordenamiento espacial de los precios. Desde esta perspectiva, la función de precios hedónicos no refleja únicamente las características físicas del bien, sino también las dinámicas sociales y económicas que estructuran los territorios urbanos. Esta evidencia permite justificar el uso de modelos que incorporen heterogeneidad espacial y segmentación del mercado, especialmente en regiones con expansión urbana reciente, como la CDM.

El fundamento teórico del enfoque hedónico deriva del trabajo de Rosen (1974), quien plantea que el precio de un bien heterogéneo, como la vivienda o el terreno, resulta de la valoración conjunta de sus atributos. Entre estos atributos se incluyen la superficie, la ubicación, la accesibilidad, la disponibilidad de servicios y las condiciones del entorno. Cada uno contribuye de manera diferenciada al precio total. Bajo este enfoque, se asume que los consumidores eligen la combinación de atributos que maximiza su bienestar sujeto a restricciones presupuestarias, lo cual determina simultáneamente la disposición a pagar y la estructura de precios en el mercado.

La literatura teórica y empírica revisada en esta sección sustenta la importancia de integrar variables físicas, sociales y espaciales en los modelos hedónicos y analiza las metodologías más adecuadas para capturar la complejidad del valor del suelo urbano. Estas aportaciones constituyen la base conceptual del análisis desarrollado en el estudio, en donde P_i representa la función de precios del bien, determinada por el conjunto de sus atributos:

$$P_i = f(z_1, \dots, z_k)$$

El consumidor elige la vivienda que le brinda mayor utilidad, representada como:

$$u(x, \varepsilon, z)$$

donde x son características observables del consumidor, ε refleja preferencias no observadas y z son los atributos del bien.

El equilibrio del mercado se alcanza cuando la valoración marginal del consumidor por cada atributo es igual al incremento del precio asociado a ese atributo:

$$\frac{\partial p(z)}{\partial z} = \frac{\partial u(x, \varepsilon, z)}{\partial z}$$

De esta forma se puede medir cuánto valoran los consumidores cada atributo. Las pendientes de la función de precios muestran la utilidad marginal asociada a cada característica: cuánto aumenta el precio por un cambio unitario en cada atributo.

La literatura sobre precios hedónicos reconoce que la identificación de los precios implícitos de los atributos requiere supuestos adicionales. Heckman *et al.* (2010) muestran que, dentro de un único mercado urbano homogéneo, esta identificación es limitada porque la variación exógena en atributos suele ser insuficiente. Los autores señalan que la función hedónica no es necesariamente lineal ni continua, pues los procesos de elección residencial generan discontinuidades derivadas de la heterogeneidad de preferencias, la segmentación del mercado y las restricciones presupuestarias.

La no linealidad se relaciona con el proceso de ordenamiento espacial en donde los hogares difieren en ingresos, preferencias y composición sociodemográfica, y se distribuyen en barrios con amenidades heterogéneas, generando submercados segmentados. Este proceso de autoselección produce curvaturas o tramos diferenciados en la función de precios, como documentan Nesheim (2004) y Day *et al.* (2004). De acuerdo a estos autores, la composición socioeconómica, la calidad escolar, la distribución por edad y la heterogeneidad étnica influyen en la forma de la función de precios. De manera complementaria, Goodman y Thibodeau (1998) proponen que los mercados urbanos están estructurados en submercados donde los hogares se agrupan según ingresos, raza y preferencias por servicios, lo que evidencia patrones.

En este contexto, la incorporación de variables que capturen atributos del bien y de su entorno permite mejorar la identificación de los parámetros hedónicos. La consideración explícita del entorno inmediato, incluyendo amenidades, servicios, composición social y calidad educativa, contribuye a reflejar la estructura segmentada del mercado y a evitar estimaciones sesgadas derivadas de la omisión de atributos relevantes.

A nivel internacional, se han incorporado componentes espaciales en los modelos hedónicos. Glaesener y Caruso (2015) y Munshi (2020) demuestran

que la accesibilidad, el equipamiento urbano y las características vecinales influyen de forma significativa en los precios del suelo y la vivienda. Técnicas como la regresión geográficamente ponderada, utilizada por Soler y Gemar (2018) y Wang *et al.* (2022), permiten capturar heterogeneidad espacial mediante funciones que varían según la localización. Glumac *et al.* (2019) aplican el Modelo Espacial de Error de Durbin (Spatial Durbin Error Model, SDEM, por sus siglas en inglés) para estimar un índice de precios de terrenos en Bélgica, destacando la importancia de considerar autocorrelación espacial y efectos indirectos. Estos autores clasifican las variables hedónicas en ocho grupos: 1) accesibilidad, 2) proximidad, 3) atributos físicos, 4) ambientales, 5) legales, 6) sociales, 7) socioeconómicos y 8) económicos. Esta clasificación, retomada en este estudio, facilita la inclusión sistemática de atributos del bien y del entorno.

En el ámbito de los modelos paramétricos espaciales, Elhorst (2010) sintetiza los avances en modelos diseñados para datos con dependencia espacial, como el propio SDEM, que captura efectos directos e indirectos entre observaciones geográficamente cercanas. Este enfoque resulta especialmente adecuado para mercados inmobiliarios, donde los precios de las propiedades suelen estar influenciados por el valor de predios vecinos y por la estructura del entorno inmediato.

En el caso de México, la evidencia empírica es limitada debido a restricciones de datos, y se concentra principalmente en la Ciudad de México. Sobrino (2014) identifica submercados definidos por características sociodemográficas en la Zona Metropolitana. Atuesta *et al.* (2018) encuentran que la informalidad laboral, el nivel educativo y la distancia a centros de empleo influyen en los precios de la vivienda. Por su parte, Martínez-Jiménez *et al.* (2022) muestran que, en mercados informales periféricos, las características vecinales y la accesibilidad tienen mayor peso que la cercanía a áreas verdes o protegidas. La expansión del uso de técnicas de *web scraping* ha permitido construir bases de datos amplias y actualizadas, lo que ha impulsado estudios más recientes. Instituciones como el Fondo Monetario Internacional (FMI) (2022) y Savio *et al.* (2018) reconocen el potencial de estas metodologías para generar indicadores inmobiliarios oportunos y de bajo costo.

En el caso de la CDM, Aguilar *et al.* (2025) documentan un patrón de expansión difusa con variaciones en amenidades y precios del suelo. La evidencia muestra una diferenciación interna: el sur y los municipios conurbados como Kanasín, Umán y Caucel ofrecen vivienda económica y popular, mientras que el norte y Conkal concentran desarrollos medios y residenciales (Pérez Medina, 2024). Esta heterogeneidad espacial implica que la función de precios no

puede asumirse uniforme, ya que los atributos contextuales no se distribuyen aleatoriamente. Surge así la necesidad de incorporar estructuras de dependencia espacial en los modelos hedónicos. Por tanto, este estudio propone un modelo hedónico con componente espacial para capturar la heterogeneidad espacial y la segmentación del mercado de terrenos en la CDM, aprovechando datos digitales y técnicas estadísticas robustas.

Variables utilizadas en la literatura para analizar precios inmobiliarios

La selección de variables para explicar el precio del suelo en la CDM se fundamentó en la literatura sobre precios hedónicos, identificando atributos físicos, sociales y espaciales relevantes en estudios previos. Möller (2009) y Atuesta *et al.* (2018) señalan, por ejemplo, que los precios inmobiliarios están estrechamente vinculados al mercado laboral, ya que la disposición a pagar por una propiedad depende de las oportunidades económicas de la región. En particular, estos últimos autores destacan que la informalidad laboral, el nivel educativo y la distancia a los centros de empleo influyen en los precios de la vivienda, lo que justifica la inclusión de variables asociadas al entorno socioeconómico y a la accesibilidad laboral.

En relación con la accesibilidad y los servicios, Glaesener y Caruso (2015) y Munshi (2020) encuentran que la proximidad a equipamientos y puntos de interés incrementa el valor de las propiedades al aumentar la competencia por localizaciones bien conectadas. Roback (1982) ofrece un fundamento adicional al mostrar que las amenidades urbanas, particularmente aquellas asociadas a la densidad poblacional, generan efectos positivos sobre los precios del suelo, estimando aumentos de hasta us\$6.30 por cada 100 personas adicionales por metro cuadrado (m²).

Treg (2010) y Glumac *et al.* (2019) incluyen indicadores como la proporción de población mayor de 65 años y la tasa de desempleo para reflejar el estatus socioeconómico local. Asimismo, Glumac *et al.* (2019) integran variables legales relacionadas con el uso de suelo, cuya disponibilidad es limitada en México. En respuesta, este estudio utiliza una aproximación basada en la clasificación de los terrenos como ejidales, comunales, asentamientos humanos, zona agrícola u otras categorías. Esta clasificación, respaldada por Bojórquez-Luque (2011), funciona como un *proxy* para identificar zonas en proceso de urbanización.

***Web scraping* y su aplicación en el análisis de precios inmobiliarios**

El uso de técnicas de *web scraping* para analizar precios inmobiliarios ha sido respaldado por organismos internacionales debido a sus ventajas frente a los métodos tradicionales de recolección de datos. El FMI (2022) reconoce que esta metodología permite obtener información con mayor oportunidad, frecuencia y a un costo operativo reducido. La Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL) ha aplicado estas técnicas en ejercicios para Brasil, Ecuador y Perú, destacando su utilidad para generar indicadores actualizados. Sin embargo, también identifica limitaciones, como la ausencia de un marco muestral formal y el hecho de que los precios publicados pueden diferir del precio efectivamente transado.

En el ámbito académico, el uso de *web scraping* se ha consolidado como una herramienta para estudiar la dinámica de los mercados inmobiliarios. Bricongne *et al.* (2021) desarrollan un índice de precios para Reino Unido a partir de descargas diarias de portales inmobiliarios. Aunque este enfoque permite identificar tendencias amplias, no considera características individuales de las propiedades ni atributos del entorno urbano. En México, iniciativas como el Indicador Banorte de Precios de Vivienda (Banorte, 2025) han aprovechado esta metodología para analizar la evolución del precio de la vivienda en ciudades del país, basándose en información proveniente de los principales portales inmobiliarios.

De manera complementaria, estudios como el de de Souza *et al.* (2021) combinan datos obtenidos mediante *web scraping* con herramientas de análisis espacial. En el caso de El Salvador y Brasil, los autores emplean índices de autocorrelación espacial para identificar patrones geográficos en la distribución de precios, mostrando que las variaciones locales están fuertemente asociadas con características del entorno inmediato.

Finalmente, Pegueroles *et al.* (2021) aplican un enfoque hedónico para construir un índice de precios en la Zona Metropolitana de Chile. Su estrategia permite descomponer el precio de las propiedades en función de atributos estructurales, tales como tamaño y antigüedad, así como atributos contextuales relacionados con accesibilidad y disponibilidad de servicios. Este tipo de estudios confirman el potencial del *web scraping* para generar bases de datos amplias y actualizadas que fortalezcan el análisis econométrico del mercado inmobiliario.

3. DATOS

Metodología de recolección y calidad de los datos

Para garantizar la calidad, estabilidad y consistencia de los datos utilizados en el análisis del mercado de suelo en la CDM, se siguieron las recomendaciones del manual de *web scraping* de Belchev (2020) y los lineamientos metodológicos propuestos en estudios como Boeing y Waddell (2017). Estas directrices establecen criterios para asegurar que la información obtenida de plataformas digitales sea confiable y adecuada para análisis estadísticos y econométricos.

El proceso de recopilación priorizó fuentes estables y con contenido proveniente de publicadores originales, evitando sitios con alta rotación o duplicación frecuente de anuncios. Se utilizaron principalmente páginas inmobiliarias con trayectoria y permanencia en línea. Asimismo, se descargaron variables relevantes para la caracterización integral de los terrenos, como precio total, superficie, ubicación geográfica, descripción del predio y fecha de publicación. Otro criterio fue asegurar un volumen elevado de observaciones por periodo, con el fin de permitir análisis robustos y representativos para cada región.

La base de datos final incluye 33 375 observaciones para el estado de Yucatán, de las cuales 22 820 pertenecen a la CDM. A nivel municipal, Mérida concentra el 62.4% de las observaciones, seguida por Progreso (20.27%) y Conkal (14.84%). Estos municipios reúnen 97.5% de los registros dentro de la CDM. En contraste, Umán, Kanasín, Tixpéual y Ucú presentan participación marginal, con valores inferiores a 1.1% cada uno.

Por razones metodológicas, se excluyeron municipios con baja representación. Belchev (2020) argumenta que un volumen suficiente de observaciones es esencial para obtener estimaciones estables, mientras que muestras pequeñas tienden a inflar la varianza y aumentar la sensibilidad a valores atípicos. La decisión de concentrarse en Mérida, Progreso y Conkal garantiza una muestra representativa y estadísticamente sólida.

La depuración de datos se realizó mediante la eliminación de percentiles extremos dentro de cada municipio, siguiendo el enfoque aplicado por Boeing y Waddell (2017). Se excluyó el 1% inferior y superior de la variable precio por m² para reducir efectos de errores de captura, registros no representativos o datos fraudulentos. Este método se prefirió a enfoques basados en observaciones influyentes (Leone *et al.*, 2019), ya que estos suponen independencia entre datos, mientras que en mercados inmobiliarios los precios hedónicos presentan relaciones no lineales y dependencia espacial documentada en trabajos como Nesheim (2004) y Day *et al.* (2004).

Finalmente, las observaciones se agrupan por precio total, superficie, latitud, longitud, cuatrimestre en el que se recabó la información, contabilizando el número de veces que aparece con dichas variables repetidas, en este sentido, el análisis se realizó con un total de 17 274 observaciones.

Centros económicos

De acuerdo con Atuesta *et al.* (2018), una de las variables clave que determina el precio de los inmuebles es la proximidad a los centros económicos de una región. Por esta razón, se decidió identificar los centros económicos en el estado de Yucatán. Para ello, el INEGI (2022) publica el Directorio Estadístico Nacional de Unidades Económicas, en el que se registran las unidades económicas clasificadas por tamaño y ubicación.

La identificación de los centros económicos se llevó a cabo mediante la aplicación de la metodología Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN), un algoritmo de agrupamiento basado en densidad (Shah, 2012). Este ejercicio se centró en analizar la densidad de unidades económicas medianas y grandes, considerando su distribución espacial.

Como resultado de esta metodología, se identificaron dos centros económicos en Yucatán. El más denso se localizó en Mérida, la capital del estado; el segundo en Puerto Progreso, el principal puerto y una de las principales playas de la región.

Servicios básicos

A partir de los datos del INEGI (2022), se seleccionaron los servicios básicos y su ubicación. Incluyen escuelas de nivel básico, media superior y superior, además de hospitales generales y de especialidad. También se consideraron los bancos, incluyendo tanto sucursales como cajeros automáticos.

Amenidades turísticas

Yucatán se ha consolidado como un destino turístico destacado en México, atrayendo tanto a visitantes nacionales como extranjeros. Entre 2017 y 2022, el número total de turistas registró un crecimiento anual promedio de 15.5%, superior al observado a nivel nacional de 11.4% en el mismo periodo (SECTUR, 2025). En este contexto, se calculó la distancia lineal de los terrenos

a la costa.¹ Esto se realizó siguiendo a Sobrino (2014), quien señala que la proximidad a amenidades turísticas tiene un impacto positivo en el valor de los bienes inmuebles.

Características sociodemográficas

Con el objetivo de incluir variables sociodemográficas de la población que habita en los alrededores de los terrenos, se retoman los hallazgos de Glaesener y Caruso (2015), Treg (2010) y Glumac *et al.* (2019), quienes concluyen que las características demográficas y socioeconómicas de una región tienen un impacto significativo en el precio de los inmuebles. Para este trabajo se decidió utilizar los datos publicados por el Instituto Nacional Electoral (INE) (2024) en conjunto con el INEGI, los cuales ofrecen información sociodemográfica a nivel de secciones electorales. Se consideró el uso de esta información debido a su cobertura geográfica estatal, en donde se incluyen datos tanto de zonas rurales como urbanas,² lo que permite un análisis que incluye una mayor cantidad de los datos descargados de internet.

Además, se incorporaron los datos proporcionados por el Registro Agrario Nacional (RAN) (2022), específicamente los archivos parcelarios disponibles, que contienen información sobre la delimitación, uso, y propiedad de tierras ejidales y comunales en México. La inclusión de estos datos tuvo como objetivo identificar a los terrenos que se encuentran ofertados dentro de estas zonas.

4. ESTADÍSTICA DESCRIPTIVA

La tabla 1 presenta las estadísticas descriptivas de las características físicas, sociales y espaciales de los terrenos analizados, así como variables de accesibilidad y situación jurídica. El precio total muestra una dispersión amplia, con un promedio de MXN\$1.5 millones y una desviación estándar de MXN\$1.8 millones, lo que indica variabilidad asociada a diferencias estructurales y de entorno

¹ También se consideró la ubicación de los cenotes, sin embargo, el INEGI enumera una cantidad inferior a la que se puede encontrar en otras fuentes (Google), por lo que decidió no incluirse en el estudio.

² No se consideran los datos del censo a nivel Área Geoestadística Básica (AGEB), dado que sólo se encontró la publicación de las AGEB urbanas, y se perdía información de los terrenos que no se encontraban en las mismas. Esta información se utilizó en la regresión para plasmar la escolaridad de la sección escolar.

entre terrenos. La superficie promedio es de 597.1 m², con una desviación de 494.8 m², lo que evidencia una distribución heterogénea en el tamaño de los predios. El precio por m² también presenta variación significativa: su media alcanza MXN\$2 698.2 y su desviación estándar asciende a MXN\$1 900.4, lo que señala diferencias incluso dentro de zonas geográficas cercanas.

Tabla 1. Estadística descriptiva

<i>Variables intrínsecas</i>			
Características del terreno	Precio total	Millones de pesos corrientes	1.5 (1.8)
	Superficie	Metros cuadrados corrientes	597.1 (494.8)
	Precio por metro cuadrado	Pesos	2 698.2 (1 900.4)
<i>Variables de entorno</i>			
Amenidades urbanas y sociodemográficas	Distancia al centro económico	Kilómetros	11.5 (4.4)
	Número de servicios ^a	Número de servicios	2.7 (8.2)
	Escolaridad	Años estudiados	11.1 (1.8)
	Distancia a costa	Número de terrenos a menos de 3 km	1 555
	Distancia a costa	Número de terrenos a más de 3 km	15 719
Legislación y tipo de terreno ^c	Terrenos ejidales	Privados	9 429
	Terrenos ejidales	Ejidales	7 845
	Tipo de terreno	Zona agrícola	103
		Otras zonas ^b	2 467
	"Asentamientos humanos"	14 704	

Continúa

Tabla 1. Estadística descriptiva (*continuación*)

				<i>Variables de entorno</i>
Características de la descarga ^c	Primer cuatrimestre	En el cuatrimestre	8 841	
		En otro cuatrimestre	8 433	
	Segundo cuatrimestre	En el cuatrimestre	2 877	
		En otro cuatrimestre	14 397	
	Tercer cuatrimestre	En el cuatrimestre	4 613	
		En otro cuatrimestre	12 661	
	Quinto cuatrimestre	En el cuatrimestre	2 429	
		En otro cuatrimestre	14 845	
	Observaciones repetidas	No repetidas	14 471	
		Repetidas	2 803	

Notas: ^a se consideran como servicios a las escuelas, hospitales, bancos y cajeros; ^b en otras zonas se integran: zonas boscosas, selváticas, manglares, etc.; ^c se reporta el número de terrenos en cada categoría.

Fuente: elaboración propia con datos de internet, INEGI (2022), RAN (2022), INE (2024) y SECTUR (2025).

Respecto al entorno inmediato, la distancia promedio al centro económico más cercano es de 11.5 km, con variación interna de 4.4 km. El número de servicios disponibles, considerando educación, salud y finanzas presenta una media de 2.7 servicios por terreno, aunque con dispersión elevada (8.2), asociada a terrenos ubicados tanto en zonas urbanizadas como en áreas con infraestructura limitada. La mediana indica que 50% de los terrenos no cuenta con servicios dentro de su sección electoral, lo que sugiere diferencias en accesibilidad básica entre zonas.

En términos sociodemográficos, la escolaridad promedio de la población en el entorno inmediato es de 11.1 años, con desviación de 1.8 años. La distribución espacial respecto a la costa muestra que 1 555 terrenos (9%) se encuentran a menos de 3 km del litoral, mientras que 15 719 (90%) están ubicados a distancias mayores, lo que permite distinguir entre terrenos con posibles usos turísticos o residenciales costeros y aquellos insertos en zonas más interiores.

Desde la perspectiva jurídica, 7 845 terrenos (54.6%) son de origen ejidal y 9 429 (45.4%) son privados. En cuanto al tipo de zona, 14 704 terrenos (46%) se ubican en áreas clasificadas como asentamientos humanos, 2 467

(9.5%) en otras zonas y sólo 103 en zona agrícola. Esta distribución indica un mercado con predominancia de superficies orientadas al desarrollo urbano y periurbano, con participación marginal de terrenos agrícolas.

Los datos se encuentran distribuidos en distintos cuatrimestres del periodo estudiado: 8 841 registros corresponden al primer cuatrimestre, 2 877 al segundo, 4 613 al tercero y 2 429 al quinto. Es posible que un mismo terreno aparezca en más de un cuatrimestre, lo que se explica por registros repetidos. En total, 2 803 observaciones corresponden a terrenos registrados en múltiples momentos, mientras que 14 471 corresponden a terrenos únicos.

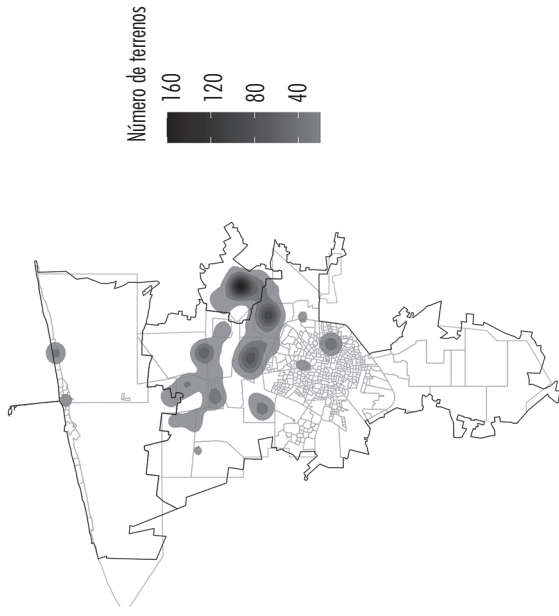
El análisis exploratorio del Anexo 1 permite identificar patrones preliminares en la formación del precio del suelo a partir de relaciones gráficas y comparaciones entre variables. Los diagramas de dispersión entre el precio total y variables continuas como superficie, distancia al centro económico, escolaridad y número de servicios muestran relaciones acompañadas de coeficientes de correlación que ayudan a interpretar su influencia. La superficie presenta una correlación positiva de 0.51, aunque con alta dispersión, lo que indica que existen terrenos pequeños con precios elevados y sugiere la participación de otros atributos no representados en una sola dimensión física. La distancia al centro económico tiene una correlación negativa de 0.13 y, al dividir la muestra según cercanía, los precios promedio permanecen similares. Esto indica que la relación con el precio no es estrictamente lineal. La escolaridad promedio registra una correlación positiva de 0.22, posiblemente asociada con ingresos más altos en zonas con mayor capital humano, mientras que el número de servicios públicos presenta una correlación baja de 0.05.

Las comparaciones con variables categóricas refuerzan el papel del contexto territorial. Los terrenos ubicados en asentamientos humanos presentan los precios promedio más altos, cercanos al millón de pesos, mientras que los terrenos agrícolas y los clasificados como otras muestran valores menores. En cuanto al régimen de propiedad, los terrenos privados tienden a alcanzar precios más elevados que los ejidales, lo cual es consistente con las restricciones legales de estos terrenos.

La accesibilidad territorial también muestra asociaciones con el precio. La distancia a la costa revela efectos limitados, ya que los terrenos ubicados a menos de 3 km del litoral presentan precios promedio similares a los ubicados más lejos. En conjunto, estos hallazgos muestran que el mercado del suelo en la CDM es heterogéneo.

La figura 1 complementa estos resultados mediante dos mapas: el primero muestra la concentración espacial de terrenos ofertados, destacando zonas de alta densidad en la periferia norte y noreste de Mérida, particularmente en

Figura 1. Número y precio total de los terrenos en la CDM



Fuente: elaboración propia con datos de internet y del INE (2024).

municipios como Conkal y en áreas cercanas a Cholul. También se observan núcleos más pequeños de oferta hacia el sur. El segundo mapa presenta la distribución espacial de precios, donde se aprecia que los valores más altos coinciden con estos corredores de expansión urbana. Los precios disminuyen gradualmente conforme aumenta la distancia al núcleo metropolitano o cuando se trata de localidades con menor consolidación urbana.

Ambos mapas muestran que, si bien la concentración de terrenos no es uniforme, existe un patrón espacial donde los precios más elevados tienden a ubicarse en regiones cercanas a la CDM, pero también en corredores de expansión inmobiliaria emergente. Este patrón es consistente con una dinámica de valorización vinculada no sólo a la cercanía al centro histórico, sino a nuevos nodos de crecimiento urbano.

5. METODOLOGÍA

El análisis de datos espaciales requiere técnicas econométricas capaces de capturar la dependencia y autocorrelación presentes en variables que se distribuyen geográficamente. Cuando los precios inmobiliarios, la infraestructura o las características socioeconómicas no se distribuyen de manera aleatoria en el territorio, los supuestos del modelo de Mínimos Cuadrados Ordinarios no son adecuados. En este marco, Elhorst (2010) reúne una variedad de modelos espaciales y describe sus usos y diferencias. Una ventaja relevante de estos modelos es la interpretabilidad de sus parámetros, aspecto esencial para analizar los determinantes del precio del suelo. Este criterio fue central para seleccionar el modelo a emplear en el estudio.

Con el fin de identificar los factores que inciden en el valor del suelo y reconocer posibles *spillovers* espaciales, se seleccionó el SDEM, modelo que corrige la autocorrelación espacial e incorpora efectos espaciales en las variables explicativas, lo que permite una representación más precisa del proceso de formación de precios.

Siguiendo a LeSage (2009), el análisis econométrico espacial debe comenzar con un modelo Mínimos Cuadrados Ordinarios y evaluar los residuos mediante pruebas diagnósticas. El estadístico Moran I es la primera herramienta recomendada y permite determinar si las unidades vecinas presentan valores similares. Un valor significativamente positivo indica la presencia de autocorrelación y evidencia que el modelo básico omite relaciones espaciales relevantes.

Posteriormente, Elhorst (2010) sugiere aplicar las pruebas de multiplicadores de Lagrange y las pruebas de razón de verosimilitud, que permiten confirmar autocorrelación en la variable dependiente o en los errores y comparar modelos anidados para verificar la presencia de procesos espaciales.

Aunque los modelos espaciales resuelven el problema de autocorrelación, se cuestiona con frecuencia la construcción de la matriz de pesos espaciales W , ya que no existe un método único y universal para definirla. La elección depende del fenómeno analizado y es responsabilidad del investigador. La matriz W es una matriz cuadrada de dimensión $n \times n$, donde cada elemento w_{ij} representa la intensidad de interacción espacial entre las unidades i y j :

El enfoque más utilizado para construir W es el de contigüidad binaria:

$$w_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si } i \text{ y } j \text{ comparten frontera} \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

En este estudio se emplea una matriz basada en distancia inversa, ya que permite capturar la influencia espacial de manera continua y decreciente, acorde con la lógica del mercado inmobiliario.

La matriz W permite formalizar la idea de que las características de zonas vecinas influyen en los precios locales. Por ejemplo, si una escuela o un hospital se encuentran en una unidad vecina, permite cuantificar su efecto sobre el precio del terreno de la unidad focal, incluso si dicho servicio no se encuentra dentro de la propia unidad.

El SDEM aborda dos fuentes distintas de dependencia espacial: dependencia en las variables explicativas y dependencia en los errores:

$$y = \alpha + X\beta + WX\theta + u$$

y : vector de la variable dependiente.

X : matriz de variables explicativas.

β : vector de coeficientes de las variables explicativas (efectos directos).

W : matriz de pesos espaciales.

WX : término espacial de las variables explicativas (efectos de las variables de las unidades vecinas).

θ : vector de coeficientes asociados a WX (efectos indirectos).

u : término de error con autocorrelación espacial.

El término del error se puede descomponer como sigue:

$$u = \lambda W_u + \epsilon$$

λ : coeficiente de autocorrelación espacial en los errores.

W_u : término espacial de los errores.

ϵ : término de error aleatorio (ruido blanco), con $\epsilon \sim N(0, \sigma^2 I)$.

La interpretación del SDEM se basa en impactos directos e indirectos, más que en elasticidades.

Impacto directo: mide cómo un cambio en X_i afecta el precio en la misma unidad i .

Impacto indirecto o *spillover*: mide cómo cambios en X_j afectan el precio en unidades vecinas.

Estos efectos permiten capturar la interacción entre submercados y reflejan que los precios no dependen sólo de características internas, sino del entorno espacial. En suma, el SDEM ofrece una estructura adecuada para evaluar la heterogeneidad espacial del precio del suelo y la forma en que las características de áreas vecinas influyen en su formación.

6. RESULTADOS

El SDEM estima el precio total de los terrenos en la CDM, incorporando tanto las características propias de los terrenos como las de sus vecinos más cercanos. En la tabla 2, los resultados del modelo muestran que la variable superficie tiene un efecto negativo y significativo, lo que indica que terrenos más grandes tienden a tener un menor precio por m², una tendencia común en mercados donde existe descuento por escala o baja liquidez. Esta relación también se refleja en los modelos de regresión lineal simple,³ donde el coeficiente de su-

³ En los anexos del 3 al 6 se presentan las pruebas estadísticas aplicadas a los modelos OLS que evidencian limitaciones estructurales que justifican el uso de modelos espaciales. Las pruebas LM y Moran I confirman una fuerte autocorrelación espacial, tanto en los errores como en la variable dependiente, lo que invalida la especificación lineal tradicional. Asimismo, la comparación del AIC entre modelos OLS y SDEM muestra mejoras sustanciales en el ajuste cuando se incorpora la dependencia espacial, especialmente en el precio por m². Los diagnósticos de los modelos por precio total y por precio por m² revelan problemas de normalidad, heterocedasticidad, autocorrelación

perficie es positivo para el precio total (MXN\$1.8 mil por metro adicional), pero negativo para el precio por m² (MXN\$0.4), lo que confirma la existencia de una penalización por tamaño.

En el plano temporal, los primeros cuatrimestres presentan efectos negativos, lo que indica un aumento progresivo de los precios del suelo. En modelos simples, el primer cuatrimestre reduce en MXN\$270.9 pesos por m² respecto al último, lo que evidencia una trayectoria creciente. La distancia al centro urbano muestra efectos negativos tanto en el modelo espacial como en los modelos simples (-MXN\$35 mil y -MXN\$44.7 por m²). Este patrón se interpreta considerando la estructura policéntrica de Yucatán, donde Mérida y Progreso funcionan como nodos urbanos diferenciados y no existe una única centralidad dominante.

La decisión metodológica de incorporar una estructura policéntrica en el análisis permite evaluar el valor del suelo a partir de su proximidad relativa a distintos polos de actividad. Sin embargo, los resultados indican que, aun con esta consideración, la distancia a centros urbanos pierde capacidad explicativa frente a variables sociales y espaciales. Esto sugiere que el entorno inmediato, la accesibilidad y los servicios disponibles influyen de manera más directa en la formación del precio del suelo que la cercanía a un nodo urbano particular. Este comportamiento coincide con estudios previos que documentan procesos de pérdida de centralidad en los centros históricos en ciudades como Culiacán y Guadalajara (Pérez Tamayo *et al.*, 2017; Mcenulty y Mercado, 2019).

El enfoque espacial permite además identificar dinámicas asociadas a procesos especulativos. El modelo muestra precios elevados en zonas colindantes a terrenos valorizados, incluso cuando los predios no presentan atributos que expliquen esta diferencia. Este patrón es consistente con la existencia de una prima especulativa, fenómeno documentado en mercados urbanos latinoamericanos. Asimismo, la escolaridad promedio del entorno aparece como una variable significativa en todas las especificaciones, lo que señala que el capital humano percibido en la zona incide en el valor del suelo.

Por otra parte, el número de servicios presenta un efecto negativo en el modelo espacial como se muestra en la tabla 2. Este resultado puede asociarse a sobreoferta o a procesos de anticipación especulativa en zonas no consolida-

y especificación, lo que indica que la estructura lineal no captura adecuadamente la complejidad del mercado inmobiliario. En conjunto, estos hallazgos evidencian que la dependencia espacial es un componente en el proceso de generación de precios y que los modelos geográficos ofrecen una representación más precisa y consistente del fenómeno, al incorporar explícitamente la interacción espacial entre observaciones.

das. Los modelos simples también muestran que la presencia de al menos un servicio básico se relaciona con precios más bajos, posiblemente porque estos terrenos están urbanizados, pero aún no incorporan expectativas de valorización inmediata. Además, los terrenos ejidales no muestran un efecto directo significativo, aunque sí se valorizan cuando están próximos a zonas con precios altos, lo que puede reflejar expectativas de regularización.

Tabla 2. Resultados de la regresión espacial

Variable	Regresión lineal				Regresión SDEM	
	Precio total (MXN\$ miles)		Precio por metro cuadrado (MXN\$)		Precio total (MXN\$ miles)	Precio por metro cuadrado (MXN\$)
<i>Efecto directo</i>						
Superficie	1.8 ***	-0.4 ***	1.9 ***	-0.4 .		
Escolaridad promedio	190.7 ***	282.8 ***	3.8	18.2		
Distancia al centro económico	-35.0 ***	-44.7 ***	-39.9	-225.2 *		
Tipo de propiedad: Ejido=0; Privado=1						
Privado	-379.2 ***	-555.1 ***	53.1	-20.5 ***		
Tipo de terreno						
Zona agrícola	-613.3 ***	-976.8 ***	-83.4	-153.1 *		
Otras ¹	-255.4 ***	-448.6 ***	-130.9	-269.8		
Número de servicios: Sin servicios=0; Con algún servicio=1						
Con algún servicio	-17.8 ***	-21.7 ***	14.2 **	2.1		
Periodo de recopilación						
Primer cuatrimestre	-209.8 ***	-270.9 ***	-299.6 ***	-362.6 ***		
Segundo cuatrimestre	-252.1 **	-309.2 **	-225.5 **	-214.1 **		
Tercer cuatrimestre	-139.2 ***	-133.1 *	-150.7 *	-89.1		
Cuarto cuatrimestre	-64.9 **	-66.8	-12.4	92.4		

Continúa

Tabla 2. Resultados de la regresión espacial (continuación)

Repetición de la observación: No se repite=0; Se repite al menos una vez=1						
Se repite al menos una vez	121.1	**	0.1	*	57.3	2.6
<i>Efecto indirecto</i>						
Superficie					-0.2	0.0
Escolaridad promedio					185.7	272.4 ***
Distancia al centro económico					-18.1	161.4
Tipo de propiedad: Ejido=0; Privado=1						
Privado					-182.4	-114.0
Tipo de terreno						
Zona agrícola					28.8	13.6
Otras ¹					-297.0	-188.9
Número de servicios: Sin servicios=0; Con algún servicio=1						
Con algún servicio					-37.5	-19.5 **
Periodo de recopilación						
Primer cuatrimestre					-18.6	-122.4
Segundo cuatrimestre					-258.0	-479.7 *
Tercer cuatrimestre					9.7	-84.1
Cuarto cuatrimestre					-518.4	-288.9
Repetición de la observación: No se repite=0; Se repite al menos una vez=1						
Se repite al menos una vez					3.6	41.3

Notas: a Los modelos reportados corresponden a estimaciones SDEM. Para la regresión del precio total: $\lambda = 0.65005$, prueba LR = 1 813.8 ($p < 2.22e-16$), error estándar aproximado = 0.012698, $z = 51.191$ ($p < 2.22e-16$), estadístico Wald = 2 620.6 ($p < 2.22e-16$), log-likelihood = -117 191.7, varianza residual ML = 1.4238×10^{12} ($\sigma = 1 193 200$), pseudo-R² de Nagelkerke = 0.49924, con 7 593 observaciones, 27 parámetros estimados y AIC = 234 440. Los valores del modelo lineal correspondiente son: R² = 0.3, R² ajustado = 0.3, error estándar = 1 441 622.3, estadístico F = 697.2 y p-value = 0.0. Para la regresión del precio por m²: $\lambda = 0.65861$, prueba LR = 3121.4 ($p < 2.22e-16$), error estándar asintótico = 0.0091959, $z = 71.619$ ($p < 2.22e-16$), estadístico Wald = 5 129.3 ($p < 2.22e-16$), log-likelihood = -65 402.93, varianza residual ML = 1 622 800 ($\sigma = 1 273.9$), pseudo-R² de Nagelkerke = 0.44986, con 7 593 observaciones, 27 parámetros estimados y AIC = 130 860. Los valores del modelo lineal correspondiente son: R² = 0.1, R² ajustado = 0.1, error estándar = 1 749.6, estadístico F = 237.9 y p-value = 0.0.

Fuente: elaboración propia con datos de internet, INEGI (2022) y del INE (2024).

El modelo presenta algunas limitaciones derivadas de la ausencia de variables relevantes, como la cercanía a cenotes o desarrollos turísticos. La falta de estas variables restringe la capacidad explicativa del modelo para ciertos patrones observados, como los terrenos localizados en campos de golf, cuyo precio supera la media. Finalmente, se identifican oportunidades de mejora metodológica mediante la incorporación de medidas avanzadas de accesibilidad, como tiempos de traslado o indicadores de conectividad vial. Aunque la metodología es replicable, la interpretación de los resultados debe ajustarse a cada contexto, dado que los precios del suelo dependen de atributos individuales y de las características del entorno.

7. CONCLUSIONES

El análisis del mercado del suelo en la CDM, basado en un enfoque econométrico espacial, muestra cómo los atributos físicos, temporales y espaciales influyen en la formación del precio del suelo. El resultado más estable entre los modelos estimados es la relación negativa entre la superficie del terreno y el precio por m². Los terrenos de mayor tamaño presentan precios unitarios menores, lo que sugiere una estructura de mercado en la que la penalización por tamaño opera de manera consistente. Este patrón aparece tanto en especificaciones espaciales como no espaciales, lo que indica que se trata de una característica persistente del mercado de suelo yucateco.

En el plano temporal, los resultados reflejan un incremento sostenido de los precios del suelo durante el periodo analizado. Este comportamiento puede asociarse con procesos de valorización gradual, pero también con dinámicas de inversión orientadas a la obtención de plusvalía. La tendencia creciente observada en los precios respalda la necesidad de analizar la interacción entre expansión urbana, expectativas de valorización y comportamiento de los agentes involucrados en la compraventa de terrenos.

En cuanto a los factores espaciales, los resultados muestran que la proximidad a centros urbanos específicos, como Mérida o Progreso, no explica por sí sola la variación de precios. Aunque estas distancias se incorporaron desde un principio para capturar una lógica policéntrica, el modelo señala que la formación del precio del suelo depende con mayor fuerza del entorno inmediato y de la accesibilidad efectiva. Lo anterior sugiere que la estructura territorial funciona mediante una red de nodos interconectados, en la que servicios, conectividad y posición relativa dentro del sistema urbano pesan más que la cercanía simple a un centro dominante.

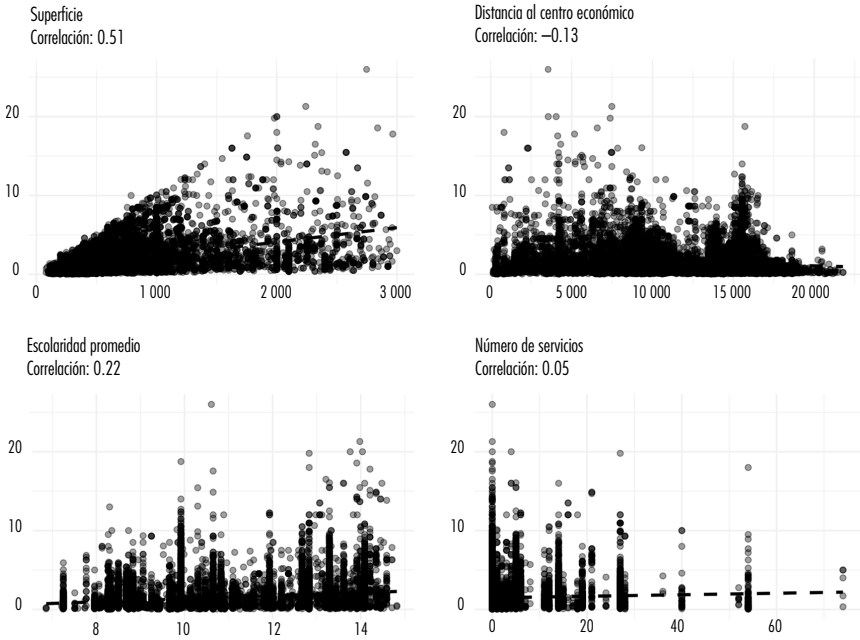
El modelo también identifica patrones asociados a procesos de inversión especulativa. Por un lado, se observan precios elevados en áreas contiguas a zonas valorizadas sin una correspondencia clara con atributos visibles, lo que indica anticipación de plusvalía. Por otro lado, el efecto positivo del entorno educativo y el efecto negativo del número de servicios disponibles sugieren comportamientos de compra orientados a aprovechar expectativas de crecimiento urbano. Estas dinámicas, presentes en municipios como Kanasín y Umán, revelan la importancia de diseñar instrumentos fiscales e institucionales que mitiguen la retención especulativa del suelo y orienten el uso del territorio hacia fines productivos o habitacionales.

Desde el punto de vista de política pública, los resultados del modelo indican que la infraestructura y los servicios básicos influyen en los precios del suelo más por su potencial de valorización futura que por su dotación inmediata. Esto subraya la necesidad de priorizar inversiones públicas en zonas con demanda comprobada y de controlar la expansión urbana guiada por especulación.

La variabilidad de precios entre zonas similares refleja la existencia de asimetrías de información. Ante ello, se plantea la conveniencia de crear observatorios de mercado que integren catastros, registros públicos y datos geoespaciales. Finalmente, aunque el modelo es replicable, su interpretación debe considerar las restricciones en las variables disponibles y las particularidades territoriales de cada región. Una línea de investigación futura consiste en extender este ejercicio al ámbito nacional, lo que permitiría comparar patrones regionales y ofrecer una visión más completa del funcionamiento del mercado de suelo en México. Asimismo, futuras investigaciones podrían robustecer la base de datos incorporando un mayor número de atributos, con el fin de mejorar la precisión en la estimación de la función de precios.

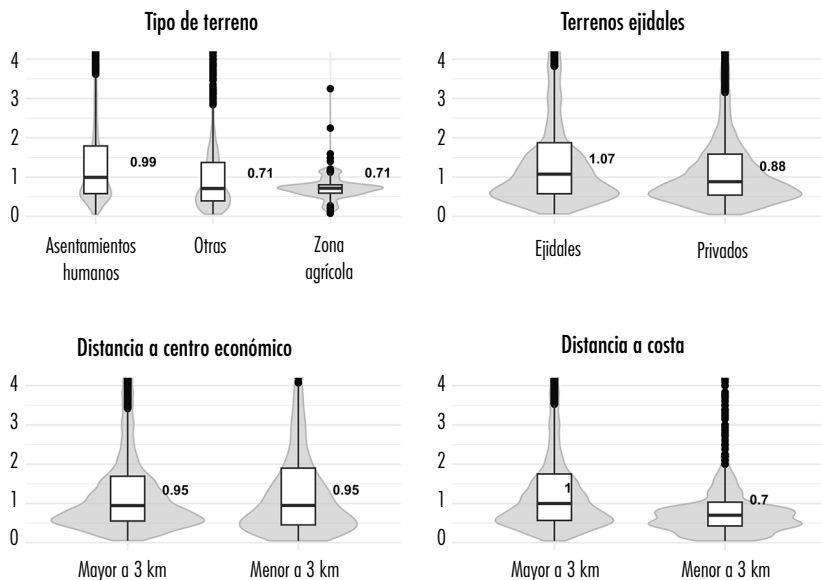
ANEXOS

Anexo 1A. Distribución del precio total de los terrenos y las variables continuas del estudio



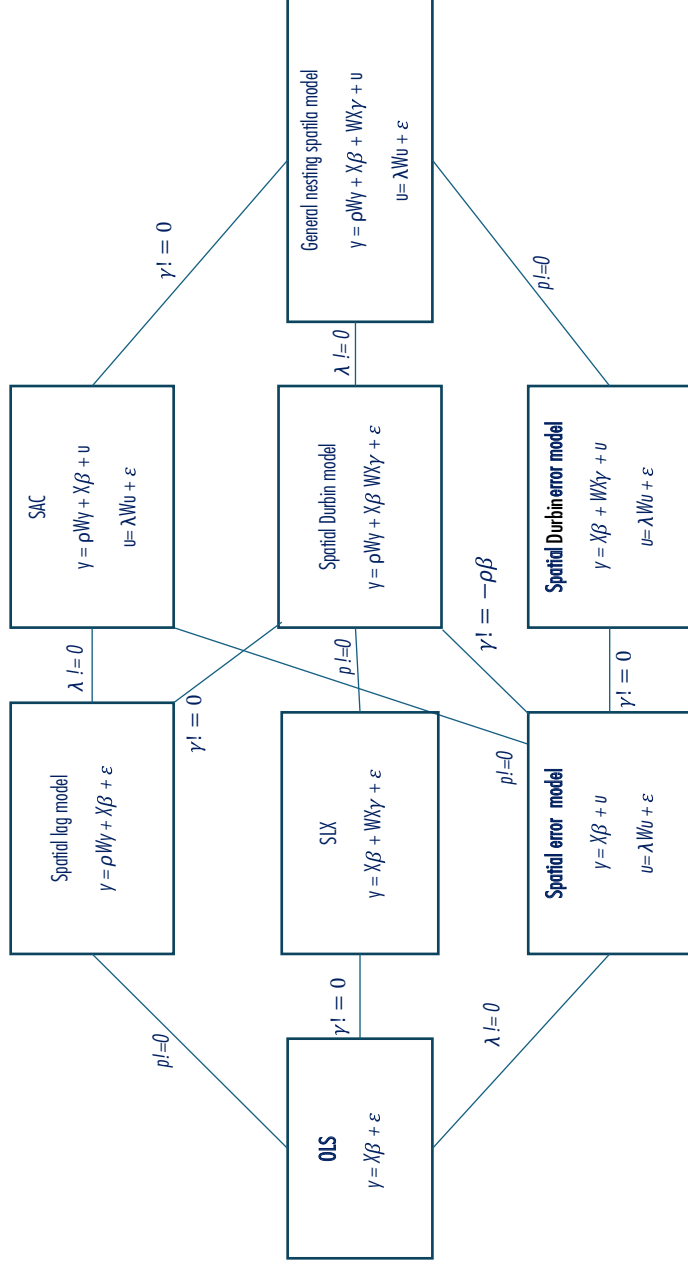
Fuente: elaboración propia con datos de internet, INEGI (2022) y del INE (2024).

Anexo 1B. Distribución de los precios por características de accesibilidad a amenidades turísticas y tipo de terreno



Fuente: elaboración propia con datos de internet, INEGI (2022), RAN (2022), INE (2024) y SECTUR (2025).

Anexo 2. Taxonomía de los modelos espaciales paramétricos



Fuente: elaboración propia con datos de Elhorst (2010).

ANEXO 3

DIAGNÓSTICOS DE LAS REGRESIONES LINEALES

Los modelos para el precio total y precio por m² presentan p-valores iguales a 0 en prácticamente todas las pruebas de diagnóstico, lo que indica problemas de normalidad, heterocedasticidad, autocorrelación y especificación del modelo. Aunque la regresión por precio total muestra un R² moderado y la regresión por precio por m² un ajuste débil, en ambos casos la estructura lineal resulta insuficiente para describir adecuadamente el fenómeno.

Tabla 3A. Pruebas de ajuste de las regresiones lineales

<i>Modelo</i>	<i>Jarque-Bera</i>	<i>Anderson-Darling</i>	<i>Breusch-Pagan</i>	<i>White</i>	<i>Goldfeld-Quandt</i>	<i>Durbin-Watson</i>	<i>Breusch-Godfrey</i>	<i>Reset</i>	<i>R²</i>	<i>R² ajustado</i>	<i>VIF medio</i>
Precio total	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.3	0.3	1.5
Precio por m ²	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.1	0.1	1.5

Fuente: elaboración propia con datos de internet, INEGI (2022), RAN (2022), INE (2024) y SECTUR (2025).

ANEXO 4

MORAN I GLOBAL DE LOS RESIDUOS DE LAS REGRESIONES

La prueba de Moran I global aplicado a los residuos de ambas regresiones revela una marcada autocorrelación espacial positiva, con valores altos del estadístico z y p-valores prácticamente nulos. Esto indica que el modelo lineal OLS resulta insuficiente y requiere una especificación espacial.

Tabla 4A. Pruebas de autocorrelación espacial

<i>Modelo</i>	<i>Moran I observado</i>	<i>Esperanza</i>	<i>Varianza</i>	<i>Estadístico z</i>	<i>p-value</i>	<i>Interpretación</i>
Precio total	0.4895	-0.0009	0.0000441	73.822	< 2.2e-16	Fuerte autocorrelación espacial positiva en los residuos; el modelo OLS no captura la estructura espacial del precio total.
Precio por m ²	0.4895	-0.0009	0.0000441	73.822	< 2.2e-16	Los residuos del modelo de precio por m ² también muestran dependencia espacial, lo que indica omisión de procesos espaciales relevantes.

Fuente: elaboración propia con datos de internet, INEGI (2022), RAN (2022), INE (2024) y SECTUR (2025).

ANEXO 5

COMPARACIÓN DE AIC ENTRE MODELOS OLS Y SDEM

La comparación del AIC muestra que los modelos espaciales SDEM ofrecen un ajuste superior al OLS para ambas variables, incluso con más parámetros. La reducción del AIC, especialmente en el precio por m², confirma que la dependencia espacial es crucial y que los modelos espaciales describen mejor el mercado inmobiliario.

Tabla 5A. Pruebas de ajuste de la regresión lineal y regresión geográfica

<i>Precio total</i>	<i>df</i>	<i>AIC</i>	<i>Precio por metro cuadrado</i>	<i>df</i>	<i>AIC precio m²</i>	<i>Interpretación</i>
OLS	14	236 358.8	OLS	14	134 067.4	Los modelos lineales presentan un AIC más alto, lo que indica menor ajuste relativo.
SDEM	27	234 437.4	SDEM	27	130 859.9	Los modelos espaciales reducen el AIC, mejorando el ajuste al capturar dependencia espacial.

Fuente: elaboración propia con datos de internet, INEGI (2022), RAN (2022), INE (2024) y SECTUR (2025).

ANEXO 6

TEST DE MULTIPLICADORES DE LAGRANGE (LM)

Las pruebas LM revelan autocorrelación espacial en errores y evidencia de rezago espacial, lo que descarta el uso de OLS y favorece modelos SEM, SDEM, SAR o SARAR. El error espacial sigue siendo significativo, y el rezago importa sobre todo en el precio por m². Los resultados confirman la necesidad de modelos espaciales.

Tabla 6A. Pruebas de autocorrelación espacial y de rezagos espaciales

<i>Prueba LM (Lagrange multiplier)</i>	<i>Estadístico precio total</i>	<i>p-value precio total</i>	<i>Estadístico precio m²</i>	<i>p-valor precio m²</i>	<i>Interpretación</i>
LMerr (error espacial)	2 632.2	< 2.2e-16	5 405.1	< 2.2e-16	Fuerte evidencia de autocorrelación espacial en el término de error en ambos modelos; un modelo con error espacial (SEM/SDEM) es preferible frente a OLS.
LMlag (rezago espacial)	1748	< 2.2e-16	5 327.9	< 2.2e-16	También hay evidencia de rezago espacial en la variable dependiente; sugiere considerar modelos SAR/SARAR además del componente de error.
RLMerr (robusto error)	887.39	< 2.2e-16	95.207	< 2.2e-16	Una vez controlado el otro efecto, el componente de error espacial sigue siendo significativo en ambos casos; indica un papel de la dependencia espacial en el error.
RLMlag (robusto rezago)	3.2761	0.0703	17.973	2.24E-05	Para el precio total el rezago espacial deja de ser significativo ($p \approx 0.07$), mientras que para el precio por m ² sigue siendo relevante; el efecto de rezago es más importante en el modelo de precio por m ² .
SARMA (conjunto lag+error)	2 635.4	< 2.2e-16	5 423.1	< 2.2e-16	El test conjunto confirma que la especificación puramente lineal (OLS) es inadecuada; se requiere un modelo espacial (al menos con error espacial, y en el caso de precio por m ² también con rezago).

Fuente: elaboración propia con datos de internet, INEGI (2022), RAN (2022), INE (2024) y SECTUR (2025).

BIBLIOGRAFÍA

- Aguilar, A. G., Flores-Espinosa, M. y Hernández, J. (2025). Metropolización, dinámica inmobiliaria y segregación socio-territorial: el caso de Mérida, Yucatán. *Revista EURE. Revista de Estudios Urbano Regionales*, 51(153). <https://doi.org/10.7764/EURE.51.153.03>
- Atuesta, L. H., Ibarra-Olivo, J. E., Lozano-Gracia, N. y Deichmann, U. (2018). Access to employment and property values in Mexico. *Regional Science and Urban Economics*, 70. <https://doi.org/10.1016/j.regsciurbe-co.2018.03.005>
- Banorte (2025). Precios de la vivienda. <https://www.banorte.com/wps/portal/banorte/Home/analisis-economico>
- Belchev, P. (2020). *Practical guidelines on web scraping for the HICP*. European Commission.
- Boeing, G. y Waddell, P. (2017). New insights into rental housing markets across the United States: Web scraping and analyzing Craigslist rental listings. *Journal of Planning Education and Research*, 37(4). <https://doi.org/10.1177/0739456X16664789>
- Bojórquez-Luque, J. (2011). Importancia de la tierra de propiedad social en la expansión de las ciudades en México. *Ra Ximhai*. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=46119239012>
- Bricongne, B., Meunier, B. y Pouget, S. (2021). Web scraping housing prices in real-time: The Covid-19 crisis in the UK. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3916196>
- Comisión Nacional de Vivienda (CONAVI) (2024). *Informe del sector vivienda 2024*.
- Day, B., Bateman, I. y Lake, I. (2004). Nonlinearity in hedonic price equations: An estimation strategy using model-based clustering. *CSERGE Working Paper*.
- de Souza, T., Fonseca, F., Fernandes, V. y Pedrassoli, J. (2021). Exploratory spatial analysis of housing prices obtained from web scraping technique. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLIII-B4–2021. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLIII-B4-2021-135-2021>
- Dirección Sectorial Empresarial (2024). *Vivienda accesible en México: diagnóstico y propuestas de política pública*. INFONAVIT.
- Elhorst, J. P. (2010). Applied spatial econometrics: Raising the bar. *Spatial Economic Analysis*, 5(1). <https://doi.org/10.1080/17421770903541772>

- Fondo Monetario Internacional (FMI) (2022). *United Arab Emirates: Technical Assistance Report. Hedonic methods for price indices*. IMF Staff Country Reports, 2022(303).
- Glaesener, M. y Caruso, G. (2015). Neighborhood green and services diversity effects on land prices: Evidence from a multilevel hedonic analysis in Luxembourg. *Landscape and Urban Planning*, 143. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2015.06.008>
- Glumac, B., Herrera Gomez, M. y Licheron, J. (2019). A hedonic urban land price index. *Land Use Policy*, 81. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2018.11.032>
- Goodman, A. y Thibodeau, T. G. (1998). Housing market segmentation. *Journal of Housing Economics*, 7(2). <https://doi.org/10.1006/jhec.1998.0229>
- Heckman, J. J., Matzkin, R. L. y Nesheim, L. (2010). Nonparametric identification and estimation of nonadditive hedonic models. *Econometrica*, 78(5). <https://doi.org/10.3982/ECTA6388>
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) (2021). Censo de Población y Vivienda 2020: Estadísticas de migración y población. INEGI. <https://www.inegi.org.mx/programas/ccpv/2020/>
- _____ (2022). Directorio Estadístico Nacional de Unidades Económicas (DENUE), mayo 2022. INEGI. <https://www.inegi.org.mx/app/descarga/?ti=6>
- Instituto Nacional Electoral (INE) (2024). Estadísticas Censales a Escalas Geoelectorales 2020. *Cartografía electoral 2024*.
- Leone, A. J., Minutti-Meza, M. y Wasley, C. E. (2019). Influential observations and inference in accounting research. *The Accounting Review*, 94(6). <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2407967>
- LeSage, J. (2009). An introduction to spatial econometrics. *Revue d'Économie Industrielle*, 123. <https://doi.org/10.4000/rei.3887>
- Martínez-Jiménez, E. T., Le Gallo, J. y Aguilar Ibarra, A. (2022). The effects of land price in the peri-urban fringe of Mexico City: Environmental amenities for informal land parcel purchasers. *Urban Studies*, 59(1). <https://doi.org/10.1177/0042098020960968>
- Mcenulty, C. y Mercado, E. (2019). Entre el despoblamiento y la gentrificación: el Centro Histórico de Morelia, México. *Bitácora Urbano Territorial*, 29(1). <https://doi.org/10.15446/bitacora.v29n1.70151>
- Möller, J. (2009). Regional variations in the price of building land: A spatial econometrics approach for West Germany. *The Annals of Regional Science*, 43. <https://doi.org/10.1007/s00168-007-0207-6>

- Munshi, T. (2020). Accessibility, infrastructure provision and residential land value: Modelling the relation using geographically weighted regression in the city of Rajkot, India. *Sustainability*, 12(20). <https://doi.org/10.3390/su12208615>
- Nesheim, L. (2004). Equilibrium sorting of heterogeneous consumers across locations. *Econometric Society North American Summer Meetings*, Paper 337.
- Palmquist, R. B. (1984). Estimating the demand for the characteristics of housing. *The Review of Economics and Statistics*, 66(3). <https://web.mit.edu/14.33/www/attach/palmquist.pdf>
- Pegueroles, P., Guerrero, R., Fernández, A. y López, D. (2021). Price index through web scrapping. *Revista Chilena de Economía y Sociedad*, 15(1). <https://rches.utem.cl/wp-content/uploads/sites/8/2022/01/revista-chilena-de-economia-y-sociedad-vol15-n1-2021-Pegueroles-Guerrero-Fernandez-Lopez.pdf>
- Pérez Medina, S. (2024). Producción comercial de vivienda en la ciudad de Mérida: impactos en segregación y desocupación, 2013-2020. En E. R. Morales García de Alba y C. A. Ken Rodríguez (coords.). *Procesos urbanos y dinámica del mercado laboral*. Universidad Nacional Autónoma de México, Instituto de Investigaciones Económicas y Asociación Mexicana de Ciencias para el Desarrollo Regional.
- Pérez Tamayo, B. N., Gil Alonso, F. y Bayona Carrasco, J. (2017). La segregación socioespacial en Culiacán, México (2000-2010): ¿de la ciudad dual a la ciudad fragmentada? *Estudios Demográficos y Urbanos*, 32(3). <https://doi.org/10.24201/edu.v32i3.1660>
- Registro Agrario Nacional (RAN) (2022). *Base de datos de propiedad social 2022*.
- Registro Único de Vivienda (RUV) (2024). *Inventario nacional de vivienda 2024*.
- Roback, J. (1982). Wages, rents and the quality of life. *Journal of Political Economy*, 90(6). <https://doi.org/10.1086/261120>
- Rosen, S. (1974). Hedonic prices and implicit markets: Product differentiation in pure competition. *Journal of Political Economy*, 82(1). <https://doi.org/10.1086/260169>
- Sandoval Escalante, B. y Becerril García, J. (2025). La comercialización de los lotes de inversión en Yucatán, México. *Península*, 20(2). <https://doi.org/10.22201/cephcis.25942743e.2025.20.2.92105>
- Savio, G., Collinao, M. P., Lana, B. y Lara, R. (2018). Web scraping masivo de alquileres de viviendas. Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL).

- Secretaría de Turismo (SECTUR) (2025). *Anuario estadístico de turismo 2025*.
- Shah, G. (2012). An improved DBSCAN: A density-based clustering algorithm with parameter selection for high-dimensional data sets. *NUICONE 2012*. <https://doi.org/10.1109/NUICONE.2012.6493211>
- Sobрино, J. (2014). Housing prices and submarkets in Mexico City: A hedonic assessment. *Estudios Económicos*, 29(1). <https://doi.org/10.24201/ee.v29i1.74>
- Soler, I. y Gemar, G. (2018). Hedonic price models with geographically weighted regression: an application to hospitality. *Journal of Destination Marketing & Management*, 9. <https://doi.org/10.1016/j.jdmm.2017.12.001>
- Treg, C. (2010). *A multilevel property hedonic approach to valuing parks and open space* [Tesis de maestría, University of Vermont]. Graduate College Dissertations and Theses. <https://scholarworks.uvm.edu/graddis/230>
- Wang, Z., Wang, Y., Wu, S. y Du, Z. (2022). House price valuation model based on geographically neural network weighted regression: The case study of Shenzhen, China. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 11(8). <https://doi.org/10.3390/ijgi11080450>

