

# Métodos cuantitativos en Geografía Humana

Gustavo D. Buzai  
Marcela Virginia Santana Juárez  
(Compiladores)

12345678910111213141516171819202122232425262728  
 $Y=A+BX, R=0(P-C)-ORD, MX= SX/N, MY= SY/N, O=(X-ME)/(MA-ME)$   
1234567891011 12345 123 123456789101112131  
123456789101112 12 1 12345678910111213141516  
12345678910 12345678910303456141516  
123456489 12345678910111213141516  
123456 123 1 123456789101112 1  
123 12 1234567891 12 12345379  
12 12345698 12 123  
12345678910 12345678910 12  
1234567 1 123  
12345 1 1234567 1  
1234 1 1234567 1  
123 1234567 1  
12 12 1234567 1  
1 1234567 1  
12 1234567 1  
12345678910111213141516171819202122232425

$$Z=(X-M)/D, P=(1/R)/S(1/R), I=S(X*P), F=(M1*M2)/D(1,2)$$

12345678910111213141516171819202122232425



# Métodos cuantitativos en Geografía Humana

Gustavo D. Buzai  
Marcela Virgina Santana Juárez  
*(compiladores)*

Métodos cuantitativos en geografía humana / Gustavo D. Buzai ... [et al.] ; compilado por

Gustavo D. Buzai ; Marcela Virginia Santana Juárez. - 1a ed. - Ciudad Autónoma de

Buenos Aires : Impresiones Buenos Aires Editorial, 2019.

Libro digital, PDF

Archivo Digital: descarga y online

ISBN 978-987-1548-98-9

1. Sistema de Información Geográfica. I. Buzai, Gustavo D. II. Buzai, Gustavo D., comp. III. Santana Juárez, Marcela Virginia, comp.

CDD 910.28

Fecha de Catalogación: 2019

Instituto de Investigaciones Geográficas (INIGEO)

Universidad Nacional de Luján

Ruta Nac. 5 y Av. Constitución

(6700) Luján, Buenos Aires, Argentina

Director: Dr. Gustavo Buzai

inigeo@unlu.edu.ar

RESIDIG ([www.redisig.org](http://www.redisig.org))

Red Iberoamericana de Sistemas de Información Geográfica

Presidente: Ing. Omar Delgado Inga

PRODISIG ([www.prodisig.unlu.edu.ar](http://www.prodisig.unlu.edu.ar))

Programa de Docencia e Investigación en Sistemas de Información Geográfica.

Director: Dr. Gustavo D. Buzai

Obra evaluada por pares académicos ciegos.

Hecho el depósito que marca la ley 11.723.

Prohibida su reproducción total o parcial sin permiso expreso del editor.

Primera edición

Editado en Argentina

© INIGEO.



Esta obra se encuentra bajo Licencia Creative Commons Reconocimiento-NoComercial 4.0. Internacional. Reconocimiento - Permite copiar, distribuir, exhibir y representar la obra y hacer obras derivadas siempre y cuando reconozca y cite al autor original. No Comercial – Esta obra no puede ser utilizada con fines comerciales, a menos que se obtenga el permiso.

## ÍNDICE

<b>INTRODUCCIÓN</b>	11
<b>Capítulo 1</b>	
<b>MÉTODO CENTROGRÁFICO</b>	
1.1. Aplicación a la localización de sitios arqueológicos en la cuenca del río Luján, Argentina	15
<i>Sonia L. Lanzelotti</i>	
<i>Noelia Principi</i>	
1.2. Aplicación al estudio de las actividades económicas en la ciudad de México	27
<i>Juan Campos Alanís</i>	
<i>Edel Cadena Vargas</i>	
<i>José Francisco Monroy Gaytán</i>	
<b>Capítulo 2</b>	
<b>MÉTODO PARA EL ANÁLISIS DE DISTRIBUCIÓN DE FRECUENCIAS</b>	
Aplicación al estudio agroecológico y sociocultural de los huertos familiares en tres localidades del Estado de México	47
<i>Jesús Gastón Gutiérrez Cedillo</i>	
<i>José Carmen García Flores</i>	
<i>Miguel Ángel Balderas Plata</i>	
<b>Capítulo 3</b>	
<b>MÉTODO PARA EL CÁLCULO DE CONCENTRACIÓN ESPACIAL</b>	
Aplicación a la población boliviana en los municipios de la cuenca del río Luján, Argentina	67
<i>Gustavo D. Buzai</i>	
<i>Claudia A. Baxendale</i>	
<b>Capítulo 4</b>	
<b>MÉTODO DE ESTANDARIZACIÓN DE TASAS</b>	
Aplicación a la mortalidad general en el Estado de México	81
<i>Jesús Emilio Hernández Bernal</i>	
<i>Marcela Virginia Santana Juárez</i>	
<b>Capítulo 5</b>	
<b>MÉTODO DE ESTIMACIÓN POR TELEDETECCIÓN</b>	
Aplicación a la calidad del agua superficial en el Estado de México	95
<i>Enrique Estrada Bastida</i>	
<i>Marivel Hernández Téllez</i>	
<i>Alejandro Tonatiuh Romero Contreras</i>	
<b>Capítulo 6</b>	
<b>MÉTODO PARA AUTOCORRELACIÓN ESPACIAL</b>	
Aplicación a la mortalidad por homicidios en el Estado de México	109
<i>Giovanna Santana Castañeda</i>	
<i>Adrián Guillermo Aguilar</i>	
<b>Capítulo 7</b>	
<b>MÉTODOS PARA LA CLASIFICACIÓN ESPACIAL</b>	
7.1 Clasificación: aplicación a la cuenca del río Luján	129
<i>Luis Humacata</i>	
<i>Eloy Montes Galbán</i>	

7.2 Métodos para el análisis de la respuesta sísmica a escala local. 143  
Aplicación al ordenamiento territorial en la ciudad de San Cristóbal,  
Cuba occidental

*Alexis Ordaz Hernández*

### **Capítulo 8**

#### **MÉTODOS PARA EL CÁLCULO DE INDICADORES**

8.1 Indicadores: aplicación a la microplaneación regional de la 161  
educación básica en el Estado de México

*Agustín Olmos Cruz*

*Carlos Reyes Torres*

*Fernando Carreto Bernal*

8.2 Método para la construcción de índices multidimensionales. 177  
Aplicación a la desigualdad social y comportamiento electoral en  
México

*Edel Cadena Vargas*

### **Capítulo 9**

#### **MÉTODO DE EVALUACIÓN MULTICRITERIO**

9.1 Aplicación a la gestión sostenible del agua en la cuenca del río 193  
Nenetzingo, México

*Luis Ricardo Manzano Solís*

*Noel Bonfilio Pineda Jaimes*

*Miguel Ángel Gómez-Albores*

9.2 Aplicación para la aptitud forestal del Área Natural Protegida 209  
“Parque estatal Oso Bueno”, Municipio de Acambay, Estado de México

*Nancy Sierra López*

*Francisco Zepeda Mondragón*

*Marisol De la Cruz Jasso*

9.3 Método LUCIS (Land Use Conflict Identification Strategy): 221  
Aplicación a los usos del suelo en municipio de Luján, Argentina

*Gustavo D. Buzai*

*Claudia A. Baxendale*

### **Capítulo 10**

#### **MÉTODO DE INTERPOLACIÓN**

Aplicación para el análisis espacio temporal de la contaminación del 239  
aire en la Zona Metropolitana de la Ciudad de Toluca

*Jesús Gastón Gutiérrez Cedillo*

*Julio César Hernández Romero*

*Roberto Franco Plata*

### **Capítulo 11**

#### **MÉTODOS DE REGRESIÓN**

11.1 Regresión logística múltiple: aplicaciones para la tendencia del 255  
crecimiento urbano en el municipio de Nicolás Romero, Estado de  
México.

*Francisco Zepeda Mondragón*

*Marisol De la Cruz Jasso*

*Cristina Estrada Velázquez*

11.2 Método GWR (Geographically Weighted Regression): aplicación 267  
en el análisis de la conformación del valor catastral del suelo en el  
municipio de Zinacantepec, Estado de México.

*Nydia Lorena Campos Apodaca*

*Marcela Virginia Santana Juárez*

*Noel Bonfilio Pineda Jaimés*

### **Capítulo 12**

#### **MÉTODO PARA EL ESTUDIO DE FLUJOS REGIONALES**

Aplicación a las principales localidades del noroeste de la Provincia de 287  
Buenos Aires

*Noelia Principi*

### **Capítulo 13**

#### **MÉTODO DE LOCALIZACIÓN - ASIGNACIÓN.**

Aplicación a los consultorios anexos a farmacias del sector privado en 299  
el Municipio de Toluca

*Giovanna Santana Castañeda*

*José Antonio Álvarez Lobato*

### **Capítulo 14**

#### **MÉTODO PARA EL USO DE PARÁMETROS ESTADÍSTICOS**

Aplicación para el estudio de sedimentos y dinámica geomorfológica 319  
en el delta del río Balsas, México

*Luis Miguel Espinosa Rodríguez*

*José de Jesús Fuentes Junco*

### **Capítulo 15**

#### **MÉTODO DE DINÁMICA DE SISTEMAS**

Aplicación al análisis de cambios en el uso del suelo en el Oeste del 337  
Gran Buenos Aires

*Luis Humacata*

## LOS AUTORES

**Gustavo D. Buzai** [*Prof. Lic. Dr. PosDr.*], UNLu, CONICET, Argentina

**Marcela Virginia Santana Juárez** [*Lic. Mtra. Dra.*], UAEM, México  
(*Compiladores*)

**Adrián Guillermo Aguilar** [*Lic. Mtro. Dr.*], UNAM, México

**José Antonio Álvarez Lobato** [*Lic. Mtra. Dr.*], Colegio Mexiquense A.C. México

**Miguel Ángel Balderas Plata** [*Lic. Mtro. Dr.*], UAEM, México

**Claudia A. Baxendale** [*Lic. Esp.*], UBA- UNLu., Argentina

**Nydia Lorena Campos Apodaca** [*Ing. Mtra.*], UAEM, México

**Edel Gilberto Cadena Vargas** [*Lic. Mtro. Dr.*], UAEM, México

**Juan Campos Alanís** [*Lic. Mtro. Dr.*], UAEM, México

**Marisol De la Cruz Jasso** [*Lic. Mtra.*], UAEM, México

**Enrique Estrada Bastida** [*Ing. Mtro.*], UAEM, México

**Fernando Carreto Bernal** [*Lic. Mtro. Dr.*], UAEM, México

**Luis Miguel Espinosa Rodríguez** [*Lic. Mtro. Dr.*], UAEM, México

**Cristina Estrada Velázquez** [*Lic. Mtra. Dra.*], UAEM, México

**Roberto Franco Plata** [*Lic. Mtro. Dr.*], UAEM, México

**José de Jesús Fuentes Junco** [*Lic. Mtro. Dr.*], UNAM, México

**José Carmen García Flores** [*Lic. Mtra.*], UAEM, México

**Miguel Ángel Gómez Albores** [*Lic. Mtro. Dr.*], UAEM, México

**Jesús Gastón Gutiérrez Cedillo** [*Lic. Mtro. Dr.*], UAEM, México

**Jesús Emilio Hernández Bernal** [*Lic. Mtra.*], UAEM, México

**Julio César Hernández Romero** [*Lic. Mtra.*], UAEM, México

**Marivel Hernández Téllez** [*Lic. Mtra. Dra.*], UAEM, México

**Luis Humacata** [*Prof. Lic. Esp. Mg.*], UNLu, CIC, Argentina

**Sonia L. Lanzelotti** [*Lic. Dra.*], UBA, UNLu, CONICET, Argentina

**Luis Ricardo Manzano Solís** [*Lic. Mtro. Dr.*], UAEM, México

**José Francisco Monroy Gaytán** [*Lic. Mtro. Dr.*], UAEM, México

**Eloy Montes Galbán** [*Lic. Mg.*], UNLu, CONICET, Argentina

**Agustín Olmos Cruz** [*Lic. Mtro. Dr.*], UAEM, México

**Alexis Ordaz Hernández** [*Lic. Mtro. Dr.*], UAEM, México

**Noel B. Pineda Jaimes** [*Lic. ECA. Mtro. Dr.*], UAEM, México

**Noelia Principi** [*Prof. Lic. Esp. Mg.*], UNLu, Argentina

**Nancy Sierra López** [*Lic. Mtra.*], UAEM, México

**Carlos Reyes Torres** [*Lic. Mtro. Dr.*], UAEM, México

**Alejandro Tonatiah Romero Contreras** [*Lic. Mtra. Dr.*], UAEM, México

**Giovanna Santana Castañeda** [*Lic. Mtra. Dra.*], UAEM, México

**Francisco Zepeda Mondragón** [*Lic. Mtro. Dr.*], UAEM, México

### METODO DE REGRESION

II.1. REGRESIÓN LOGÍSTICA MÚLTIPLE: aplicaciones para la tendencia del crecimiento urbano en el municipio de Nicolás Romero, Estado de México.

*Francisco Zepeda Mondragón  
Marisol de la Cruz Jasso  
Cristina Estrada Velázquez*

#### **SÍNTESIS**

El ritmo de crecimiento de la población urbana depende del aumento natural de la población y de nuevos habitantes que llegan a estos espacios geográficos, por dos razones principales; la primera se refiere a la migración del campo a las ciudades y la segunda a la reclasificación de los asentamientos rurales en ciudades, por consiguiente, para entender dicho proceso se emplea la regresión logística múltiple y obtener la tendencia del crecimiento urbano en el Municipio de Nicolás Romero.

#### **INTRODUCCIÓN**

El presente capítulo tiene por objetivo analizar el uso de la regresión logística múltiple, el cual se considera un método que permite evaluar la relación entre variables para facilitar la comprensión del crecimiento urbano en el Municipio de Nicolás Romero, Estado de México.

La parte metodológica contempla los modelos de regresión logística múltiple, que permiten evaluar y conocer la relación entre una variable cualitativa o cuantitativa. Sirve para representar probabilidades de ocurrencia de un evento, como función de una serie de variables predictoras. Por último, ayuda a representar una



variable asociada a un fenómeno, que dependa de un conjunto de variables predictoras, cuyo comportamiento sea aproximadamente lineal, dentro de un cierto rango de los predictores, y tiendan a mantenerse constantes fuera de él.

Un aspecto importante a considerar en el modelo es la determinación de las variables dependientes e independientes que se utilizaran, para eso hay que tener en cuenta que un mayor número de variables en el modelo implicará mayor error estándar y deben incluirse todas aquellas variables que se consideren importantes para el modelo. Las variables a utilizar para este caso de estudio son: vías de comunicación, tasa de crecimiento, uso agrícola y asentamientos humanos.

## **REGRESIÓN LOGÍSTICA MÚLTIPLE**

Es una herramienta estadística, con un uso importante desde la década de los años 80's, debido a las facilidades computacionales con que se contaba desde entonces, utilizado en los campos de las ciencias sociales y médicas, es un método estadístico que sirve para pronosticar, y modelar la probabilidad de un evento derivado de otros factores. Aguilera (2006), usa este método para determinar el grado de correlación existente entre las variables empleadas para determinar el crecimiento urbano en el área Metropolitana de Granada, España, a través de herramientas SIG, también ha sido utilizado por López et al., (2001) para el caso de la ciudad de Morelia.

Los modelos de regresión logística pretenden conocer la relación entre una variable cualitativa con más de dos variables, conocida como regresión logística multivariable, o bien, la relación entre una variable dependiente cualitativa, dicotómica (conocida como binomial o regresión logística binaria), ya sean variables cualitativas o cuantitativas.

El método de análisis de regresión es una técnica estadística que permite examinar las relaciones funcionales entre variables. Existen distintos tipos de análisis de regresión que varían en función del número y la naturaleza de las variables involucradas y de la fórmula matemática capaz de describir la relación que las vincula Aguilera (2006).

En la literatura especializada, se plantean dos tipos del modelo de regresión logística:

- Regresión probit: la transformación probit (de probabilidad y unit) utiliza una distribución normal de probabilidad acumulada para estimar la probabilidad del suceso de interés dados los valores del vector de características.
- Regresión logística ordinal: donde la variable categórica no es nominal sino ordinal, es decir, las categorías poseen un orden natural, y se basa en una transformación logit acumuladas.

La ecuación de partida en los modelos de regresión logística es la siguiente:

Ecuación 1

Donde:

$P(y=1|X)$  la probabilidad de que  $y$  tome el valor 1 (presencia de la característica estudiada), en presencia de las covariables  $X$  (aquí  $X$  es un conjunto de  $n$  covariables  $x_1, x_2, \dots, x_{n-1}, x_n$ ). Los componentes de esta ecuación son:

1.  $b_0$  es la constante del modelo o término independiente
2.  $n$  el número de covariables
3.  $b_i$  los coeficientes de las covariables
4.  $x_i$  las covariables que forman parte del modelo

Un problema importante es estimar las covariables a partir de un conjunto de observaciones, el procedimiento de estimación en el método de máxima verosimilitud, para ello existen varios programas que realizan estas estimaciones, por ejemplo: LOGIT, RELODI, MULTLR, EPISTAT, BMDP, SAS, etc., mediante la obtención del máximo del logaritmo de la función de verosimilitud.

A diferencia de la regresión lineal que asume que los errores estándar de cada coeficiente siguen una distribución normal de media 0 y varianza constante (homoscedasticidad). En el caso del modelo de regresión logística no pueden realizarse estas asunciones pues la variable dependiente no es continua (sólo puede tomar dos valores, 0 ó 1, pero ningún valor intermedio). Si llamamos  $\varepsilon$  al posible error de predicción para cada covariable  $x_i$ , tendremos que el error cometido dependerá del valor que llegue a tomar la variable dependiente.

Es un modelo de regresión lineal generalizada, donde el procedimiento habitual de estimación, para obtener el óptimo de la función de verosimilitud, se basa en un método optimización local con un algoritmo iterativo de tipo Newton-Raphson o de mínimos cuadrados con reasignación de pesos (Haste et al, 2001 en Gutiérrez Peña, 2009).

El procedimiento es sencillo y útil pero no siempre se verifica que las probabilidades de pertenencia a cada clase transformadas mediante una transformación logarítmica presenten una relación lineal causa-efecto sobre las covariables independientes.

## **CRECIMIENTO URBANO**

Las ciudades son la principal base del desarrollo a nivel mundial por la alta concentración de actividades productivas, valor agregado, y de oportunidades económicas; por ello, el crecimiento urbano ha sido uno de los temas centrales que ha merecido mayor atención por parte de los estudios sobre la ciudad (Unikel, Ruiz, y Garza, 1978), lo que ha resultado en nuevos enfoques para el análisis de la problemática urbana orientados a la preocupación de reconocer la exigencia de las nuevas condiciones del entorno urbano para propiciar un entorno favorable hacia las personas y el medio ambiente (Lezama y Domínguez, 2006).

Autores como Sobrino, Garrocho, Graizbord, Brambila, y Aguilar (2015) concuerdan en que el crecimiento urbano se muestra de forma alarmante con respecto al incremento de su población lo que no favorece al desarrollo sostenible de las ciudades; asimismo señalan optar por nuevas posturas que consideren nuevas formas para orientar el futuro crecimiento urbano de las ciudades.

Gran parte de los retos sobre el crecimiento urbano se presentan principalmente en las ciudades de América Latina, al enfrentar la problemática urbana, social y ambiental derivado de la mala gestión del suelo urbano, ya sea por la alta informalidad, la mala planificación, altos precios, especulación y manejo del suelo como elemento de plusvalía (Terraza, Rubio, y Vera, 2016) (Montero y García, 2017).

El crecimiento urbano se puede explicar por diferentes factores, por ejemplo el crecimiento de la población, costos de vivienda y especulación, desarrollo de nuevos espacios, entre otros; pero generalmente es el resultado de la relación de tres factores (Montero y García, 2017) (Sorribes, 2012):

- a) Los Factores económicos como el establecimiento de empresas y servicios, el aumento en los niveles de producción, ocupación y renta del suelo, (Sobrino, 1993).
- b) Factores poblacionales, es decir los movimientos intra e inter urbano, las tasas de crecimiento natural y movimientos migratorios (Unikel, Ruiz y Garza, 1978) (Sobrino, 1993).
- c) Y finalmente manifestarse de forma física en el aumento de la superficie del área urbana y en todo caso sobrepasar sus límites geográficos (Unikel, Ruiz y Garza, 1978) (Sorribes, y otros, 2012). En este sentido la relación, el dinamismo y la eficiencia entre los factores económicos, poblacionales y superficiales, estimulan el crecimiento urbano y la generación de nuevos asentamientos urbanos como lo muestra la Figura 1. (Unikel, Ruiz y Garza, 1978) (Secretaría de Desarrollo Social, 2012) (Echenique, 2006) (Sobrino, 1993).

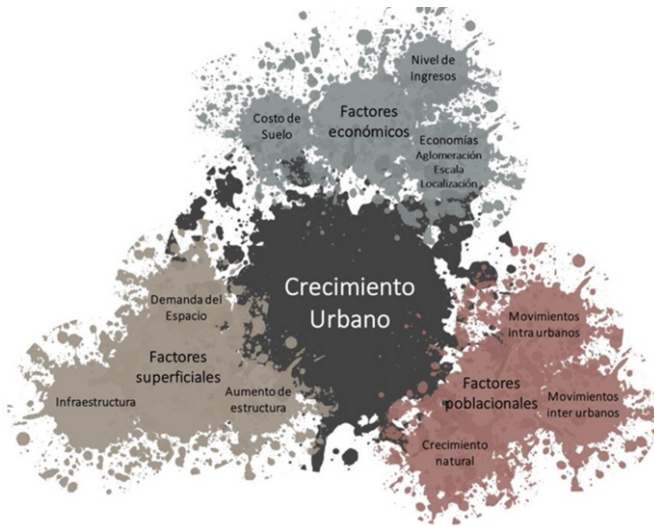


Figura 1. Factores del Proceso de Crecimiento Urbano  
Fuente: Martínez, 2018.

## APLICACIÓN DE LA REGRESIÓN LOGÍSTICA MÚLTIPLE PARA LA TENDENCIA DE CRECIMIENTO URBANO

La zona de estudio corresponde al municipio de Nicolás Romero que se localiza al norte del Estado de México, en las coordenadas geográficas  $19^{\circ} 33' 50''$  y  $19^{\circ} 42' 16''$ , de latitud Norte y los meridianos  $99^{\circ} 15' 53''$  y  $99^{\circ} 32' 00''$ , de longitud Oeste, con respecto al Meridiano de Greenwich. Posee una superficie total de 23216.22 hectáreas, lo que equivale a un 1.05% de la superficie total del Estado de México. Cuenta con una población de 366, 602 habitantes de acuerdo al Censo de Población y Vivienda 2010 (INEGI, 2010). Sus colindancias territoriales son: al norte, con los Municipios de Villa del Carbón y Tepotzotlán; al sur con Atizapán de Zaragoza e Isidro Fabela; al este con Cuautitlán Izcalli; al oeste con Jiquipilco y Temoaya (Figura 2) (Plan Municipal de Desarrollo Urbano 2014 – 2030 Nicolás Romero, Estado de México).

El Municipio forma parte de la Región VIII Naucalpan, junto a Huixquilucan, Isidro Fabela, Jilotzingo y Naucalpan de Juárez, siendo Nicolás Romero el de mayor extensión, representando el 32.84% de la extensión total de la Región y la segunda en cuanto a Población absoluta, sólo por debajo de Naucalpan de Juárez.

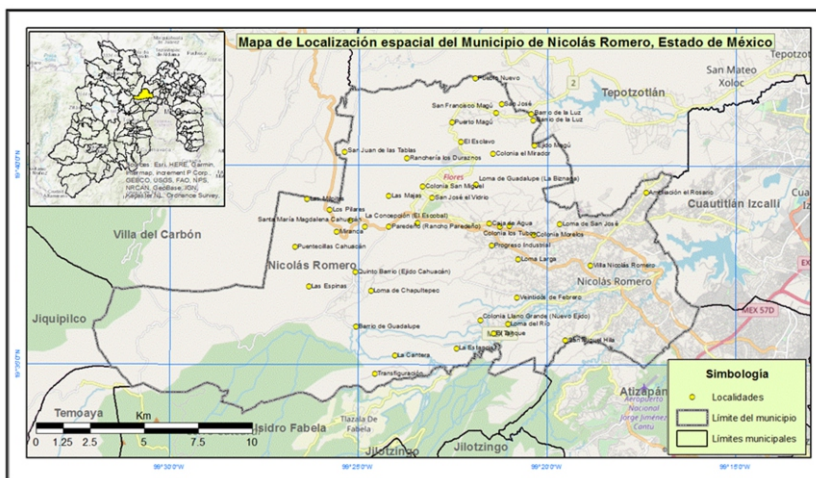


Figura 2. Localización espacial del Municipio de Nicolás Romero, Estado de México.

Fuente: Elaboración propia.

La tendencia al crecimiento urbano es una interacción dinámica y constante, por medio de la regresión logística múltiple aplicada en la plataforma Idrisi Andes mediante la herramienta de logistic regresión se podrá generar la modelación espacial que permite identificar las tendencias para el año 2025.

Para ello se seleccionaron las variables independientes y dependientes, quedando como:

Dependientes: uso de suelo asentamientos humanos (zonas urbanas y minas) de los años 2001 y 2008.

Independientes: vías de comunicación, tasa de crecimiento media anual de la población municipal de los años 2000, 2005 y 2010 y uso agrícola y pastizales 2008.

Las variables independientes son dicotómicas y asignan dos valores que corresponden a 0 y 1, esto va por orden de importante y afectación, el número 0 se les ha asignado aquellas variables que no presentan influencia directa de cambio, y 1 aquellas que si cambian afectan directamente e impactan en el crecimiento urbano.

Ambos tipos de variables se estandarizaron al mismo número de columnas y renglones siendo de 1574x1017, cuyo tamaño de pixel es de 30 metros y con el datum WGS84, coordenadas UTM.

La jerarquización de variables quedo estructurada conforme al cuadro I.

Cuadro I. Jerarquización de variables para la tendencia de crecimiento urbano el municipio de Nicolás Romero, Estado de México.

Variable	Vías de comunicación	Tasa de Crecimiento	Uso Agropecuario	Sumatoria
Vías de comunicación		1	0	1
Tasa de Crecimiento	1		0	1
Uso Agrícola	1	0		1
Sumatoria	2	1	0	

Fuente: Elaboración propia con base a Díaz Delgado C. 2009.

Se ejecutó el proceso con la herramienta logistic regresión ingresando en primer lugar la variable de uso de suelo asentamientos humanos y en el apartado de independientes las correspondientes, así como el número de predicciones en este caso se consideró al año 2025. Se obtiene un archivo en txt en el cual se manejan las estadísticas en donde muestra que la ROC (Relative Operating Characteristic) es validado con 0.7721 lo que indica que la tasa de desarrollo urbano es alta y probable (figura 3).

```
Odds Ratio = Not Applicable

Reclassification of cases & ROC (Sample-based computation when applicable):

(1) Select a new threshold value such that, after reclassification, the number
of fitted 1s matches the number of observed 1s in the dependent variable

New cutting threshold = 0.2018

Classification of cases & odds ratio by using the new threshold
-----
Observed | Fitted_0 | Fitted_1 | Percent Correct
-----
0 | 5451 | 354 | 93.9018
1 | 354 | 156 | 30.5882
-----

Adjusted Odds Ratio = 6.7857
True Positive = 88.1356%
False Positive = 6.0982%

(2) ROC* Result with 100 thresholds (Sample-based computation when applicable):
ROC = 0.7721
* ROC=1 indicates a perfect fit; and ROC=0.5 indicates a random fit.
```

Figura 3. ROC de la logistic regresión con respecto a la tendencia de crecimiento urbano el municipio de Nicolás Romero, Estado de México.  
Fuente: Elaboración propia.

Dando como resultado que la tendencia de crecimiento alta impactará al 25 % de la superficie municipal, como se muestra en el cuadro X, cerca del 45% se mantiene y sólo el 13 % tiene del municipio una tendencia baja.

Cuadro II. Tendencias de crecimiento urbano el municipio de Nicolás Romero, Estado de México.

Tendencia	Superficie en hectáreas	Porcentaje %
Baja	3,125.94	13.46
Media	3,846.04	16.57
Alta	5,838.16	25.15
Sin cambio	10,406.09	44.82
Total Municipal	23,216.22	100.00

Fuente: Elaboración propia con base en el mapa de tendencias de crecimiento urbano.

El mapa tendencial de crecimiento urbano muestra en primera instancia, que la dinámica de ocupación del territorio por parte de este sector se centra en la ciudad de Villa Nicolás Romero (figura 4).

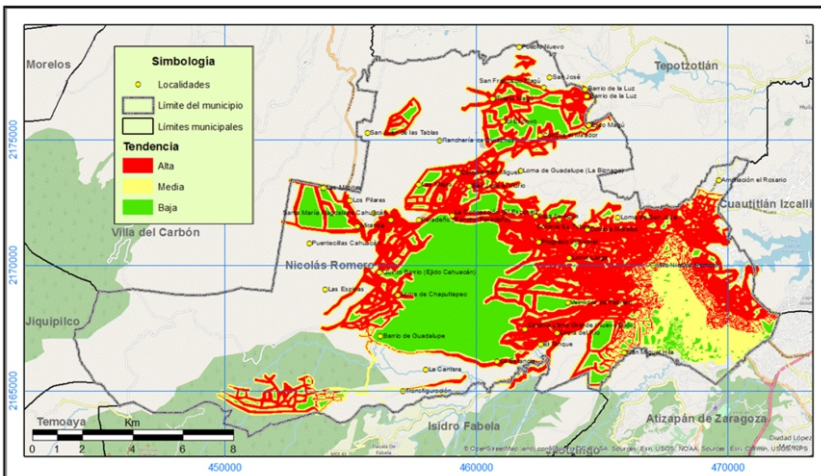


Figura 4. Mapa de la Tendencia del Crecimiento urbano del municipio de Nicolás Romero, Estado de México.

Fuente: Elaboración propia.



Villa Nicolás Romero se encuentra consolidándose y manteniendo una edificación continua de expansión que se dirige hacia la fusión en una sola aglomeración con localidades que se encuentran también en expansión tales como Villa Nicolás Romero, Caja de Agua, Colonia Morelos, Progreso Industrial, San Miguel Hila, El Tanque, Loma del Río, Joya del Tejocote, Loma Larga, Colonia Llano Grande (Nuevo Ejido), Veintidós de Febrero, Colonia los Tubos y Loma de San José.

Estos conjuntos de localidades presentan altas probabilidades de ocupar predios destinados actualmente a actividades agropecuarias y solares producto del abandono de tierras que se incorporan a la especulación para el desarrollo habitacional, así como de someter a fuerte presión a los remanentes de bosques de encino que se encuentran en las partes más inclinadas de las laderas.

Por otra parte, en el norte-centro del municipio, localidades como Puerto Magú, San Francisco Magú, ejido Magú y El Mirador caracterizadas por aglomerarse a lo largo de las vías de comunicación y en forma dispersa, muestran alta probabilidad y tienden a ocupar también zonas agropecuarias y pequeños bosques de encino en galería. Asimismo, en la parte central en donde las características son más tendientes a lo rural, localidades como Santa María Magdalena Cahuacan, Quinto Barrio (Ejido de Cahuacan) y Barrio de Guadalupe, también presentan alta probabilidad pero la tendencia es mayoritariamente sobre las zonas agropecuarias. Tendencia muy similar se presenta en la porción sur correspondiente a Transfiguración.

Con respecto a la tendencia media, la más importante es la que se localiza en la parte central del municipio, sobre el piedemonte superior constituido por laderas inclinadas y barrancos en donde las vialidades importantes aún no están presentes. Aquí es importante señalar la deforestación del bosque de encino para la apertura de tierras de cultivo en donde son altas las condiciones para la recarga del acuífero, la aptitud para la preservación y provisión de bienes y servicios ambientales, se encuentran bajo fuerte presión por el sector agropecuario que en esta zona presenta baja aptitud.

En resumen, se aprecia que la expansión del sector asentamientos humanos es muy fuerte sobre las zonas agropecuarias el cual se desarrolla en base a las edificaciones continuas y el acceso marcado que dan las vialidades.

## **CONSIDERACIONES FINALES**

La herramienta de regresión logística permite obtener estadísticas para pronosticar y modelar la probabilidad de un evento en este caso del crecimiento urbano, permite analizar el grado de correlación que existe entre las variables con apoyo de plataforma de Sistemas de Información Geografía facilita el proceso.

La aplicación de la metodología permite obtener resultados predictivos que en gran parte se deben a la dinámica ocupacional y poblacional, así mismo, a las políticas y estrategias de Ordenamiento Urbano que se implementen en los planes de desarrollo urbanos.

## **BIBLIOGRAFÍA**

Díaz, C. (2009). Guía de planeación estratégica participativa para la gestión integrada de los recursos hídricos de la cuenca Lerma-Chapala-Santiago, Capítulo Estado de México; red interinstitucional e interdisciplinaria de investigación, consulta y coordinación científica para la recuperación de la cuenca Lerma-Chapala-Santiago, Universidad Autónoma del Estado de México, Estado de México.

Echenique, M. (2006). El crecimiento y el desarrollo de las ciudades. En A. Galetovic, Santiago. Dónde estamos y hacia dónde vamos (págs. 74-96). Santiago de Chile: Centro de Estudios Públicos.

\_Toc535574004 Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). 2010. Censo de Población y Vivienda 2010. Consulta en línea <https://www.inegi.org.mx/programas/ccpv/2010/>.

Lezama, L., y Domínguez, J. (2006). Medio ambiente y sustentabilidad urbana. *Papeles de Población* (49), 153-176.

Martínez, Y. (2018). Crecimiento urbano en San Luis Potosí. Requerimientos para una ciudad emergente y sostenible. Tesis para obtener el título de Licenciado en Diseño urbano y del Paisaje. Universidad Autónoma de San Luis Potosí.

Montero, L., y García, J. (2017). Panorama multidimensional del desarrollo urbano en América Latina y el Caribe. Santiago: Naciones Unidas

Plan Municipal de Desarrollo Urbano 2014 - 2030 Nicolás Romero, Estado de México. Consulta en línea [http://seduv.edomexico.gob.mx/planes\\_municipales/nicolas\\_romero/PMDU-R.pdf](http://seduv.edomexico.gob.mx/planes_municipales/nicolas_romero/PMDU-R.pdf).

Secretaría de Desarrollo Social. (2012). Sistema Urbano Nacional 2012. México: Secretaría de Desarrollo Social.

Sobrino, J. (1993). Gobierno y Administración Metropolitana y Regional. D.F, México: Instituto Nacional de Administración Pública, A.C.

Sobrino, J., Garrocho, C., Graizbord, B., Brambila, C., y Aguilar, A. (2015). Ciudades sostenibles en México: una propuesta conceptual y operativa. México: Fondo de Población de las Naciones Unidas - Consejo Nacional de Población. Obtenido de <https://www.gob.mx/conapo/documentos/ciudades-sostenibles-en-mexico-unapropuesta-conceptual-y-operativa>

Sorribes, J., Del Romero, L., Marrades, R., Boix, R., Galindo, J., Porcar, R. (2012). La Ciudad. Economía, espacio, sociedad y medio ambiente. Valencia: Tirant Humanidades.

Terraza, H., Rubio, D., y Vera, F. (2016). De Ciudades Emergentes a Ciudades Sostenibles. Comprendiendo la metrópolis del siglo XXI (Primera ed.). Santiago, Chile: BID-Ediciones ARQ.

Unikel, L., Ruiz, C., y Garza, G. (1978). El Desarrollo Urbano de México: Diagnóstico e Implicaciones Futuras. D.F: El Colegio de México.

## 11.2 MÉTODO GWR (*Geographically Weighted Regression*) Aplicación en el análisis de la conformación del valor catastral del suelo en el municipio de Zinacantepec, Estado de México

*Nydia Lorena Campos Apodaca*  
*Marcela Virginia Santana Juárez*  
*Noel Bonfilio Pineda Jaimes*

### **SÍNTESIS**

Este capítulo presenta una combinación de procedimientos para el estudio de la conformación del valor catastral del suelo utilizando un método de regresión geográficamente ponderada (GWR por sus siglas en inglés). Se detalla los pasos de su aplicación a un conjunto de diez indicadores identificados como los más significativos en la composición de dicho valor mediante la técnica de regresión lineal múltiple. Se aplica al Municipio de Zinacantepec, Estado de México, considerando una muestra de 1990 manzanas.

### **INTRODUCCIÓN**

Este capítulo tiene por objetivo aplicar un método de regresión conocido como GWR (Fotheringham et al., 2002) en la conformación del valor catastral del suelo que ayude a conocer el comportamiento espacial de los indicadores que influyen en este valor, en el municipio de Zinacantepec, Estado de México.

La metodología propone que a través de la GWR se conozcan los indicadores que tienen variabilidad espacial, así como los indicadores globales espacialmente estacionarios, la evaluación de la calidad de ajuste, el error estándar de la regresión y el valor Akaieke. Se tomaron en cuenta diez indicadores identificados como los más significativos mediante una regresión lineal múltiple.

La GWR es una valiosa herramienta para el análisis espacial de los indicadores que influyen en el valor de suelo, ya que toma en

cuenta la correlación espacial y la heterogeneidad espacial de los datos, muestra las diferencias geográficas del valor de suelo el cual se presenta de manera diferenciada, segmentada y discontinua en el territorio, dando como resultado modelos del comportamiento de los indicadores analizados por cada elemento de la muestra.

Los modelos obtenidos aportan información objetiva acerca de la composición del valor de suelo en las diferentes zonas del territorio municipal, evidenciando además los desequilibrios socio-espaciales que se presentan al interior del municipio, por lo que estos modelos se convierten en una herramienta importante de apoyo tanto a la tarea de determinar el valor catastral de suelo para fines tributarios, como en el diseño de políticas de ordenamiento territorial orientadas a reducir los desequilibrios espaciales.

## **MARCO CONCEPTUAL DEL MÉTODO GWR**

El método GWR es una forma local de regresión lineal que analiza interrelaciones de elementos que varían espacialmente. De esta forma, es posible identificar si las relaciones entre la variable dependiente y las variables independientes (variables explicativas) varían en el espacio geográfico, obteniéndose un modelo para cada elemento de la muestra con coeficientes de las variables independientes que varían en magnitud y dirección con respecto a la variable dependiente, lo que lo diferencia de un modelo global en donde se obtiene solamente un coeficiente por cada variable independiente (Módenes y Villarraga, 2014).

La GWR ajusta tantas regresiones como elementos analizados haya, dependiendo de su ubicación geográfica, dando más peso a las observaciones más próximas y menos a las más lejanas. Así, resultan estimaciones ajustadas a cada elemento de la muestra, con su respectiva ecuación (Gutiérrez-Puebla et al., 2012).

Para determinar la influencia que tienen diferentes variables en el caso específico de la composición del valor de suelo se han aplicado técnicas econométricas tradicionales las cuales, si bien proveen información sobre la disposición a pagar por los atributos

de un bien inmueble o sobre las características de éste que se consideran deseables, se aplican en datos que son de naturaleza espacial. Esto da como resultado una ecuación para todo el territorio con coeficientes que son un promedio del comportamiento, en toda el área de interés, de los indicadores analizados.

Lo anterior tiene el defecto de disfrazar las variaciones geográficas que se presentan en las relaciones entre los indicadores, ya que parten del supuesto de que las relaciones entre éstos son estacionarias espacialmente, sin considerar la posibilidad de que existan diferencias geográficas locales a causa de la heterogeneidad propia del espacio geográfico.

Anselin (1988 citado en Duque et al., 2011) resume los defectos de las técnicas econométricas tradicionales en dos problemas: no consideran la dependencia espacial entre las variables (correlación espacial) ni la heterogeneidad espacial, según la cual “las formas funcionales varían de acuerdo con la localización de los datos”, por lo que los coeficientes obtenidos con el modelo de Precios Hedónicos no son estacionarios, sino inestables en el espacio, esto es común en el mercado de suelo, ya que una característica de éste puede ser primordial en una zona y no ser significativa en otra (Duque et al., 2011), además sin tomar en cuenta que el valor del suelo se “presenta de manera diferenciada en el territorio, o sea de manera segmentada, discontinua, heterogénea” (Humarán, 2010), de tal forma que el territorio está segmentado en zonas con diferentes valores de suelo.

A fin de tomar en cuenta la correlación espacial y la heterogeneidad espacial propias del mercado de suelo se utiliza el software GWR, el cual permite construir modelos que incorporan estos dos elementos al considerar la existencia de coeficientes de regresión que varían en el espacio. Se basa en la ponderación espacial de los atributos que resultaron significativos, para cada elemento de la muestra, lo que permite relacionar a cada elemento con su entorno de influencia (entornos vecinales), estableciendo modelos particulares en función de estas relaciones (Humarán, 2010).

La ecuación de la GWR es la siguiente (Humarán, 2010), ecuación 1:

$$y(u,v) = \beta_0(u,v) + \beta_1(u,v)x_1 + \dots + \beta_n(u,v)x_n + \varepsilon(u,v)$$

Donde “Y” es la variable dependiente (en este caso el valor catastral de suelo),  $X_1, \dots, X_n$  son los atributos analizados,  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n$  son los parámetros a ser estimados,  $\varepsilon$  es el error de la ecuación, y  $(u,v)$  son las coordenadas de la posición de cada elemento de la muestra. El modelo genera una estimación de los parámetros de la ubicación y un valor previsto o estimado aplicando ponderación geográfica de tal forma que a “los datos o muestras más cercanos  $(u,v)$  se les da un mayor peso en el modelo que de datos o muestras más alejados” (Humarán, 2010).

Posteriormente se procede a la evaluación de la calidad del ajuste del método GWR el cual se realiza por medio de dos medidas de bondad de ajuste: 1) la  $r$  cuadrada ( $R^2$ , considerada el nivel explicativo del modelo) la cual está determinada por la parte sistemática de la ecuación de regresión y mide la variabilidad de la variable dependiente y  $(u,v)$ ; y 2) el término correspondiente al error estándar de la regresión (ecuación 2), en este software se generan varias columnas por cada indicador; entre ellas la parte sistemática y otra el error estándar.

Ecuación 2.

$$y(u,v) = \underbrace{\beta_0(u,v) + \beta_1(u,v)x_1 + \dots + \beta_n(u,v)x_n}_{\text{Parte sistemática}} + \underbrace{\varepsilon(u,v)}_{\text{Error estándar}}$$

Cuando se mide la bondad de ajuste se “divide” la ecuación en la parte sistemática (el pronóstico, la parte de la ecuación que se puede explicar en función de  $x$ ) y el error estándar (la parte de la ecuación que no se puede explicar a partir de los atributos considerados) a fin de conocer la importancia de estos dos elementos para explicar la variación de  $y(u,v)$ . La  $R^2$  mide qué proporción de la variación de la variable dependiente es explicada por la parte sistemática de la ecuación y al ser una proporción se mide en valores de 0 a 1. El error

estándar trata de estimar la variabilidad del componente de la ecuación que no se puede explicar ( $\varepsilon$ ). Entre mejor sea el ajuste, mayor es la  $R^2$  y menor es el error estándar.

El siguiente paso en la GWR es determinar la forma en que los indicadores deben ser considerados: global o localmente. Para identificar los indicadores que tienen un comportamiento global se utiliza la prueba de Monte Carlo; los indicadores sin variabilidad espacial en el territorio se considera que tienen un comportamiento global, estacionario. Posteriormente se realiza la calibración del modelo, en la cual se diferencian los indicadores que varían en el espacio y los que son espacialmente estacionarios.

Esta técnica proporciona elementos para conocer el nivel explicativo del método y los errores estándar a nivel local, así como para comprobar la significancia estadística del modelo resultante. Para graficar tanto los coeficientes de los indicadores generados por el modelo como la significancia estadística de éstos, y el nivel explicativo de los modelos locales, se utilizó el software ArcGis versión 10.3.

En este estudio se compara el método GWR con el modelo resultante de la regresión lineal múltiple, mediante el criterio de información Akaike (AIC) el cual es una medida de la bondad del ajuste del modelo, describe la relación entre la exactitud y complejidad del modelo. No es una prueba del modelo en el sentido de probar una hipótesis nula, es una herramienta para seleccionar el mejor modelo entre varios de ellos.

La aplicación a las características de un inmueble puede ser de gran importancia en una zona determinada y no serlo en otra zona con condiciones diferentes. En este caso la metodología econométrica tradicional arroja coeficientes que son promedios de los datos, mientras que la GWR arroja coeficientes ponderados de cada una de las características, proporcionando información más precisa sobre la realidad del caso de estudio.

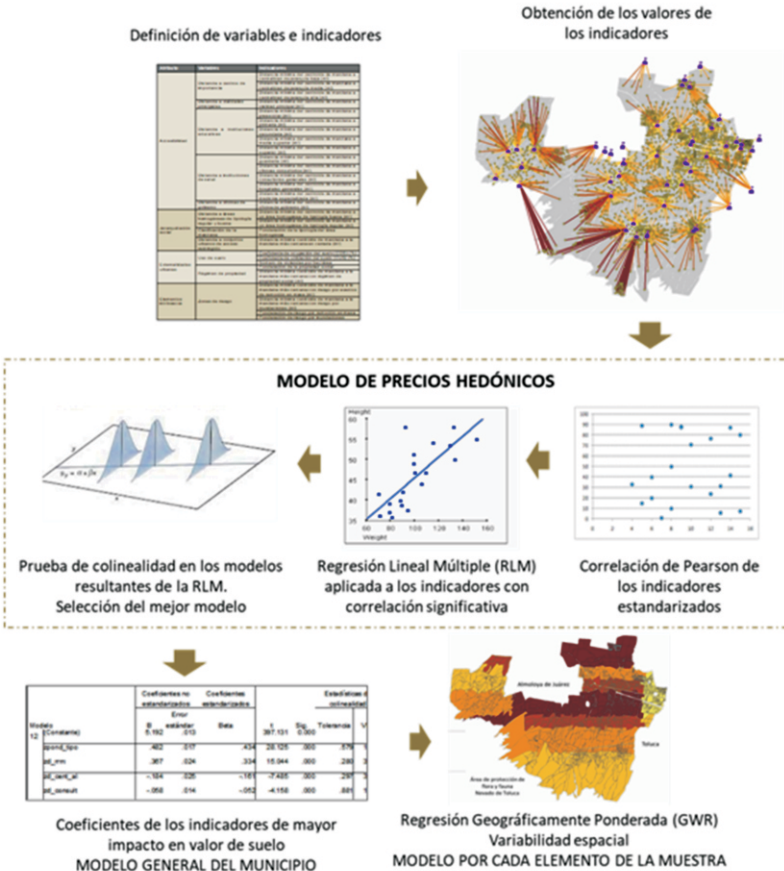
## **METODOLOGÍA**

Este trabajo incluye la delimitación de la unidad de análisis; la selección del caso de estudio; la definición de las variables y de los



indicadores respectivos; las fuentes de información que se consideraron; la integración cartográfica de los datos; y finalmente el desarrollo de los procesos que comprende el análisis del comportamiento de los datos que se integraron cartográficamente y a partir de éstos, la generación de los valores de los indicadores, la aplicación del modelo de Precios Hedónicos (PH) a los indicadores definidos a fin de obtener un modelo general de la contribución de éstos en el valor catastral del suelo y por último, la utilización del método GWR con el propósito de obtener un modelo local para cada elemento de la muestra (figura 1).

Figura 1. Esquema metodológico para el análisis de la conformación del valor catastral del suelo en el municipio de Zinacantepec, Estado de México, mediante la GWR.



Fuente: Elaboración propia, 2018

## APLICACIÓN AL MUNICIPIO DE ZINACANTEPEC (MANZANAS SELECCIONADAS)

El área de estudio corresponde a la zona urbana del municipio de Zinacantepec, perteneciente a la Zona Metropolitana de Toluca, en el Estado de México.

La unidad de análisis es a nivel de manzana y la muestra se conforma por 1990 manzanas. La variable dependiente es el valor catastral de suelo. Con base en la normatividad en materia de valuación catastral y en literatura consultada se definieron 11 variables como las de mayor influencia en el valor de suelo. A partir de éstas se definieron 28 indicadores, considerados en el modelo como las variables independientes (cuadro 1).

Cuadro 1. Variables e indicadores

Variabes	Indicadores
1.Distancia a centros de importancia	1.Distancia mínima del centroide de manzana a centralidad de jerarquía baja (ml)
	2.Distancia mínima del centroide de manzana a centralidad de jerarquía media (ml)
	3.Distancia mínima del centroide de manzana a centralidad de jerarquía alta (ml)
2.Distancia a vialidades principales	4.Distancia mínima del centroide de manzana a vialidad principal (ml)
3.Distancia a instituciones educativas	5.Distancia mínima del centroide de manzana a preescolar (ml)
	6.Distancia mínima del centroide de manzana a primaria (ml)
	7.Distancia mínima del centroide de manzana a secundaria (ml)
	8.Distancia mínima del centroide de manzana a media superior (ml)
	9.Distancia mínima del centroide de manzana a superior (ml)
4.Distancia a instituciones de salud	10.Distancia mínima del centroide de manzana a guardería (ml)
	11.Distancia mínima del centroide de manzana a clínicas consultorios (ml)
	12.Distancia mínima del centroide de manzana a consultorios generales (ml)
	13.Distancia mínima del centroide de manzana a hospitales generales (ml)
5.Distancia a oficinas de gobierno	14.Distancia mínima del centroide de manzana a medicina especializada (ml)
	15.Distancia mínima del centroide de manzana a oficina de gobierno (ml)
6.Distancia a áreas homogéneas de tipología regular y buena	16.Distancia mínima del centroide de manzana a un área homogénea de tipología buena (ml)
	17.Distancia mínima del centroide de manzana a un área homogénea de tipología regular (ml)
7.Clasificación de la manzana	18.Ponderación de la tipología del área homogénea
8.Distancia a conjuntos urbanos de acceso	19.Distancia mínima centroide de manzana a la manzana más cercana en cerrada (ml)

Fuente:  
Elaboración propia, 2018

## Procedimientos

El primer paso es la obtención de los valores de los 28 indicadores mediante el método de doble umbral y herramientas de geoprocésamiento en un sistema de información geográfica.

Posteriormente se estandarizaron y se estimó la correlación entre las variables independientes y la variable dependiente mediante la correlación de Pearson en el software de IBM SPSS Statistics. Por no identificarse correlación significativa entre los indicadores (variables independientes) y el valor catastral de suelo (variable dependiente) se eliminaron diez indicadores. A los 18 indicadores restantes se les aplicó la técnica de regresión lineal múltiple paso a paso. Por identificarse la presencia de colinealidad se eliminaron ocho indicadores.

Considerando el máximo nivel de explicación ( $R^2$ ) de los modelos resultantes y asegurando que los indicadores que le corresponden no presenten colinealidad, además de tomar en cuenta que éstos no presenten coeficientes con signo invertido respecto a la correlación con la variable dependiente, se seleccionó el mejor modelo, obteniendo así un modelo global para todo el territorio con los diez indicadores más significativos en el valor catastral de suelo (cuadro 2).

Cuadro 2. Coeficientes del modelo seleccionado a partir de la regresión lineal múltiple

Modelo	Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.	Estadísticas de colinealidad	
	B	Error estándar	Beta			Tolerancia	VIF
12 (Constante)	5.192	.013		397.131	0.000		
zpond_tipo	.482	.017	.434	28.125	.000	.579	1.728
zd_rrm	.367	.024	.334	15.044	.000	.280	3.570
zd_cent_al	-.184	.025	-.161	-7.485	.000	.297	3.364
zd_consult	-.058	.014	-.052	-4.158	.000	.881	1.135
zd_cjidos	.078	.023	.071	3.452	.001	.322	3.106
zd_media_s	-.053	.014	-.048	-3.713	.000	.840	1.190
zd_cent_ba	-.043	.014	-.039	-3.065	.002	.831	1.203
Zcos	.299	.020	.267	14.927	.000	.431	2.319
zviv_ha	-.099	.022	-.090	-4.624	.000	.362	2.761
zpond_rinu	.032	.014	.030	2.394	.017	.902	1.108

Variable dependiente: ln\_valcat

Fuente: Elaboración propia, 2018

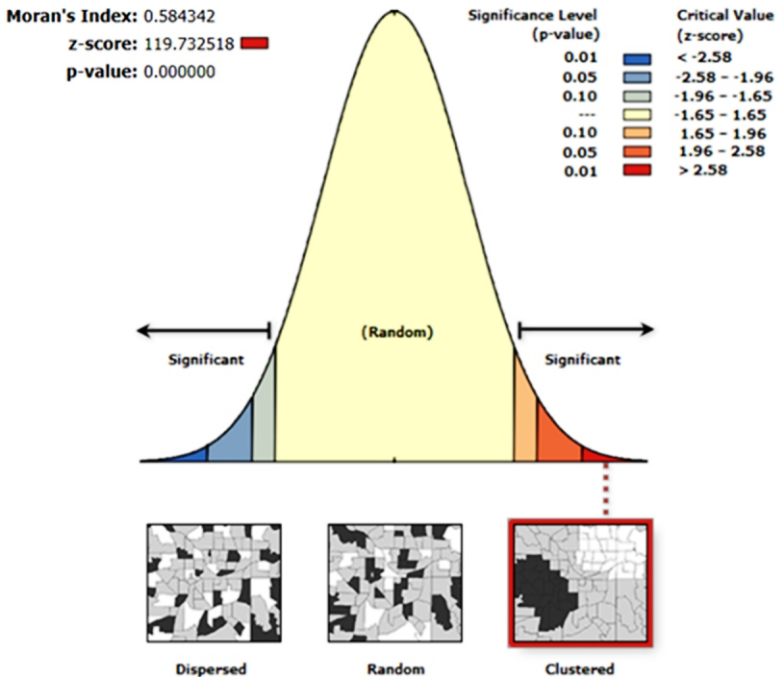
Toda vez que los datos son de naturaleza espacial, sólo en caso de existir autocorrelación espacial y/o heterogeneidad espacial sería necesario aplicar métodos de regresión espacial. Para comprobar la existencia de autocorrelación espacial en el modelo seleccionado se utilizó el Índice de Morán, el cual mide la autocorrelación espacial basada en las ubicaciones y los valores de las entidades y evalúa si el patrón expresado está agrupado, disperso o es aleatorio (figura 2).

Se aplicó el índice de Morán en el software ArcGis 10.3 a partir de las siguientes hipótesis, partiendo de que en el análisis espacial la hipótesis nula significa ausencia de un patrón espacial (Vilalta, C.J., 2005):

$H_0$ : No existe autocorrelación espacial (los valores de suelo están distribuidos en forma aleatoria en el área de estudio).

$H_1$ : Existe autocorrelación espacial.

Figura 2. Resultado de la autocorrelación espacial mediante el índice de Morán



Fuente: Proceso propia, 2018

El resultado señala que la distribución de los valores es agrupada (clustered) e indica que dado el valor  $p = 0.01$  (el valor  $p$  correspondiente al área marcada con color rojo en la figura 1) hay una probabilidad del 1% de que este patrón agrupado pueda ser el resultado de una distribución aleatoria. Puede afirmarse que la concentración no es aleatoria, por lo tanto se rechaza la hipótesis nula y se concluye que existe autocorrelación espacial.

En lo que respecta a la heterogeneidad espacial, ésta se presenta cuando se analiza un fenómeno que se distribuye de manera distinta en el espacio analizado (Chasco, 2004). Según Anselin (2001 citado en Chasco, 2004), la heterogeneidad espacial puede ser definida como la “inestabilidad estructural en forma de varianza no constante de los residuos de una regresión (heteroscedasticidad) o en los coeficientes del modelo”, de lo cual se deduce que la heteroscedasticidad es una manifestación de la heterogeneidad espacial en un modelo de regresión lineal múltiple (Charo, 2004) y si la heterogeneidad espacial está presente, es necesario utilizar técnicas que tomen en cuenta el componente espacial.

Considerando lo anterior, se identificó la heterogeneidad espacial al comprobar la presencia de heteroscedasticidad en el modelo obtenido mediante pruebas estadísticas: las pruebas de Breusch-Pagan y de Koenker-Bassett, y la prueba general de heteroscedasticidad de White. De esta forma se pudo establecer que el modelo es heteroscedástico y, por lo tanto, espacialmente heterogéneo (cuadro 3).

Cuadro 3. Pruebas de heteroscedasticidad

<b>PRUEBA</b>	<b>DF</b>	<b>VALOR</b>	<b>Probabilidad (valor P)</b>
Breusch-Pagan	10	173.6656	0.00000
Koenker-Bassett	10	50.3990	0.00000
White	65	330.7592	0.00000

Fuente: Proceso propio (2018)

Una vez identificada la existencia de autocorrelación espacial y de heterogeneidad espacial, se concluye que es indispensable aplicar métodos de regresión espacial, como la GWR.

En la aplicación del método GWR se consideraron los diez indicadores resultantes de la técnica de regresión lineal múltiple. Se utilizó el software GWR primero para identificar los indicadores que tienen variabilidad espacial y aquellos a los que se deberá de dar un tratamiento de indicadores globales.

Mediante la prueba de Monte Carlo se identificó que el indicador distancia a centro de importancia de jerarquía baja (zd\_cen\_b) no tiene variabilidad espacial y por lo tanto debe ser considerado como fijo o estable en el espacio. El resto de los indicadores se consideran como locales, ya que esta prueba señala que son heterogéneos espacialmente (cuadro 4).

Cuadro 4. Prueba de significancia de Monte Carlo

Nombre del indicador	Parámetro	Valor-p	
	Intercepto	0.00000	***
Coefficiente de ocupación del suelo	zcos	0.00000	***
Número de viviendas por hectárea	zviv_ha	0.00000	***
Tipología del área homogénea	zpond_ti	0.00000	***
Riesgos por inundaciones	zpond_ri	0.00000	***
Distancia a centralidad de jerarquía alta	zd_cen_a	0.00000	***
Distancia a centralidad de jerarquía baja	zd_cen_b	0.09000	n/s
Distancia a consultorios medicos	zd_consus	0.00000	***
Distancia a instituciones de educación media superior	zd_media	0.00000	***
Distancia a suelo de propiedad social	zd_ejido	0.00000	***
Distancia a zonas de riesgos por remoción en masa	zd_rrm	0.00000	***
		*** = significancia al nivel 0.1%	

Fuente: Proceso propio, 2018

Posteriormente se aplicó la técnica semiparamétrica del método GWR. En la ejecución del método se especificó el indicador que tiene comportamiento global y los nueve indicadores con comportamiento local.

Al estar los elementos de la muestra (las 1990 manzanas analizadas) distribuidos por todo el territorio, el resultado es la

obtención de un micro modelo para cada uno de ellos, de tal forma que cada uno tendrá un comportamiento distinto de los valores de los indicadores en cuanto a la magnitud y en algunos casos también en la dirección.

La evaluación de la calidad del ajuste se realizó mediante el nivel explicativo del modelo (la  $R^2$ ) y el error estándar de la regresión. El modelo general tiene un nivel explicativo mayor que el modelo resultante de la técnica de regresión lineal múltiple y un valor Akaike<sup>2</sup> menor, lo que evidencia que es mejor modelo con respecto al obtenido de la regresión lineal múltiple (Cuadro 5).

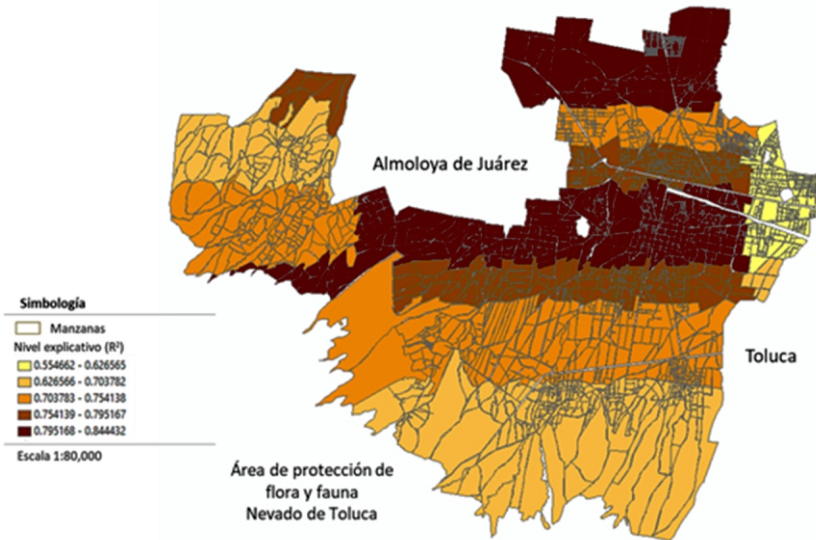
Cuadro 5. Nivel explicativo y criterio de información Akaike

Modelo	Nivel explicativo	AIC
Regresión lineal múltiple	72.7%	3500.1856
GWR	81.9%	2781.5808

Fuente: Proceso propio, 2018 en el software GWR

En el análisis de cada modelo individual se identifica que las regresiones locales presentaron coeficientes con niveles explicativos en un rango de 55.46% a 84.44% (figura 3).

Figura 3. Municipio de Zinacantepec. Manzanas muestra. Nivel explicativo del modelo ( $R^2$  local)

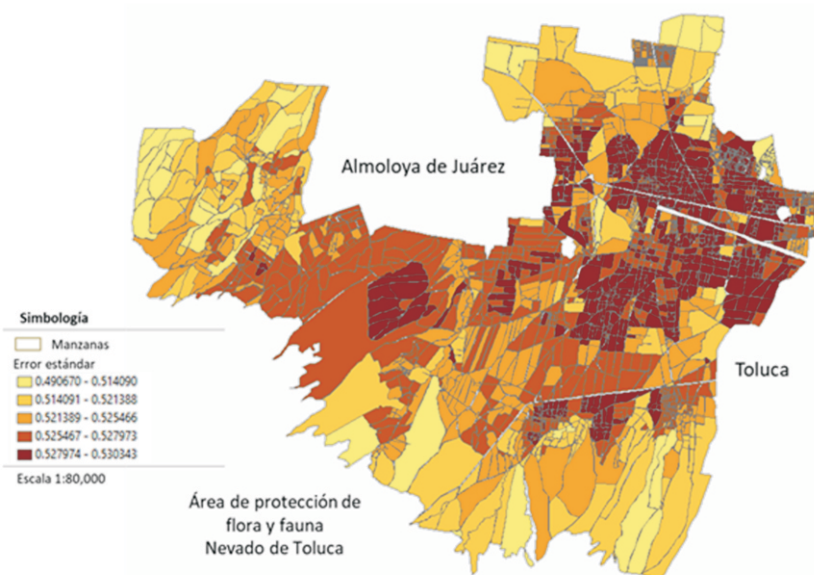


Fuente: Proceso propio (2018)

Con respecto al error estándar, éste indica la diferencia entre el valor observado y el valor predicho. Es la parte de la variable dependiente sin explicar y se representa en la ecuación con el término de error aleatorio ( $\varepsilon$ ). La magnitud de los errores estándar es una medida del ajuste del modelo. La figura 4 muestra la distribución de éstos en el modelo resultante del método GWR.



Figura 4. Municipio de Zinacantepec. Manzanas seleccionadas. Error estándar de los modelos



Fuente: Proceso propio (2018)

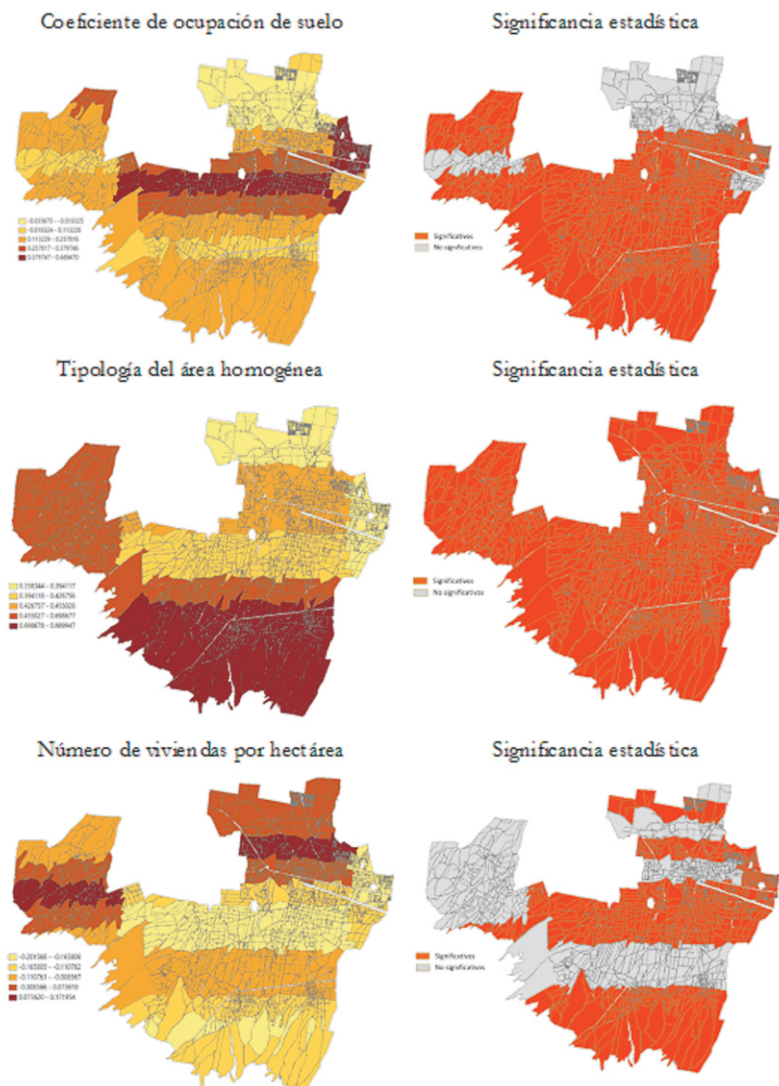
Lo anterior muestra que la calidad del ajuste del método GWR depende de la ubicación de cada elemento de la muestra, ya que tanto la  $R^2$  que mide qué proporción de la variación de la variable dependiente es explicada por los indicadores incluidos en el modelo, como el error estándar que estima la variabilidad del componente de la ecuación que no se puede explicar con los indicadores considerados, tienen valores diferentes en cada manzana analizada.

Los indicadores con mayor relevancia en el valor catastral de suelo en el municipio de Zinacantepec son los siguientes: la ponderación de la tipología del área homogénea, la distancia a zonas de riesgo por eventos de remoción en masa, la distancia a centros de importancia de jerarquía alta, la distancia a consultorios médicos, la distancia a suelo con régimen de propiedad social, la distancia a escuelas de educación media superior, la distancia a centro de importancia de jerarquía baja, el coeficiente de ocupación de suelo, el número de viviendas por hectárea y la ponderación del riesgo por inundaciones.

En lo concerniente a la variabilidad espacial de los diez indicadores con la contribución más significativa en el valor de suelo, ésta muestra que el aporte de cada uno de ellos a la formación del valor de suelo es diferente en cada modelo local, es decir, está en función de la ubicación geográfica de cada elemento de la muestra: el mismo indicador tiene diferente influencia en el valor catastral de suelo dependiendo de la ubicación de la manzana.

La heterogeneidad espacial de los indicadores se demuestra por medio de las gráficas del comportamiento de los coeficientes resultantes en los modelos locales obtenidos. La figura 4 muestra los distintos valores que toman algunos de los coeficientes locales en el territorio municipal, lo que hace visible su variabilidad espacial, seguidas de las figuras que corresponden a la significancia estadística -con un nivel de confianza de 90%- de la variabilidad de los coeficientes de los modelos locales.

Figura 5. Variabilidad espacial de los coeficientes de los indicadores y significancia estadística. Municipio de Zinacantepec. Manzanas seleccionadas.



Fuente: Proceso propio (2018)

## **CONSIDERACIONES FINALES**

En el caso de estudio se utilizó un método espacial para medir la influencia de algunos indicadores en el valor catastral de suelo.

El método GWR resultó ser más conveniente toda vez que considera la autocorrelación espacial y la heterogeneidad espacial de los datos, lo cual es indispensable en el modelamiento de un fenómeno cuyos indicadores son de naturaleza espacial.

De la prueba de Monte Carlo se identificó que el indicador distancia a centro de importancia de jerarquía baja (zd\_cen\_b) no tiene variabilidad espacial y por lo tanto debe ser considerado como fijo o estable en el espacio. A los 9 indicadores restantes se les dio el tratamiento de locales, ya que esta prueba señaló que son heterogéneos espacialmente.

De esta forma, se obtiene un modelo local del comportamiento de los diez indicadores analizados para cada manzana, teniendo diferencias en la magnitud y en la dirección de los coeficientes, lo que evidencia la variabilidad espacial en 9 indicadores en el municipio de Zinacantepec, Estado de México, en las 1990 manzanas consideradas.

El resultado obtenido es un modelo global para todo el territorio municipal y un modelo local para cada elemento de la muestra (1990 manzanas), en los que se puede identificar variaciones geográficas en las magnitudes y en los signos de los coeficientes con respecto al modelo global.

La variabilidad espacial de los diez indicadores con la contribución más significativa en el valor de suelo muestra que el aporte de cada uno de ellos al valor de suelo es diferente en cada modelo local, es decir, está en función de la ubicación de cada elemento de la muestra: el mismo indicador tiene diferente influencia en el valor catastral de suelo dependiendo de la ubicación de la manzana.

Se concluye que existe variabilidad espacial en el territorio municipal de los indicadores más significativos en el valor catastral de suelo.

Se concluye que la ubicación es un factor sustancial en el valor de suelo, como lo afirma la teoría de la localización que atribuye la formación del valor del suelo a partir de la accesibilidad, pero no es el factor determinante; se identifica que actualmente factores como la jerarquización social y elementos socioeconómicos adquieren una mayor relevancia, de acuerdo con la teoría de la jerarquización social que resaltan el prestigio social y diferenciación social del espacio en el valor del suelo.

Este trabajo representa una contribución original al estudio de los valores catastrales de suelo ya que en el ámbito local no se cuentan con suficientes investigaciones sobre el comportamiento de las variables que impactan en el valor de suelo. Además, constituye un aporte importante para el análisis del territorio a nivel micro, lo que permite identificar su heterogeneidad interna.

## **BIBLIOGRAFÍA**

Agudelo, J. E.; Agudelo, G. A.; Franco, L. C.; Franco, L. E. 2015. Efecto de un estadio deportivo en los precios de arrendamiento de viviendas: una aplicación de regresión ponderada geográficamente (GWR). *Ecós de Economía*. 19(40):66-80.

Campos, N. 2018. Modelo explicativo de la determinación del valor catastral de suelo, mediante análisis espacial. Tesis para obtener el grado de Maestra en Análisis Espacial y Geoinformática. Universidad Autónoma del Estado de México. Toluca.

Chaso, C. 2003. Métodos gráficos del análisis exploratorio de datos espaciales. Instituto de Economía Aplicada. Universidad Autónoma de Madrid. Madrid.

Chaso, C. 2004. Modelos de heterogeneidad espacial. Universidad Autónoma de Madrid. Madrid.

Collazos, E.; Gamboa, W.; Prado, P.; Verardi, V. 2006. Análisis espacial del precio de oferta de la vivienda en el área metropolitana de Cochabamba. *Revista Latinoamericana de Desarrollo Económico*. (6):33-62.

Duque, J.; Velásquez, H.; Agudelo, J. 2011. Infraestructura pública y precios de vivienda: una aplicación de regresión geográficamente ponderada en el contexto de precios hedónicos. *Revista Ecos de Economía*. 15(33):95-122.

Fotheringham, A.S.; Brunson, C.; Charlton, M.; 2002. *Geographically Weighted Regression. The analysis of spatially varying relationships*. John Wiley & Sons Ltd. New York.

Gargallo, P.; Miguel J.A.; Salvador, M. 2014. Filtraje Espacial Bayesiano para Modelos Hedónicos: Una Aplicación al Mercado Inmobiliario Español. *International Conference on Regional Science: Financing and the role of the regions and towns in economic recovery. Facultad de Economía y Empresa y Parainfo. Universidad de Zaragoza. Zaragoza.*

Gutiérrez-Puebla, J.; García-Palomares, J.C.; Daniel-Cardozo, O. 2012. Regresión Geográficamente Ponderada (GWR) y estimación de la demanda de las estaciones del Metro de Madrid. *XV Congreso Nacional de Tecnologías de la Información Geográfica, Madrid, AGE-CSIC*. Madrid.

Humarán, I. 2010. Hacia una medida integrada del factor de localización en la valoración residencial: El caso de Mazatlán. Tesis doctoral. Universidad de Cataluña. Barcelona.

Módenes, J. A.; Villarraga, H.G. 2014. Variación espacial de los factores asociados a la migración interna en España: ¿influye la presencia de población extranjera?. *XIV Congreso Nacional de Población, AGE*. Sevilla.

*Nydia Lorena Campos Apodaca, Marcela Virginia Santana Juárez y Noel Bonfilio Pineda Jaimes*

Vilalta C. J. 2005. Cómo enseñar autocorrelación especial. *Economía, Sociedad y Territorio*. 5(18):323-333. El Colegio Mexiquense, A.C. Toluca.

Esta obra se terminó de editar  
en la Ciudad Autónoma de Buenos Aires, Argentina.  
Mayo de 2019.





ISBN 978-987-1548-98-9

