

# Análisis espacial de la correlación entre variables implicadas en la incidencia de siniestros de tránsito tipo atropellamiento en la ciudad de Toluca, México, mediante OLS, GWR y KDE

Spatial analysis of the correlation between the variables involved in the incidence of transit events of running over pedestrians in Toluca city, Mexico, through OLS, GWR and KDE

Recibido: marzo 2021  
Aceptado: marzo 2022

Raquel Hinojosa Reyes<sup>1</sup>

---

## Resumen

En este artículo se analiza la relación entre factores del entorno urbano (intersecciones viales, distribución de las actividades económicas y condiciones socioeconómicas de la población) y la incidencia de siniestros de tránsito tipo atropellamiento en Toluca. La metodología utilizada consiste en el análisis espacial con base en modelos lineales Ordinary Least Squares (OLS), Geographically Weighted Regression (GWR) y Kernel Density Estimation (KDE). La base de datos de siniestros se obtuvo de la Dirección de Seguridad Pública y Tránsito de Toluca (DSPT) (2000-2005) y el marco geoestadístico (Inegi, 2010). Los resultados muestran que las características del entorno local tienen una poderosa influencia en las víctimas peatonales, dado que la evidencia empírica apunta a que la incidencia de atropellamientos es mayor en zonas con alta densidad de empleo (comercial, servicios e industrial) y en las intersecciones de vialidades de primer y segundo orden. Los resultados son de suma utilidad para el mejoramiento en las políticas de infraestructura peatonal urbana.

## Palabras Claves:

siniestros viales peatonales; modelos lineales espacialmente ponderados; densidad de empleo

## Abstract

This article analyzes the relationship between factors in the urban environment (road intersections, distribution of economic activities, and socio-economic conditions of the population) and the incidence of run-over-type traffic accidents in Toluca. The methodology used is through spatial analysis based on Ordinary Least Squares (OLS), Geographically Weighted Regression (GWR) and Kernel Density Estimation (KDE) linear models. The claims database was obtained from the Toluca Security and Traffic Directorate (2000-2005) and the geostatistical framework (Inegi, 2010). The results show that the characteristics of the local environment have a powerful influence on pedestrian victims, since empirical evidence points to the fact that the incidence of road accidents is higher in areas with high employment density (commercial, services and industrial) and intersections of first and second order roads. The results are extremely useful for improving urban pedestrian infrastructure policies.

## Keywords:

pedestrian road accidents; spatially weighted linear models; employment density

---

<sup>1</sup> Nacionalidad: mexicana; adscripción: Facultad de Geografía de la Universidad Autónoma del Estado de México, Estado de México, México; doctora en Planeación Urbana y Regional; email: hinojosaraquel82@gmail.com

## Introducción

En las urbes todos estamos expuestos a sufrir un siniestro vial (los conductores de vehículos de motor, los motociclistas, los ciclistas y los peatones). Sin embargo, queda claro que el peatón es el usuario más vulnerable, pues está totalmente desprotegido ante una eventualidad. Basta con caminar un poco por la ciudad para reconocer la vulnerabilidad del peatón ante la seguridad vial, dada la poca infraestructura y dispositivos dedicados a este ámbito. El peatón es un actor fundamental en la ciudad, pero también es uno de los más olvidados, se considera y se siente excluido de la ciudad, principalmente en ciudades con economías emergentes (Erdogan, 2009), pues a nivel global alrededor de 270,000 peatones pierden la vida en la vía pública cada año (OMS, 2013).

El fenómeno de los siniestros viales sucedidos a peatones está estrechamente relacionado con el crecimiento de las ciudades, del parque vehicular, de la población y la poca infraestructura vial desarrollada para ellos, así como la ausencia de políticas que los involucren en la seguridad vial de manera significativa. Esto ha ocasionado que los atropellamientos se incrementen en grandes porcentajes y con consecuencias fatales. Un dato muy revelador es que, a nivel mundial, los peatones representan el 22% del total de defunciones por accidentes de tránsito, millones sufren traumatismos y muchos se ven afectados por una discapacidad permanente. Esta realidad es la causa de mucho sufrimiento y dolor, así como de situaciones económicas difíciles para las familias más marginadas (OMS, 2013).

En México las estadísticas respecto de la seguridad vial revelan una situación preocupante, pues desde 1970 hasta fechas recientes, los accidentes de tránsito se han incrementado en más del 80%. Durante el 2012, en zonas urbanas y suburbanas se contabilizaron más de 380, 000 accidentes viales, de los cuales hubo 5, 469 muertes y 128, 949 heridos. Del total de accidentes, el 4.04% eran peatones (15, 571 personas); el 22% de las defunciones fueron por atropellamiento y el 12.3% fueron heridos por la misma causa (Inegi, 2010). Por lo que el análisis del fenómeno es fundamental para identificar sitios peligrosos y relacionar elementos del entorno en apoyo a los gestores de la seguridad vial para una mejor toma de decisiones.

Varios estudios previos han analizado la relación entre los accidentes de tránsito y los componentes de la ciudad. Se menciona que en zonas con mayor desarrollo existen más accidentes viales concentrados en la población económicamente activa. Estos percances son más frecuentes en zonas de actividades económicas mixtas o zonas con alto nivel de empleo, por lo tanto, hay más tráfico y flujo peatonal, y serán menos frecuentes en zonas puramente residenciales, pues se percibe un efecto neutralizante en dichas áreas (Graham and Gleister, 2003; Noland and Quddus, 2004; Kim *et al.*, 2006; Fuentes y Hernández, 2009; Prasannakumar *et al.*, 2011; Pulugurtha *et al.*, 2012).

El objetivo de este estudio es identificar la correlación espacial de variables asociadas con el entorno urbano en la incidencia de siniestros ocasionados a peatones (atropellamientos), utilizando modelos lineales ponderados espacialmente, así como la Estimación de Densidad de Kernel a través de la herramienta de Sistemas de Información Geográfica (SIG), considerando como zona de estudio la ciudad de Toluca, México.

El documento se estructura de la siguiente forma: un apartado de antecedentes donde se analizan los accidentes de tránsito y se utilizan los diferentes tipos de análisis espacial con la herramienta SIG; otro apartado de metodología, en el que se describe la zona de estudio, los datos, materiales y métodos; posteriormente se exponen los resultados, discusión y hallazgos y, finalmente, se presentan las conclusiones.

## Antecedentes

En los últimos años, en el análisis de los datos de siniestros viales se ha utilizado la herramienta SIG y el análisis estadístico se ha incrementado considerablemente, pues la connotación espacial que los caracteriza permite realizar análisis espaciales abundantes y variados, que apoyan en la mejora de la seguridad vial (Satria y Castro, 2016).

El análisis espacial,<sup>2</sup> en primera instancia,

---

<sup>2</sup> Para Margai y Oyana (2016), el análisis espacial es un campo amplio e integral del análisis geográfico que implica el uso de herramientas y procedimientos para analizar y sintetizar datos referenciados. Los enfoques utilizados se basan en principios estadísticos, matemáticos y geográficos, analizar sistemáticamente los patrones y procesos espaciales, incluida la exploración de las interacciones entre el espacio y el tiempo. Con ello es posible estudiar la ubicación y distribución de objetos, personas, eventos y procesos en el espacio, además de los factores subyacentes que explican estas disposiciones.

se utiliza para delimitar geográficamente las ubicaciones donde ocurrieron los siniestros para evaluar patrones específicos de distribución en el tiempo a través de la visualización de mapas, lo que hace que sean de fácil entendimiento para cualquier nivel de usuario (Tarmiji *et al.*, 2018). La herramienta de SIG tiene la posibilidad de integrar y manejar una gran cantidad de datos, por lo que es una plataforma que permite generar, manipular, analizar y visualizar datos espaciales y la relación entre los mismos, además de que los resultados pueden ser gráficos o no y están asociados en este caso al siniestro vial tipo atropellamiento (Olaya, 2020). El SIG se destaca por su capacidad para realizar análisis espacial a veces descriptivo (solo como una base de datos geográfica para almacenar y representar datos sobre siniestros y características de las carreteras) o para realizar análisis más complejos a partir del desarrollo de estadísticas espaciales que se basan en datos geolocalizados (Satria y Castro, 2016).

Desde la perspectiva del análisis espacial, el reconocimiento de patrones espaciales de los accidentes por atropellamiento constituye una herramienta valiosa para conocer la variación espacio-temporal e identificar el rol del entorno urbano. Hoy en día los siniestros viales pueden identificarse entre los fenómenos casi imposibles de tratar sin datos espaciales, pues está comprobado que en muchos de los casos están involucradas variables que tienen una connotación espacial, pues permiten dar explicaciones más certeras del siniestro (Satria y Castro, 2016; Pirdavani *et al.* 2014; Akbar *et al.*, 2011; Hadayeghi *et al.*, 2010; Cottrill and Thakuria, 2010).

Las aplicaciones y el uso de la herramienta SIG desde la década de los 90 han sido amplias en el tema de la seguridad vial y en el análisis de patrones espaciales de accidentes de tránsito, con el propósito de apoyar la reducción del número de atropellamientos en diferentes ciudades del mundo (Rahman *et al.*, 2018; Tarmiji *et al.*, 2018; Satria y Castro, 2016; Hashimoto *et al.*, 2016; Algora *et al.* 2016; Rhee *et al.*, 2016; Yu *et al.*, 2014; Pirdavani *et al.* 2014; Hernández, 2012; Hadayeghi *et al.* 2010; Erdogan *et al.* 2008). Los tipos de análisis espacial aplicables para accidentes incluyen el análisis de intersecciones,

análisis por segmentos, análisis de clúster, análisis de densidad de Kernel, análisis de patrones y análisis espacial usando técnicas de modelación, distribución Poisson, OLS, Índice de Moran, Getis-Ord, y GWR. Todos estos con el propósito de apoyar propuestas preventivas tendientes a mejorar la seguridad vial de los peatones en zonas identificadas como de alto riesgo.

## Metodología

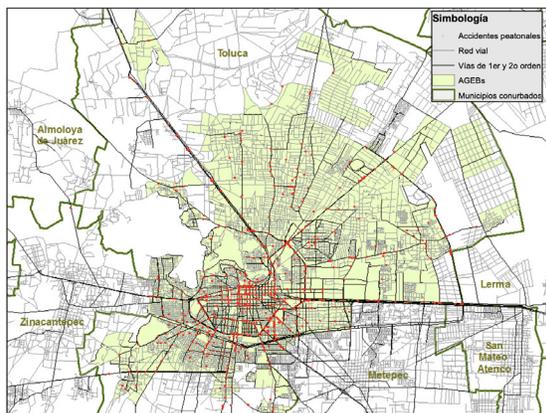
### Zona de estudio

La zona de estudio corresponde a la ciudad de Toluca, capital del Estado de México, que está situada a 2, 600 metros sobre el nivel del mar. El municipio de Toluca cuenta con alrededor de 870, 000 habitantes y se considera el municipio central de la zona metropolitana con el mismo nombre, que para 2014 contaba con poco más de 2.4 millones de habitantes posicionándola como la quinta zona metropolitana de mayor población en México (Inegi, 2010) y está ubicada a 66 kilómetros de distancia hacia el occidente del Valle de México. El área de análisis donde se enfocó la investigación se delimitó al número de atropellamientos georreferenciados por intersección, eventos que se agregaron por Área Geoestadística Básica (Ageb)<sup>3</sup> para su análisis espacial. El trabajo se enfoca en el centro tradicional de negocios del área metropolitana de Toluca, catalogada como la zona de máximos flujos de tráfico vehicular y de movilidad peatonal en la ciudad y que había sido delimitada funcionalmente en un trabajo previo (Garrocho y Flores, 2009). La zona queda delimitada por 193 Ageb, sin embargo, la mayoría de ellas no registran siniestralidad por atropellamiento, o lo hacen con eventos dispersos en toda el área y tienden a concentrarse en la zona centro. Por tal motivo se decidió que el nivel de agregación fuera de mayor detalle que una Ageb y menor a una intersección, por lo que se optó por utilizar un *grid* o cuadrícula uniforme de 500 por 500 metros utilizada en otras investigaciones (Kim *et al.*, 2006), lo que permitió realizar un análisis en el que los resultados fueron contundentes y reveladores.

<sup>3</sup> La Ageb es la extensión territorial que corresponde a la subdivisión de las áreas geoestadísticas municipales. Constituye la unidad básica del Marco Geoestadístico Nacional y, dependiendo de sus características, dichas áreas se clasifican en dos tipos: geoestadística básica rural y urbana (Inegi, 2010).

En la figura 1 se presenta la zona de estudio y se muestra la distribución de accidentes de tránsito tipo atropellamiento de forma puntual en color rojo; los polígonos de color verde representan las Agebs urbanas; la red vial de primer y segundo orden de color negro; en color gris la red vial de acceso local y el contorno de municipios en color verde; todo ello permitió delimitar el área de análisis.

Figura 1. Zona de estudio



Fuente: Elaboración propia con base en datos del Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática (Inegi, 2010) y la DSPT 2000-2005

Tabla 1. Variables

Variable	Indicador (nemónico)	Suma	$\mu$	$\delta$
Atropellamientos	Siniestros por atropellamiento	1, 007	2.23	4.8
Vialidades	Intersecciones compuestas por vialidades de 1 <sup>er</sup> y 2 <sup>do</sup> orden (Inter)	21, 192	30.39	20.9
Económicas	Unidades económicas (Unid <sub>econ</sub> )	28, 865	102.72	136.08
	Densidad de empleo total (Emp <sub>total</sub> )	172, 504	613.89	912.14
	Densidad de empleo de servicios (Emp <sub>serv</sub> )	77,570	276.04	578.75
	Densidad de empleo comercial (Emp <sub>com</sub> )	53,527	190.48	340.94
	Densidad de empleo industrial (Emp <sub>ind</sub> )	18,067.5	64.29	104.32
	Escuelas de nivel básico (Esc <sub>nbasic</sub> )	166	.59	90
	Número de alumnos de nivel básico (Nun <sub>nbasic</sub> )	69, 984	249	504.73
Población	Población de 60 y más (Pop <sub>60ymas</sub> )	15, 203	54	55

Fuente: Elaboración propia con base en datos del Inegi (2010); la DSPT 2000-2005 y la Densidad Nacional de Unidades Económicas (Denu, 2010)

Preparación de datos

Dado que los datos de siniestros por atropellamiento tienen una localización geográfica, se pretende identificar si existe una correlación espacial con su entorno. Para ello se explora la forma en la que

variables como la densidad de población, del empleo y la presencia de intersecciones viales cercanas influyen en los siniestros viales de peatones (Romi, 2016; Pulgurtha *et al.*, 2012; Prasannakumar *et al.*, 2011; Quddus, 2008; Kim *et al.*, 2006; Noland and Quddus, 2004; Graham and Gleister, 2003). En la tabla 1 se muestran las variables e indicadores que se consideran para el análisis.(ver tabla 1).

Datos de siniestros, tipo atropellamiento

Los siniestros de tránsito tipo atropellamiento representan el 9% (1, 007) del total de los 11, 444 siniestros de tránsito registrados en la zona de estudio para el periodo que va de 2000 a 2005. Se decidió realizar el análisis de este tipo de siniestro por la importancia que representa la seguridad vial del peatón en la ciudad, pues a pesar de que más del 90% de siniestros involucra otro tipo de accidentes de tránsito como choques, volcaduras, salidas de carretera, entre otros, ellos representan en su mayoría solo daños materiales, mientras que en los atropellamientos es casi seguro que resulten en fatalidades y lesiones. A manera de ejemplo, las fatalidades por atropellamientos representan el 12% de estos eventos, y en el caso de los accidentes de tránsito, la fatalidad es de 1.2%, es decir, 10 veces menor el riesgo de muerte a pesar de la mayor cantidad de eventos (ver tabla 2).

Tabla 2. Siniestros de tránsito en Toluca, México

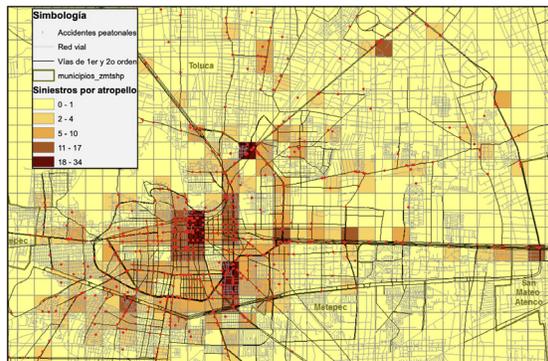
Tipo	Resultado			Tipo de vehículo participante				
	Total	Fatales	Lesionados	Particular	Público	Carga	Oficial	Desconocido
Atropellos	1, 007	120	897	401	200	98	21	192
Otros accidentes	10, 437	126	3, 013	12, 038	3, 042	2, 349	615	265
Total	11, 444	246	3, 910	12, 439	3, 242	2, 447	626	457

Fuente: Elaboración propia con base en datos de la DSPT 2000-2005

Los datos se obtuvieron de la Dirección de Control de Tránsito de Toluca en formato de lista en un archivo de hoja de cálculo (Excel),<sup>4</sup> los cuales fueron georreferenciados por intersección o tramo y fueron agregados en un *grid* o cuadrícula uniforme, con tamaño de celda de 500 por 500 m (tarea realizada mediante un proceso de asignación espacial usando la herramienta Arcgis). La estadística descriptiva muestra un

mínimo de un siniestro vial por atropellamiento y un máximo de 34; el promedio es de 3.5 y una desviación estándar de 4.8 por celda. La figura 2 muestra la información agregada por celda, degradada en tonos de color café; la tonalidad más oscura refiere a la mayor cantidad de siniestros por atropellamiento.

**Figura 2. Ubicación de siniestros tipo atropellamiento en Toluca**



*Fuente: Elaboración propia con base en datos del Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática (Inegi, 2010) y la DSPT 2000-2005*

*Datos de variables explicativas*

**Vialidades.** Se tomó como indicador la densidad de intersecciones de las vialidades de primer y segundo orden, acorde a la distribución de los siniestros por atropellamiento en la ciudad de Toluca, pues son las vialidades que más registros presentan y coincide con los hallazgos de Quddus (2008). Se tomó de base la red vial de la ciudad de Toluca (Inegi, 2010). La red se procesó topológicamente en ArcInfo y las intersecciones se obtuvieron a partir de los nodos conectores de los vectores de calle.

**Variabes económicas.** Estas variables se retoman del Directorio Estadístico Nacional de Unidades Económicas (Inegi, 2010); la información está en formato vectorial, desagregada por punto, incluye el total de unidades económicas, se procesan y se clasifican por sector y densidad de empleo (servicios, comercio e industria). Estos factores se retoman puesto que varios autores los han considerado

y han resultado ser significativos (Pirdavani *et al.*, 2014; Prasannakumar *et al.*, 2011; Graham and Gleister, 2003). De este mismo directorio también se obtienen las escuelas de nivel básico y el número de alumnos, pues se tiene la premisa de que hay mayor riesgo de siniestro cerca de los centros de educación de este tipo.

**Variable población.** Se retomó el grupo de población de más de 60 años de edad y se construyó mediante la suma de esa población que residía en cada cuadrante. Se considera un grupo muy vulnerable a ser atropellado, dado que una parte importante de esta población presenta debilidad visual y menor agilidad física (Fuentes y Hernández, 2009). Este grupo de edad tiene el doble de riesgo de morir por accidente de tránsito que los menores de 60 años (Segura, 2017); cabe destacar que la información se obtuvo del Censo de Población y Vivienda (Inegi, 2010).

**Métodos**

El análisis a través del uso de la herramienta SIG apoya en la validación, selección, proceso y estudio de datos de manera contundente y asertiva. Además, permite el desarrollo de análisis a través de la estadística espacial basada en datos georreferenciados (Tarmiji *et al.*, 2018; Satria y Castro, 2016; Pirdavani *et al.* 2014; Akbar *et al.*, 2011; Hadayeghi *et al.*, 2010). Para tal análisis se aplicó el método de Mínimos Cuadrados Ordinarios (Ordinary Least Squares - OLS); la Regresión Geográficamente Ponderada (Geographically Weighted Regression - GWR) y la Estimación de Densidad de Kernel (Kernel Density Estimation - KDE).

*Mínimos cuadrados ordinarios*

Es la técnica más utilizada en cualquier análisis de regresión espacial debido a que proporciona un modelo *global* de la variable que se intenta explicar. La regresión lineal global de Mínimos Cuadrados Ordinarios (OLS por sus siglas en inglés) permite modelar, examinar y explorar relaciones espaciales; ayuda a explicar los factores que pueden estar interactuando para que la variable que queremos entender presente ciertos patrones

<sup>4</sup> Los datos de siniestros por atropellamiento a los que se pudo tener acceso corresponden al periodo 2000-2005, pues el departamento de vialidad y tránsito del municipio es hermético para proporcionar información más actual.

de distribución espacial (<https://desktop.arcgis.com/es/arcmap/10.3/tools/spatial-statistics-toolbox/regression-analysis-basics.htm>). Dicho análisis apoya en generar una predicción de los siniestros tipo atropellamiento en términos de sus relaciones con el conjunto de variables explicativas (intersecciones viales, económicas y de población). Este es el primer paso para determinar si las variables explicativas tienen significancia en el modelo. Para asegurar que los residuos del modelo no estén autocorrelacionados espacialmente, se aplica la herramienta de Autocorrelación espacial (I de Moran), lo que garantiza la efectividad del modelo.

*Regresión Geográficamente Ponderada*

El método de la Regresión Geográficamente Ponderada (por sus siglas en inglés GWR) es una técnica de regresión espacial que enfatiza en las variaciones o heterogeneidad espacial, hace una desagregación local de los parámetros estadísticos estimados entre zonas de la variable que se desea entender (Fotheringham *et al.*, 2002). Estos modelos proporcionan estadísticas poderosas y confiables para examinar y calcular relaciones lineales. A través de la aplicación de este modelo se pueden identificar las áreas potenciales para mejorar la seguridad vial peatonal en la ciudad (Rhee *et al.*, 2016; Rojas y Martínez, 2015; Pirdavani *et al.*, 2014). La expresión estadística del modelo es:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots \dots \dots \beta_n X_n + \epsilon$$

Donde:

- Y** = Variable a explicar
- $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots$**  = Coeficientes que calcula la herramienta de regresión (los valores, para cada variable explicativa, representan la fortaleza y relación de la variable explicativa con la dependiente).
- $X_1, X_2, X_3, \dots$**  = Variables explicativas
- $\epsilon$**  = Son la parte sin explicar de la variable dependiente (error aleatorio)

El análisis a través de modelos lineales como el propuesto capta de manera contundente y asertiva la heterogeneidad espacial de los siniestros viales (Pirdavani *et al.*, 2014). Además de modelar y

explorar relaciones espaciales que intentan explicar los factores que pueden estar incidiendo en los patrones de distribución espacial que presentan.

*Estimación de Densidad de Kernel*

Finalmente se utilizó el método de estimación de densidad de Kernel, para especificar las áreas con mayor número de siniestros viales por atropellamiento en la ciudad de Toluca. Esta puede hacer frente a la estimación global de la distribución basada en una muestra de datos finitos (Hashimoto, 2016). La densidad de Kernel está basada en el método de estimación de Kernel, descrita por Silverman en 1986. Las ventajas de esta representación aplicada a siniestros viales son la proporción resultante de un modelo continuo más realista de los patrones de punto de ubicación de siniestros viales y refleja los cambios de la densidad que a menudo son difíciles de representar (Tarmiji *et al.*, 2018). Este método calcula la densidad de distribución con base en sus características de ubicación, mediante la generación de un núcleo que se define en torno a los puntos de ubicación (intersección), el número de puntos que cae dentro de tal núcleo se divide por el área de éste. Los parámetros utilizados para este estudio se basan en la siguiente ecuación (Kilamanua, 2011, 684).

$$f_h^0(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n k\left(\frac{x - x_i}{h}\right)$$

Donde:

- k** = función de Kernel
- $K(y) = (3\pi)^{-1}(1 - y^2)^2$** , h = ancho de celda, x = localización del centro de la celda,
- $x_i$**  = posición del i-th punto (siniestro vial por atropellamiento), n = número del total| de accidentes.

Este método de interpolación espacial es capaz de identificar de forma visual y más rápida los puntos calientes (*hot spots*); localizados en la zona de estudio, dichos puntos permiten encontrar elementos que determinan la peligrosidad con respecto a los factores que inciden en los accidentes y, por lo tanto, identificar las zonas donde el peatón corre más riesgo (Prasannakumar *et al.*, 2011; Shalini 2013; Tarmiji Masron *et al.*, 2018).

## Resultados

### a) Aplicación del modelo OLS

Para entender los siniestros viales por atropellamiento en la ciudad de Toluca, se realizaron varias iteraciones para identificar, dentro de las variables independientes, cuáles de estas eran las más efectivas para explicar el fenómeno. Con este proceso se pudo detectar que los indicadores de población y algunos socioeconómicos (unidades económicas totales, densidad de empleo total, escuelas de nivel básico y población de más de 60 años) no aportan significancia espacial al modelo, por lo que se decidió prescindir de ellos.

El mejor modelo considera los indicadores de intersecciones de vialidades de primer y segundo orden y las densidades de empleo industrial, comercial y de servicio. Lo que sugiere hasta este momento (modelo exploratorio), que las áreas de mayor densidad de empleo están asociadas con las víctimas por atropellamiento; también se encontró una asociación positiva con las densidades de intersecciones de vialidades primarias y secundarias, situación que es consistente con los hallazgos de Noland and Quddus (2004).

El rendimiento del modelo es bueno, pues presenta un ajuste en  $R^2$  de 0.61. Este modelo explica el 61% de la variación en la variable dependiente y permite identificar el nivel de ajuste entre el valor estimado y el observado. Al realizar la aplicación del Índice de Moran, resultó la verificación de la certeza del ajuste del modelo (incluidas las cuatro variables explicativas y los siniestros por atropellamiento). Los resultados sugieren la presencia de autocorrelación espacial significativa estadísticamente, el *z-score* es de 1.971055 que da pauta de una distribución agrupada (*cluster*), representa un valor de confianza del 95% y el *p-valor* de 0.048718; ambos datos son indicadores de rechazo de hipótesis nula que establece que los valores de entidades están distribuidos en forma aleatoria en el área de estudio (<https://desktop.arcgis.com/es/arcmap/10.3/tools/spatial-statistics-toolbox/spatial-autocorrelation.htm>).

### b) Regresión Geográficamente Ponderada

Una vez realizada la valoración exploratoria, se retomaron las variables sugeridas por el modelo OLS, la expresión estadística se determina como sigue:

$$A = \beta_0 + \beta_1 * (Inter) + \beta_2 * (Emp_{ind}) + \beta_2 * (Emp_{serv}) + \beta_3 * (Emp_{com}) + \epsilon$$

Donde:

$A$  = Variable a explicar (atropellamientos)

$\beta$  = Coeficientes que calcula la herramienta de regresión (los valores, para cada variable explicativa, representan la fortaleza y relación de la variable explicativa con la dependiente)

$Inter$  = Variable explicativa (intersecciones viales)

$Emp_{ind}$  = Variable explicativa (empleo industrial)

$Emp_{serv}$  = Variable explicativa (empleo servicios)

$Emp_{com}$  = Variable explicativa (empleo comercial)

$\epsilon$  = Son la parte sin explicar de la variable dependiente (error aleatorio)

Este es un modelo local que realiza el ajuste de  $R^2$  para cada una de las zonas en el área de estudio. El  $R^2$  obtenido es de 0.68 coeficientes de correlación alto (Field, 2005, 112) por lo que la mejora con respecto al modelo OLS (0.61) es evidente. Se considera que valores alrededor de 0.1 representan *efectos bajos*; valores alrededor de 0.3 representan *efectos medios* y valores ligeramente *abajo o arriba* de 0.5 representan efectos altos. La distribución espacial de los ajustes locales producidos con la GWR ( $R^2$  locales) permite conocer la variación espacial del poder explicativo del modelo. La distribución del  $R^2$  local a nivel de cada celda varía entre 0.00 a 0.78, teniendo la mejor capacidad explicativa en la zona central del área de estudio (Rojas y Martínez, 2015). Es donde se presenta la mayor actividad económica en la zona de estudio, donde confluyen tanto peatones como vehículos automotores.

Cabe mencionar que ambos modelos son complementarios, pues, mientras que el primero es global y permite explorar y seleccionar entre el combo de variables las que más contribución espacial presentan en la incidencia de los siniestros viales por atropellamiento en la ciudad de Toluca, el segundo permite ratificar la eficacia del modelo propuesto y mejorar su ajuste, pues realiza el análisis a un nivel de variación espacial local.

*c) Estimación de Densidad de Kernel*

El mapa resultante de la aplicación de la Estimación de Densidad de Kernel representa de manera visual los puntos calientes (*hot spots*) de concentración de siniestros viales por atropellamiento para el periodo de tiempo establecido 2000-2005 (figura 3). El área marcada de color rojo representa una mayor concentración de siniestros y es la zona de mayor riesgo. Este comportamiento devela espacios caracterizados por una alta concentración de actividades comerciales, de servicios e industria, que generan fuertes desplazamientos de peatones y vehículos, además de localizarse sobre vialidades de primer y segundo orden dentro del sistema vial de Toluca, donde existen obviamente mayores agrupaciones de usuarios. Se observa un claro patrón que destaca dos áreas principales: a) centro tradicional de la ciudad y b) central de autobuses, en ambas la actividad comercial es inminente además de la presencia de servicios que se prestan.

Una de las zonas se caracteriza por ser el corazón de la ciudad de Toluca, en el que las actividades esenciales son el comercio y los servicios (educación, salud, gubernamentales, bancarios, entre otros). En la segunda zona se identifica la central de autobuses y un mercado importante para la zona de estudio (mercado Juárez). De manera menos contundente, se identifica una tercera zona por la entrada norte de la ciudad, en la que confluye un área comercial bien establecida, servicios de salud y gubernamentales, además de un continuo en toda esa parte con algunos lunares dispersos, que son indicadores de actividad comercial relevante como la central de abastos de la ciudad y la zona industrial sobre Paseo Tollocan, que es la vialidad principal de la ciudad y que la comunica con la Ciudad de México, capital del país.

**Discusión y valoración de hallazgos**

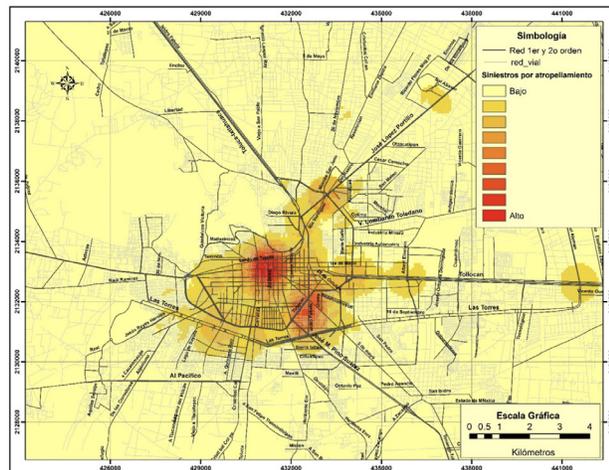
El análisis espacial llevado a cabo en esta investigación permitió comprobar que el siniestro vial por atropellamiento presenta un patrón de distribución específico, no aleatorio, asociado a múltiples causas y se correlaciona con variables específicas del entorno urbano. Dentro de los hallazgos más significativos se observa que la metodología aplicada es pertinente y consistente con los trabajos de Pirdavani *et al.*, 2014; Shalini, 2013; Prasannakumar *et al.*, 2011; Yu *et al.*, 2014; Algora *et al.*, 2016; Hashimoto *et al.*, 2016, pues la manifestación de que el análisis de atropellamientos no puede concebirse sin la construcción de una base de datos geográfica donde se plasme espacialmente la localización del siniestro y se contextualice el entorno del lugar donde suceden no se puede evadir.

Las herramientas que proporcionan los SIG siguen siendo el instrumento por excelencia en el análisis de los siniestros viales, pues dada su localización espacial permiten modelar el entorno urbano e identificar variables asociadas a su incidencia. Tanto los modelos globales (OLS) como los locales (GWR) captan la heterogeneidad espacial de los mismos (Pirdavani *et al.*, 2014; Shalini, 2013).

La aplicación del modelo OLS permitió identificar que la densidad de empleo, tanto de servicios como de comercio e industrial, es el factor que genera situaciones que favorecen la incidencia de siniestros viales en la ciudad de Toluca, sumado a una infraestructura peatonal muy pobre y a que una buena parte de las

**Figura 3. Densidad de siniestros viales por atropellamiento en Toluca**

*Fuente: Elaboración propia con base en datos del INEGI (2010) y la DSPTT 2000-2005*



intersecciones de vialidades de primer y segundo orden son las que registraron la mayor incidencia de atropellamientos debido a su mayor flujo vehicular. Estos resultados son consistentes con los hallazgos de varios autores desde hace ya algunos años.

La aplicación del modelo GWR, que explica la variabilidad local del modelo, corrobora con un  $R^2$  de 0.68 que es acertado el modelo exploratorio develado por el método OLS, ya que identifica la correlación espacial que presenta la jerarquía del sistema viario con la densidad de empleo industrial, comercial y de servicios en puntos específicos de la ciudad.

La evaluación de densidades espaciales de *hot spots* que se llevó a cabo mediante el estimado de Densidad de Kernel puntual delimita las zonas de la ciudad donde se concentran los puntos críticos de siniestros viales por atropellamiento para Toluca (Prasannakumar *et al.*, 2011). A pesar de la identificación de importantes áreas donde ocurren una mayor cantidad de atropellamientos, de manera general se puede establecer que los peatones en la ciudad experimentan un alto riesgo, pues la distribución espacial de los siniestros es amplia (Shalini, 2013).

El uso de estas herramientas permite la identificación de puntos y zonas específicas de alta accidentalidad de forma objetiva y sencilla. A través de la localización y análisis de correlación entre los siniestros, las variables reportadas como significativas en el modelo y el análisis de densidad se pueden identificar patrones de incidencias y con ello ampliar la visión del fenómeno para estar en condiciones de implementar medidas y políticas eficaces en la disminución de este tipo de siniestros.

En el estudio se identificaron zonas donde sucede la mayor cantidad de atropellamientos sumamente relacionados con la presencia de altas densidades de empleos en actividades económicas de comercio y servicios. Estas actividades son polo de atracción para grandes volúmenes de población, por lo que la movilidad hacia dichos puntos se incrementa ya sea a través de autos particulares, transporte público y caminando, en consecuencia, generan conflictos fuertes relacionados con el tráfico y el riesgo de sufrir un percance, como se ha mostrado en los resultados.

Se evidencia de igual forma que los lugares específicos de incidencias también están relacionados con las vialidades de primer orden

de la ciudad, en las que se identifican puntos de acceso importante a zonas residenciales o entradas y salidas de la ciudad, directamente implicadas con altos flujos vehiculares.

## Conclusiones

Para poder apoyar en las políticas en pro de las mejoras en seguridad vial del peatón en la ciudad se recomienda ampliamente conocer las características y particularidades del entorno espacial y socioeconómico donde ocurre el siniestro. Esto es perfectamente identificable a través del uso de las técnicas de análisis espacial y la herramienta SIG, pues es un instrumento pertinente y vigente, máxime cuando se trata de ciudades de países en desarrollo, pues el aporte que se logra es sustancial en la identificación de puntos y zonas específicas de riesgo. Se sugiere que se flexibilice el uso de estas herramientas para el análisis y proceso de datos de siniestros viales y que su uso sea público a fin de desarrollar estrategias de actualización, mejoras y tipos diferenciados de utilización, principalmente en las ciudades más pobladas de México.

Sin embargo, queda una asignatura pendiente para potenciar el uso de estas técnicas y herramientas: la disponibilidad de información sobre los siniestros, que si bien existe, los formatos en que está disponible y la información asociada a los accidentes deja importantes vacíos que pudieran maximizar el análisis, por ejemplo, la hora de ocurrencia, edad, sexo del accidentado, día de la semana, por citar algunos atributos que son citados en la literatura especializada, sin dejar de mencionar el acceso y frecuencia en la publicación de estos datos.

La identificación contundente de zonas peatonales riesgosas en la ciudad ofrece una base sólida y eficaz que sirve de referencia a tomadores de decisiones de los ayuntamientos para apoyar con políticas de seguridad vial en la infraestructura peatonal, así como dentro del sistema de transporte para aplicar medidas y mitigar el problema, a través de la generación de políticas públicas diferenciadas vinculadas con los flujos de tráfico en vialidades de primer y segundo orden, la organización del transporte, la zonificación del territorio (actividades económicas terciarias y la desconcentración de las zonas de empleo). 

### Referencias bibliográficas

- Akbar, M. A.; Shariat, M. A.; Mirbagheri, B.; Shahri, M. (2011), “Explorative Spatial analysis of traffic accidents using GWPR model for urban safety planning”, *Third International Conference on Road Safety and Simulation*, september, 2011: Indianapolis, USA.
- Algora, Buenafé, A. F.; Tapia Claudio, O. M.; Gómez García, A. R. (2016), “Análisis espacial de los accidentes de tránsito en los Cantones de la Provincia de Pichincha”, *Ciencia América*, vol 6, pp. 24-30.
- Cottrill, C. D. and Thakuriah, P. V. (2010), “Evaluating pedestrian crashes in areas with high low-income or minority populations”. *El Sevier, Accident Analysis & prevention*, vol. 42, núm. 6, pp. 1718-1728. [<https://doi.org/10.1016/j.aap.2010.04.012>]
- Dirección de Seguridad Vial y Tránsito del Municipio de Toluca, 2000-2005, [archivo en formato Excel].
- Erdogan, S. (2009), “Explorative spatial analysis of traffic accident statistics and road mortality among the provinces of turkey”, *El Sevier, Journal of Safety Research*, vol 40, pp. 341-351. [<https://doi.org/10.1016/j.jsr.2009.07.006>]
- Field, A. (2005). *Discovering statistics using SPSS*: Londres, UK, Sage.
- Fotheringham, A. S.; Brunson, C. and Charlton, M. (2002), *Geographically weighted regression: The analysis of spatially varying relationships*: Chichester, Wiley.
- Fuentes, C. M. y Hernández, H. V. (2009), “La estructura espacial urbana y la incidencia de accidentes de tránsito en Tijuana, Baja California (2003–2004)”, *SciELO*, vol 21, núm. 42, pp. 109-137.
- Garrocho, C. y Flores, Z. (2009), “Delimitación del centro tradicional de comercio y servicios del Área Metropolitana de Toluca”, *Papeles de Población*. Vol.15, núm 61, pp. 233-274.
- Graham, D. and Glaister, S. (2003), “Spatial Variation in Road Pedestrian Casualties: The Role of Urban Scale, Density and Land-use Mix”, *Urban Studies*, vol 40, núm. 8, pp. 1591-1607. [<https://doi.org/10.1080/0042098032000094441>]
- Hadayeghi, A.; Shalaby, A. S.; Persaud, B. N. (2010), “Development of planning level transportation safety tools using Geographically Weighted Poisson Regression”, *El sevier. Accident Analysis & prevention*, vol 42, núm. 2, pp. 676-688. [<https://doi.org/10.1016/j.aap.2009.10.016>]
- Hashimoto, S.; Yoshiki, S.; Saeki, R.; Mimura, Y.; Ando, R.; Nanba, S. (2016), “Development and application of traffic accident density estimation models using kernel density estimation”, *Traffic and transportation engineering*, vol 3, núm. 3, pp. 262-270. [<https://doi.org/10.1016/j.jtte.2016.01.005>]
- Hernández Hernández, V. (2012), “Análisis exploratorio espacial de los accidentes de tránsito en Ciudad Juárez, México”, *Panam Salud Publica*, vol 31, núm. 5, pp. 396–402.
- Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática (Inegi) (2010), Marco Geoestadístico Nacional, México. [[http://internet.contenidos.inegi.org.mx/contenidos/clasificador/4\\_cartografia/2.pdf](http://internet.contenidos.inegi.org.mx/contenidos/clasificador/4_cartografia/2.pdf)]
- Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática (Inegi) (2010). Marco Geoestadístico Nacional, México. [<http://www.inegi.org.mx/geo/contenidos/geoestadistica/default.aspx>]
- Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática (Inegi) (2010) Directorio Estadístico Nacional de Unidades Económicas, México. [<http://www.inegi.org.mx/sistemas/mapa/denu/default.aspx>]
- Kilamanua, W.; Xiaa, J. and Caulfieldb, C. (2011), *Analysis of Spatial and Temporal Distribución of Single and Multiple Vehicle Crash in Western Australia: A Comparison study, department of spatial sciences, Curtin University*, Australian. elling and Simulation, Perth, Australia.
- Kim, K.; Brunner, M.; Yamashita, E. (2006), “Influence of Land Use, Population, Employment, and Economic Activity on Accidents”, *The transportation research board*. vol 1953, núm. 1, pp. 56-64. [<https://doi.org/10.1177/0361198106195300107>]
- Noland and Quddus, (2004), “A spatially disaggregate analysis of road casualties in England. *EL SEVIER. Accident Analysis & prevention*”, vol 36, núm. 36, pp. 973-984. [<https://doi.org/10.1016/j.aap.2003.11.001>]
- Olaya, V. (2020), “Sistemas de Información Geográfica”, Editorial: CreateSpace Independent Publishing Platform (Amazon), España. Edición: 2012 (actualizado 2020). Pp 614.

- OMS (2013), *Seguridad peatonal manual de seguridad vial para instancias decisorias y profesionales*.
- Oyana, T. y Margai, F. (2016), *Spatial Analysis Statistics, Visualization, and Computational Methods*, CRC Press, USA.
- Pirdavani, A.; Bellemans, T.; Brijs, T. and Wets, G. (2014), “Application of geographically weighted regression technique in spatial analysis of fatal and injury crashes”, *Transportation Engineering*, vol 140, núm 8, pp. 04014032.
- Pulugurtha, S. S.; Dudu, V. R. y Kotagiri, Y. (2012), “Traffic analysis zone level crash estimation models based on land use characteristics”, *El Sevier, Accident Analysis & prevention*, vol 50, núm 4, pp. 678-687. [<https://doi.org/10.1016/j.aap.2012.06.016>]
- Prasannakumar, V.; Vijith, H.; Charutha, R. y Geetha, N. (2011), “Spatio-Temporal Clustering of Road Accidents: GIS Based Analysis and Assessment”, *El Sevier, Procedia-Social and Behavioral Sciences*, vol. 21, pp. 317-325. [<https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2011.07.020>]
- Quddus (2008). “Modelling area-wide count outcomes with spatial correlation and heterogeneity: An analysis of London crash data”. *El Sevier, Accident Analysis & prevention*, vol 40, núm 4, pp. 1486-1497. [<https://doi.org/10.1016/j.aap.2008.03.009>]
- Rhee, K.; Kim, J.; Lee, Y. y Ulfarsson, G. (2016), “Spatial regression analysis of traffic crashes in Seoul”, *El Sevier, Accident Analysis & prevention*, vol 91, pp. 190-199. [<https://doi.org/10.1016/j.aap.2016.02.023>]
- Romi, Satria, M. C. (2016), “GIS tools for analyzing accidents and road design: a review”, *XII Conference on Transport Engineering*, CIT 2016, 7-9 June 2016, Valencia, Spain. [<https://doi.org/10.1016/j.trpro.2016.12.033>]
- Rahman, M. K.; Crawford, T. & Schmidlin, T. W. (2018). “Spatio-temporal analysis of road traffic accident fatality in Bangladesh integrating newspaper accounts and gridded population data”, *GeoJournal*, vol 83, pp. 645-661. [<https://doi.org/10.1007/s10708-017-9791-x>]
- Rojas, C. A. y Martínez, B. M. (2015), “Modelación de la accesibilidad espacial a la red hospitalaria en el área metropolitana de Concepción”, *XV Conferencia Iberoamericana de Sistemas de Información Geográfica*. At: Valparaíso.
- Silverman, B. W. (1986). *Density estimation for statistics and data analysis*, Chapman and Hall, London 1986.
- Segura, A. M.; Cardona, D.; Berbesí, D. Y. y Agudelo, A. (2017), “Mortalidad por accidente de tránsito en el adulto mayor en Colombia”, *Saúde Pública*, vol 51, núm 21, pp. 1-8, 2017.
- Shalini, R. y Geetam T. (2013), “Pedestrian Accident Analysis in Delhi using GIS”, *Eastern Asia Society for Transportation Studies*. Vol.10, pp. 1446-1457. [<https://doi.org/10.11175/easts.10.1446>]
- Tarmiji, M.; Wan M. T. W. H.; Mohd, N. N.; Nur, F. Y. and Mohd, A. H. J. (2018), “Applying GIS in Analysing Black Spot Areas in Penang, Malaysia”, *Indonesian Journal of Geography*, vol 50, núm 2, December 2018, pp. 133–144. Faculty of Geography UGM and The Indonesian Geographers Association.
- Yu, H.; Liu, P. y Chen, J. (2014), “Comparative analysis of the spatial analysis methods for hotspot identification”, *El Sevier, Accident Analysis & Prevention*, vol 66, núm 1, pp. 80-88. [<https://doi.org/10.1016/j.aap.2014.01.017>]

### Páginas consultadas

- Análisis de regresión, ArcMap. Consultada en abril de 2020. <https://desktop.arcgis.com/es/arcmap/10.3/tools/spatial-statistics-toolbox/regression-analysis-basics.htm>.
- Autocorrelación espacial, ArcMap. Consultada en mayo de 2020. <https://desktop.arcgis.com/es/arcmap/10.3/tools/spatial-statistics-toolbox/spatial-utocorrelation.htm>