

UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO



FACULTAD DE ECONOMÍA

**RELACIÓN POSITIVA ENTRE LA POBLACIÓN EN
SITUACIÓN DE POBREZA Y LOS DELITOS DEL
FUERO COMÚN EN LOS MUNICIPIOS DE LA ZONA
METROPOLITANA DEL VALLE DE MÉXICO, 2020**

TESIS

**QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE:
LICENCIADA EN ECONOMÍA**

PRESENTA:

MARÍA GUADALUPE ALCÁNTARA MANJARREZ

DIRECTOR DE TESIS:

DR. JOSÉ NABOR CRUZ MARCELO

MIEMBROS DEL COMITÉ TUTOR:

DRA. DIANA LÓPEZ HERNÁNDEZ

DR. ARMANDO SÁNCHEZ VARGAS

MTRA. VANESSA JANNETT GRANADOS CASAS

MTRO. ALBERTO CASTRO JAIMES



CIUDAD UNIVERSITARIA, CD. MX., 2024



Universidad Nacional
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

Biblioteca Central



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

Agradecimientos

Quiero expresar mi más profundo agradecimiento a mis padres y a mi hermano por su apoyo incondicional y por siempre impulsar mis sueños. Gracias por estar a mi lado en cada paso de mi vida. Soy quien soy hoy, gracias a ustedes y a todo lo que me han enseñado.

A Jacobo, mi compañero de vida y mejor amigo, con quien comparto risas, días y anhelos. Gracias por inspirarme a ser mejor día con día y por alentarme a perseguir cada uno de mis sueños. Sin tu apoyo, nuestras largas conversaciones y desvelos, este trabajo no existiría. Amo crecer a tu lado.

A Guillermo, que aún a la distancia, siempre está presente, sin importar el huso horario de dónde se encuentre. A Sharon, Irving, Ricardo, Carolina y Daniel, por su constante apoyo y ánimo en cada etapa de este proceso. Les estoy infinitamente agradecida.

A mi asesor, el Dr. José Nabor Cruz Marcelo, por su disposición y confianza a lo largo de este camino. Sin su apoyo y gestión, el cierre de esta etapa no habría sido posible. Gracias por su paciencia durante todos estos años. A los miembros del jurado, les extiendo mi agradecimiento por sus amables recomendaciones y su confianza en este trabajo.

A la Universidad Nacional Autónoma de México, por brindarme la oportunidad de formarme profesionalmente y tener el privilegio de ser parte de su comunidad, por su indeclinable compromiso con la sociedad.

En memoria de Alberto Ramírez Aguilar, sin ti, el camino en el que me encuentro no habría sido posible.

| | |
|--|-----------|
| Contenido | |
| Introducción | 4 |
| Capítulo 1. Revisión de la literatura | 5 |
| 1.1 La delincuencia en México | 5 |
| 1.2 Los determinantes de la delincuencia en México | 7 |
| 1.2.1 Factores económicos | 7 |
| 1.2.2 Factores demográficos | 8 |
| 1.2.3 Factores urbanos | 9 |
| Capítulo 2. Marco Teórico | 10 |
| 2.1 La economía de la delincuencia | 10 |
| 2.2 La teoría económica del crimen | 11 |
| Capítulo 3. Hechos estilizados | 15 |
| 3.1 La pobreza en México | 15 |
| 3.2 La pobreza en la Zona del Valle de México | 16 |
| 3.3 La definición de los delitos del fuero común | 18 |
| 3.4 La violencia y los delitos del fuero común en la Zona Metropolitana del Valle de México | 20 |
| 4. Metodología Econométrica | 22 |
| 4.1 Econometría espacial | 22 |
| 4.2 Matriz de pesos espaciales | 22 |
| 4.3 Índice de Moran | 24 |
| 4.4 Indicador Local de Asociación Espacial (LISA) | 26 |
| 4.5 Índice Local de Moran Bivariado (BILISA) | 27 |
| 4.6 Dependencia espacial | 27 |
| 4.7 Métodos de estimación | 29 |
| 4.8 Estrategia de selección de modelos: de lo particular a lo general | 32 |
| 4.9 Contrastes de autocorrelación espacial | 33 |
| Capítulo 5. Análisis de resultados | 36 |
| 5.1 Construcción de las variables | 36 |
| 5.2 Matriz de pesos espaciales | 37 |
| 5.3 Índice de Moran | 38 |
| 5.4 Indicador Local de Asociación Espacial (LISA) | 40 |
| 5.5 Estimaciones de dependencia espacial | 41 |
| 5.5.1 Estimaciones y pruebas de correcta especificación | 41 |
| 5.5.2 Resultados definitivos y correcta especificación | 48 |

| | |
|--|-----------|
| 6. Conclusiones..... | 53 |
| Referencias | 57 |
| Anexos..... | 61 |
| <i>Anexo 1. Composición de la Zona Metropolitana del Valle de México</i> | <i>61</i> |
| <i>Anexo 2. Delitos del fuero común.....</i> | <i>62</i> |
| Índice de mapas | 64 |
| Índice de figuras | 64 |
| Índice de gráficas..... | 64 |
| Índice de tablas | 64 |

Introducción

La inseguridad es un fenómeno que afecta de manera directa la calidad de vida de los habitantes de una región, atenta contra los derechos humanos y deteriora aspectos vitales del desarrollo económico y social al no permitir que los ciudadanos se desenvuelvan de una manera libre en sus actividades cotidianas (Tapia, 2013).

En este sentido, Velázquez (2022), menciona que la inseguridad inhibe el crecimiento de la economía a través de una menor inversión, así como de una menor productividad y en la asignación de recursos, por lo que, el bajo crecimiento económico a su vez conlleva a menores oportunidades para disminuir la pobreza.

Si bien, cuando se habla de pobreza, se suele pensar que los factores más relevantes para su presencia son la desigualdad, el ingreso, la educación, la salud y el acceso a los servicios públicos básicos (Velázquez, 2022), no se considera a la inseguridad como uno de los principales factores.

En este trabajo, se pretende explicar la relación entre el nivel de pobreza y la delincuencia a partir de los elementos teóricos formulados por Becker (1968) y (Zhao, Feng, y Castillo-Chavez, 2014), la cual busca ser reforzada por la estimación un índice de correlación espacial entre pobreza y delincuencia en zonas metropolitanas donde se considera el impacto de las zonas con una menor distribución del ingreso sobre los delitos registrados del fuero común.

Analizar la relación que existe entre la delincuencia y la pobreza resulta importante para la formulación de una estrategia de política social con impacto en la seguridad pública y, el identificar los principales factores generadores de delincuencia, puede ayudar a desarrollar una política pública efectiva que disminuya los índices criminales, sin embargo, no se ha estudiado a fondo esta relación espacial.

El trabajo se estructura de la siguiente manera: En el primer capítulo, se muestra la revisión de la literatura donde se explora el comportamiento de la delincuencia en la Zona Metropolitana del Valle de México, así como algunos de los determinantes utilizados para explicar esta variable; en el segundo capítulo, se muestra el marco teórico que guía el presente documento; en el tercero, se muestran los hechos estilizados; en el cuarto capítulo, se presenta la metodología econométrica utilizada y, finalmente, en el quinto capítulo, se muestra el análisis de resultados.

Capítulo 1. Revisión de la literatura

En los últimos años, la inseguridad se ha convertido en uno de los temas que más preocupa a la sociedad mexicana. Por lo tanto, es cada vez más frecuente la demanda de atención ciudadana para erradicar esta actividad, la cual ha derivado en un estado de incertidumbre social y económico. (Tapia, 2013).

En este contexto, la estrecha vinculación entre la pobreza y el crimen emerge como un fenómeno de gran relevancia, lo cual justifica la necesidad de llevar a cabo un análisis detallado. Este análisis se vuelve esencial para guiar la formulación e implementación de políticas públicas que tengan un impacto positivo en la reducción de ambas variables.

Por ejemplo, Nateras y Zaragoza (2017) destacan que el aumento de los índices delictivos, así como la percepción de inseguridad y el temor entre la población, generan desconfianza hacia las instituciones y contribuyen a una sociedad cada vez más vulnerable, agravando una de las problemáticas más apremiantes en México.

Esta situación impulsa a las distintas instancias gubernamentales a considerar la lucha contra la delincuencia como una de sus principales prioridades. Con este propósito, buscan incidir en el comportamiento delictivo mediante diversas estrategias de política pública. De esta manera, se pretende contribuir al mantenimiento del orden público y a la preservación de la paz social.

En este capítulo, se busca brindar una visión introductoria del contexto histórico de la delincuencia en México, con un enfoque específico en la Zona Metropolitana del Valle de México. Además, se pretende identificar algunos de los posibles factores determinantes que influyen en los índices delictivos en el país.

1.1 La delincuencia en México

De acuerdo con el Programa Nacional de Seguridad Pública 2022-2024 (PNSP-2022-2024),¹ en México, la crisis de inseguridad y violencia ha perjudicado por tiempo prolongado a la sociedad mexicana y, es hasta cierto punto, el resultado de las fallas estructurales del sistema político, económico y social (SNSP, 2022). Lo anterior, ha impactado de forma directa el funcionamiento

¹ Programa Nacional de Seguridad Pública 2022-2024, publicado en el Diario Oficial de la Federación el 5 de diciembre de 2022. Disponible en: https://www.dof.gob.mx/nota_detalle.php?codigo=5673252&fecha=05/12/2022#gsc.tab=0

de la sociedad, dado a que la población se ve directamente afectada como víctima de la violencia, o en caso contrario, se vuelve partícipe de ella.

En este sentido, podemos considerar que la combinación de factores sociales y económicos se suma al deterioro de las instituciones de seguridad pública, repercutiendo en muchas ocasiones en las decisiones de la población. Desde la perspectiva de los incentivos económicos, los actos delictivos pueden ser vistos como decisiones individuales sobre cometer o no un delito. Por otro lado, estos actos también se ven influenciados por la interacción de factores sociales y económicos presentes en el entorno que rodea a la población (Cortez y Grijalva, 2021).

En México, el PNSP-2022-2024, plantea que los problemas de inseguridad y violencia han tenido un impacto significativo en la calidad de vida de los mexicanos. Esto ha llevado a que las personas dejen de realizar actividades cotidianas, ya que se ven limitadas en su esparcimiento social. Además, el programa señala que las diversas políticas implementadas han contribuido al aumento de la brecha de pobreza y desigualdad. Este incremento, a su vez, ha agudizado las problemáticas sociales, generando nuevos conflictos y provocando el resquebrajamiento del tejido social en México (SSP, 2022).

Asimismo, en el establecimiento de sus objetivos, este programa considera un entorno marcado por el aumento sostenido de la violencia e inseguridad en los últimos años. Este incremento ha contribuido no solo al aumento de la desigualdad, sino también a un crecimiento de la pobreza y la marginación, así como al surgimiento de amenazas a la gobernabilidad y el Estado de Derecho. Este panorama refleja un contexto complejo para la población, donde los individuos no solo enfrentan condiciones de pobreza y desigualdad, sino que también deben lidiar con la presencia acentuada de violencia e inseguridad, acentuando la falta de oportunidades y perpetuando la reproducción de dichos problemas sociales.

Esta situación, ha llevado a México a ser uno de los países con altos niveles de violencia registrada, tan solo en 2018, el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI),² a través de la Encuesta Nacional de Victimización y Percepción sobre Seguridad Pública (ENVIPE), estimó que los costos derivados de la inseguridad,³ ascendieron a 294.4 miles de millones de pesos, lo que representó cerca del 1.54% del Producto Interno Bruto (PIB); para el año 2019, este costo fue aproximadamente de 282.1 miles de millones de pesos, lo que equivale al 1.53% del

² Encuesta Nacional de Victimización y Percepción sobre Seguridad Pública, 2020. Principales Resultados. Disponible en: https://www.inegi.org.mx/contenidos/programas/envipe/2020/doc/envipe2020_presentacion_nacional.pdf

³³ A precios de 2020.

PIB. Mientras que para el año 2020, este costo fue de 277.6 miles de millones de pesos, equivalente al 1.85% del PIB.

Asimismo, la ENVIPE reportó que, en 2018, el 64.5% de la población de 18 años y más identificó la inseguridad como el problema más relevante en su entidad federativa. Para 2019, este porcentaje se elevó a 67.2%, y en 2020 alcanzó un 68.2%, representando un aumento de 3.7 puntos porcentuales en comparación con el año 2018.

1.2 Los determinantes de la delincuencia en México

1.2.1 Factores económicos

Diversos investigadores han propuesto tipologías de análisis sobre los costos socioeconómicos de la delincuencia y la criminalidad, centrándose especialmente en aspectos como la inversión, la productividad, y el impacto en el empleo y el consumo (González, S., 2014). En estudios como el de Loureiro et al. (2009), plantea la posibilidad de que la tasa de delincuencia sea contracíclica, sugiriendo que, a menor crecimiento económico, podría haber un aumento en el desempleo y, por ende, un incremento en los niveles de delitos.

En este sentido, dentro de los factores económicos más importantes que pudieran tener impacto sobre la delincuencia, se encuentra, el nivel de empleo que, hasta cierto punto podría incidir en algunos tipos de delitos (Loureiro et al., 2009). En este sentido, Levitt (2001) y Fleisher (1966) analizan el efecto del desempleo sobre la delincuencia y señalan que el impacto del ingreso sobre la delincuencia puede descomponerse en un efecto demanda y en un efecto oferta.

Otro de los factores que pudiera incidir, es el nivel de pobreza que, en la mayoría de los trabajos refiere a ingresos bajos. Sin embargo, de acuerdo con la definición oficial de pobreza en México, determinada por el Consejo Nacional de Evaluación de Política de Desarrollo Social (CONEVAL), puede ser entendido como la situación en la que se encuentra una persona cuando no tiene garantizado el ejercicio de al menos uno de sus derechos para el desarrollo social, y si sus ingresos son insuficientes para adquirir los bienes y servicios que requiere para satisfacer sus necesidades mínimas.⁴

⁴ Metodología para la medición multidimensional de la pobreza en México (tercera edición). CONEVAL, 2019. Recuperado de: <https://www.coneval.org.mx/InformesPublicaciones/InformesPublicaciones/Documents/Metodologia-medicion-multidimensional-3er-edicion.pdf>

En este contexto, Lederman (2002) destaca en sus resultados que la tasa de crecimiento del Producto Interno Bruto (PIB) desempeña un papel crucial en la reducción del crimen. La tasa de crecimiento y la distribución del ingreso, consideradas de manera conjunta, determinan la velocidad de disminución de la pobreza. Esto implica que una reducción acelerada de la pobreza conduce a una disminución en las tasas de delincuencia a nivel nacional. Evidencias empíricas respaldan la noción de que la desigualdad de ingresos puede inducir la delincuencia. Una explicación plausible se relaciona con el costo de oportunidad y los ingresos potenciales derivados de actividades delictivas (Rong, 2007; Lederman et al., 2002).

En este contexto, es esencial abordar de manera integral las dinámicas económicas y la distribución de ingresos al investigar la incidencia delictiva. Las áreas con un dinamismo económico elevado o ingresos más altos pueden jugar un papel significativo en la promoción de actividades ilegales, lo que se traduce en una mayor frecuencia de delitos. Trabajos como los de Núñez et al. (2003) y Perlbach et al. (2004) respaldan la conexión entre estas características socioeconómicas y la propensión delictiva en distintas zonas. De tal forma que, abordar esta relación de manera sistemática y detallada es esencial para desarrollar estrategias efectivas en la prevención y control del crimen en estas áreas específicas.

1.2.2 Factores demográficos

Entre los factores determinantes del comportamiento delictivo en México, los aspectos demográficos desempeñan un papel crucial, según lo señalado por Kelly (2000). Estos factores contribuyen a la intensificación de las actividades criminales, y la literatura ha argumentado que el grado de urbanización facilita las interacciones sociales entre individuos delincuentes y no delincuentes. En este sentido, las tendencias en las tasas de criminalidad pueden explicarse a través de la composición demográfica, incluyendo la edad, el sexo, el estado civil y la densidad poblacional. Por ende, el análisis de estas características demográficas revela influencias significativas y pertinentes para comprender las dinámicas del crimen en la sociedad.

En el análisis del comportamiento criminal, la edad juega un papel relevante, y expertos como Levitt (2004) y Fajnzylber (2000) sostienen que a medida que la edad aumenta, la tasa de delitos tiende a disminuir. Además, el factor de género es ampliamente considerado en las investigaciones sobre criminalidad, ya que esta característica revela diferencias significativas en la probabilidad de participación en actividades delictivas entre hombres y mujeres.

Asimismo, la población y la densidad poblacional de una ciudad emergen como factores clave. En áreas densamente pobladas, se pueden generar mayores actividades delictivas. La conexión

entre el tamaño de la ciudad y el valor del crimen es particularmente significativa en áreas urbanas, donde las probabilidades de captura suelen ser reducidas. En este contexto, la importancia de este fenómeno se vincula con la elasticidad de la delincuencia respecto a la disuasión, según plantea Levitt (1998).

1.2.3 Factores urbanos

Dentro del análisis de las actividades delictivas, se reconoce que los factores urbanos ejercen una influencia significativa en la criminalidad. Además, la concentración de actividades, como el comercio y los servicios, está asociada con las actividades delictivas (Gibbons, 2004). Ante esta situación, es fundamental comprender el papel de los patrones espaciales en las zonas o regiones, identificando y analizando componentes como: 1) la regularidad con la que ocurren los delitos, 2) el número de eventos por unidad de tiempo; y 3) la coordinación entre las diferentes actividades que son más o menos interdependientes, es decir, la sincronización de ritmos entre un trabajador y otro (Felson y Cohen, 1980).

En el análisis de los factores urbanos, destaca la disparidad en la incidencia criminal entre los sectores con menores ingresos. La falta de recursos para defenderse socava el capital social y limita la movilidad, especialmente la de los jóvenes (Vanderschueren, 2010). De tal forma que, se argumenta que la pobreza guarda una conexión intrínseca con el ciclo de la criminalidad urbana, perspectiva respaldada por el trabajo de Shaw y McKay (1942), quienes postulan una relación directa entre la escasez de recursos económicos y la conducta delictiva (Grattet, 2009).

Ahora bien, lo anterior también está vinculado a la carencia de servicios urbanos, la ausencia de seguridad en las políticas urbanas, el surgimiento masivo de espacios semipúblicos y la ilegalidad de barrios transformados en zonas bajo el control de pequeñas mafias locales (Vanderschueren, 2010). Por lo que, este enfoque destaca que, aunque la criminalidad es un fenómeno complejo multicausal, es crucial identificar los factores de riesgo para implementar medidas que lo mitiguen.

Capítulo 2. Marco Teórico

2.1 La economía de la delincuencia

En la actualidad, existe un gran número de investigaciones sobre los determinantes de la criminalidad (véase en Espinosa, Hernández, Leal, y Ramos (2009) o Bergman (2011)). No obstante, la mayoría de estos estudios se centran en resolver el debate sobre la relación entre inseguridad, pobreza y el Estado de Derecho, lo que sugiere que la delincuencia es generada por una mayor conglomeración de pobreza e inequidad o bien, que es el resultado de una ausencia de incentivos, presiones y medidas disuasorias más severas por parte del Estado para controlar la incidencia de delitos en un país (Villarespe, Sánchez, y Espíndola, 2012) pero ninguno posee la cualidad de ser un análisis espacial.

En la literatura reciente, González A. (2014) identificó, a través de un análisis de regresión geográfica ponderada, una correlación positiva entre las carencias sociodemográficas de la población y la frecuencia de eventos delictivos. Es importante señalar que este hallazgo se limita específicamente a las alcaldías de Benito Juárez, Coyoacán y Cuauhtémoc, que forman parte de la Ciudad de México.

Para llevar a cabo este estudio, el autor analizó la distribución espacial del delito, construyendo cocientes de localización que se utilizaron para medir la relación entre las características socioeconómicas y la delincuencia. Posteriormente, estimó cuatro modelos de mínimos cuadrados ordinarios, uno para cada tipo de delito considerado (robo de vehículo, robo a transeúnte y homicidio), así como la suma de los tres delitos. Reconociendo que estos últimos modelos asumen relaciones estacionarias en toda la región de estudio, lo que puede enmascarar relaciones locales, el autor empleó una regresión geográfica ponderada para cada uno de ellos.

Los resultados de este trabajo contribuyeron a identificar que el coeficiente de localización es un indicador poderoso para identificar patrones delictivos. A través de la regresión por mínimos cuadrados ordinarios, se logró identificar algunas características socioeconómicas que influyen en la aparición del delito. Además, mediante la regresión geográfica ponderada se identificó la variabilidad espacial, proporcionando una visión integral de la relación entre los delitos y las características socioeconómicas de la estructura urbana. Este enfoque permitió identificar con mayor intensidad las áreas donde estas relaciones son más prominentes.

2.2 La teoría económica del crimen

La teoría económica del crimen, en términos generales, parte del supuesto de que los delincuentes responden a incentivos, tanto positivos como negativos (Becker, 1968). Esto implica que la cantidad de delincuentes está determinada por la asignación de recursos privados y públicos, así como por la aplicación de la ley y otros medios de prevención del crimen. No es estrictamente necesario que todos los que cometen delitos específicos respondan a los mismos incentivos; es suficiente con que el comportamiento se dé en un número significativo de casos. De tal forma que, la teoría no excluye ninguna categoría, crimen o clase de incentivos.

Para entender esta dinámica, es crucial considerar elementos clave relacionados con la oferta (criminales), la demanda (víctimas) y el equilibrio entre ambas. En este contexto, se define una función de daño social que está vinculada al nivel de actividad criminal. A medida que aumenta el nivel de actividad delictiva, se produce un mayor daño para las víctimas y un mayor beneficio para los criminales. Desde esta perspectiva, las actividades delictivas se consideran un subconjunto importante de las actividades que generan deseconomías (es decir que el costo total medio a largo plazo aumenta conforme se incrementa la cantidad de producción o el uso de algún factor, sin incrementar la escala (Chavarría, 2009)) con el nivel de actividades criminales medido por el número de delitos.

$$H_i = H_i(O_i), \frac{\delta H_i}{\delta O_i} > 0$$

$$G_i = G_i(O_i), \frac{\delta G_i}{\delta O_i} > 0$$

Donde H_i es el daño en la i -ésima actividad, G_i el beneficio total de los criminales y O_i el nivel de actividad delictiva. Dadas estas relaciones el daño a la sociedad, llamado D_i estará dado por la diferencia entre estos. Asimismo, los rendimientos marginales de H_i siempre serán positivos y los de G_i negativos. El objetivo será que el beneficio que causen los criminales sea menor que el daño que generan.

Para el caso de la función O_i , el enfoque adoptado sigue el análisis habitual y se asumirá que una persona comete un delito si la utilidad esperada para él excede la utilidad que podría obtener usando su tiempo y otros recursos en otras actividades. De tal forma que, algunas personas se convierten en criminales, no porque su motivación básica difiera de la de otras personas, sino porque sus beneficios y costos difieren (Becker, 1968).

Similar a las teorías propuestas por Becker (1968) y Ehrlich (1973), se parte del supuesto de que las funciones de utilidad asociadas con la comisión de un delito siguen un patrón estándar. Esto implica una elección simple, donde el individuo enfrenta el costo de oportunidad de participar en dos actividades: la actividad ilegal (I) y la actividad legal (L). En su intento por maximizar la utilidad, el individuo debe tomar la decisión óptima respecto a su participación en estas actividades. Los supuestos del modelo incluyen la ausencia de costos de entrenamiento, de entrada o de cambio de actividad (Espinosa y cols., 2009).

Dadas las características del mercado laboral mexicano, a diferencia de Ehrlich (1973), en este trabajo se parte del supuesto de que las condiciones laborales de la actividad lícita, representada por L, son inseguras, ya que las condiciones de pago de salarios y seguridad social no estarán dadas con absoluta certeza. Para el caso de I se supone que, la disposición a cometer delitos estará dada por la situación socioeconómica del individuo, (o de la distribución del ingreso en la región), además de otros factores como la capacidad de aprensión por parte de las autoridades.

Dichas características en las curvas de utilidad y el total de delitos por región O_i , se puede obtener con la suma de los delitos individuales con un total de j -ésimas regiones. Asimismo, O_i puede ser explicado por la existencia de una función que relaciona el número de delitos con la disposición de una persona a cometer un acto ilegal (r_i) y otros factores relacionados con la capacidad institucional para aprender a los delincuentes (u_i). Esto puede representarse como:

$$O_i = O_i(r_i, u_i), \frac{\delta O_i}{\delta r_i} > 0,$$

Centrándonos sobre la disposición de una persona a cometer un acto ilegal, un aumento en r_i incrementará la utilidad esperada de un delito y tenderá a aumentar el número de delitos. Algunos ejemplos son: un aumento de los ingresos disponibles en actividades ilegales, empeoramiento en las condiciones de la educación o la carencia alimentaria que obligue a robar para comer, etc. Dichas situaciones incrementarán el incentivo para entrar en actividades ilegales y, por lo tanto, incrementará el número de delitos (Becker, 1968).

En las áreas con alta inequidad, en lugares con individuos pobres que tienen bajos beneficios vinculados a las actividades de mercado, respecto a otros individuos con rendimientos altos, los primeros asignarán su tiempo a actividades delictivas para aumentar sus ingresos (Townsend, 1962).

Este modelo postula que la gente decide participar o no en actividades criminales tomando en cuenta los incentivos económicos (Villarespe y cols., 2012). Sin embargo, Becker (1968) establece su teoría dando un mayor peso al castigo de los delitos y su relación con el Estado de Derecho que a las relaciones sociales. Su postura, siendo bastante de la índole económica, omite algunos elementos de las relaciones sociales que impactan sobre la pobreza y la delincuencia.

Siguiendo lo establecido por Pérez y Pizarro (2014) y su esquema conceptual sobre el capital social, así como los diferentes tipos de relaciones que lo componen, podemos explicar también, el fenómeno de delincuencia, por una ruptura en el tejido social, en específico los tres factores que inciden sobre el concepto son: los recursos derivados de la red de relaciones estables; la estructura social y; la función y las normas de confianza, reciprocidad y solidaridad.

Asimismo, retomando lo dicho por estos autores, estos tres conceptos se clasifican en relaciones sociales tanto internas como externas y tienen como consecuencia, a nivel territorial, la cohesión e integración social. De tal forma que, la pobreza está directamente relacionada con estos dos factores, e incluso el CONEVAL la considera en su metodología a nivel territorial y la aproxima a través del índice de GINI, aunque esta característica abstracta se refiera más a un concepto de relaciones sociales más que a uno de bienestar individual.

Sean medibles la cohesión e integración social o no, el mecanismo lógico propuesto en este trabajo es que, la pobreza está relacionada con la cohesión social e integración social, territorialmente hablando y sin importar si este sea un atributo intrínseco a la pobreza o no. La ruptura o el daño en la cohesión social y la integración social tiene como efecto la ruptura de las relaciones sociales y esto puede verse reflejado en la delincuencia.

Retomando el análisis de Becker (1968), un territorio con un alto grado de cohesión e integración social incrementará la probabilidad de castigo. Derivado de la red de relaciones estables; la estructura social y; la función y las normas de confianza, reciprocidad y solidaridad, el delito dependerá de la utilidad marginal esperada que obtendrá el delincuente al cometer un delito en relación con esta probabilidad de ser detenido y castigado no solo por la estructura social externa, si no también, por la interna.

Por otro lado, la ruptura de la cohesión e integración social generan que la probabilidad de ser castigado por la misma sociedad disminuya, lo que incrementa el incentivo a cometer un delito. En otras palabras, el delito es probablemente generado por la ruptura de no solo las relaciones sociales externas como lo propone Becker (1968) y su teoría del castigo por parte de las

instituciones formales como el poder judicial, si no también, de las relaciones sociales entre los individuos como lo son los valores morales y las instituciones informales (North, 1990).

En este sentido, Escalante (2012), ofrece una perspectiva adicional sobre cómo se percibe y representa el crimen en la sociedad contemporánea mexicana, donde argumenta que las narrativas y representaciones del crimen no solo reflejan la realidad social, sino que también la construyen y la moldean. De tal forma que, las narrativas sobre el crimen y la violencia no solo informan a la sociedad sobre eventos específicos, sino que también influyen en la percepción pública de la seguridad, en las políticas gubernamentales y en las respuestas institucionales.

Asimismo, el autor indaga en cómo las representaciones del crimen pueden cambiar con el tiempo, reflejando y moldeando las transformaciones sociales, políticas y culturales, con lo que, permite entender cómo la percepción y la respuesta frente al crimen se han construido a lo largo del tiempo en la sociedad.

Capítulo 3. Hechos estilizados

3.1 La pobreza en México

La medición de la pobreza y su evolución es un tema que ha estado presente en el debate económico a lo largo del tiempo. Si bien, su análisis y evolución toma importancia cuando se evalúa la gestión económica de los gobiernos y las repercusiones sobre el nivel de vida de las familias, su definición y las formas de abordarse, así como los indicadores utilizados para su medición, varían conforme al propósito de la investigación y el énfasis que se le quiera dar a la magnitud del problema (Medina, 2001).

En México, el Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (CONEVAL) es el encargado de la estimación y actualización de la medición oficial de la pobreza, misma que ha sido desarrollada, tradicional y mayoritariamente, desde una perspectiva multidimensional y vincula dos espacios analíticos: bienestar económico y derechos sociales. Éste último comprende los indicadores de carencias sociales (rezago educativo, acceso a servicios de salud, acceso a seguridad social, calidad y espacios de la vivienda, acceso a servicios básicos en la vivienda y acceso a la alimentación nutritiva y de calidad) (Galindo et al., 2022). De acuerdo con lo que establece la Ley General de Desarrollo Social, las estimaciones de pobreza deben realizarse al menos cada dos años para cada entidad federativa y cada cinco años con información desagregada a nivel municipal.

De tal forma que, para fines de este trabajo, se retoma la información a nivel municipal publicada por CONEVAL. De acuerdo con este organismo, una persona se encuentra en situación de pobreza cuando:

- Pobreza multidimensional: Cuando tiene al menos una carencia social y su ingreso es inferior al valor de la línea de pobreza por ingresos, o sea, cuando este es insuficiente para adquirir los bienes y servicios que requiere para satisfacer sus necesidades alimentarias y no alimentarias.
- Pobreza multidimensional moderada: Cuando se considera en pobreza multidimensional pero no se incluye dentro de la población pobre multidimensional extrema.
- Pobreza extrema: Cuando presenta tres o más carencias sociales, de seis posibles, y que, además, su ingreso se encuentra por debajo de la línea pobreza por ingresos. Las personas en esta situación disponen de un ingreso tan bajo que, aun si lo dedicase por completo a la adquisición de alimentos, no podría adquirir los nutrientes necesarios para tener una vida sana (CONEVAL, 2019).

3.2 La pobreza en la Zona del Valle de México

La Zona Metropolitana del Valle de México (ZMVM), es hoy la mayor concentración urbana de México y una de las metrópolis más pobladas de América Latina (Padilla, 2016). Esta Zona Metropolitana se conforma por los municipios de la Ciudad de México, capital del país, así como por 59 municipios conurbados del Estado de México y 1 del Estado de Hidalgo.⁵ (Ver Anexo 1).

Ahora bien, partiendo de la información publicada por CONEVAL, durante 2020, el 43.9 por ciento de la población en México, se encontraba en situación de pobreza, lo que representa, 55.7 millones de personas. Para el caso de la ZMVM, en la Ciudad de México, el 32.6 por ciento de la población reportó encontrarse en esta situación, es decir aproximadamente 3 millones de personas; mientras que, el Estado de México reportó 48.9 por ciento de población en pobreza, es decir 8.3 millones de personas y; el estado de Hidalgo el 50.8 por ciento de la población, es decir, 1.5 millones de personas.

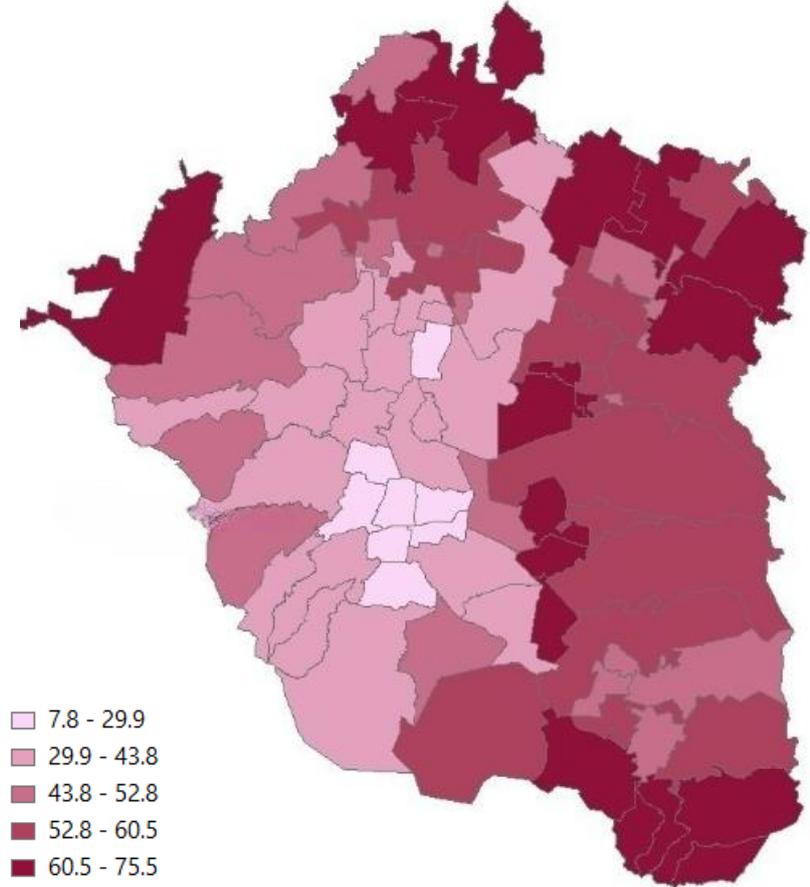
En cuanto a las cifras de pobreza a nivel municipal para este mismo año, aproximadamente 9.5 millones de personas se encontraban en situación de pobreza en la ZMVM, siendo el municipio de Atlautla de Victoria, en el Estado de México, el municipio con mayor número de personas en esta situación, lo que representa el 75.6% de la población total del municipio.

Asimismo, en 41 de los 76 municipios que conforman la zona de estudio, al menos el 50 por ciento de su población se encuentran en esta situación. Dichos municipios corresponden en su mayoría al Estado de México, mientras que solo 1 pertenece a la Ciudad de México (Milpa Alta con el 54.7 por ciento de su población en esta situación).

Por el otro lado, solo 8 de los municipios de la ZMVM, reportan tener del 30.0 por ciento de la población en esta situación, siendo solo 1 municipio del Estado de México (Coacalco de Berriozábal, con el 28.6 por ciento de su población en situación de pobreza), mientras que los 7 municipios restantes, pertenecen a la Ciudad de México (siendo Benito Juárez y Miguel Hidalgo los municipios que reportan tener menos porcentaje de población en situación de pobreza con 7.9 y 13.5 por ciento, respectivamente).

⁵ Padilla, E. (2016). Zona Metropolitana del Valle de México: neoliberalismo y contradicciones urbanas. *Sociologías*, 18(42), 54-89.

Mapa 1. Porcentaje de pobreza multidimensional, según municipio de la Zona del Valle de México, 2020



Fuente: Elaboración propia con información de CONEVAL, 2020.

3.3 La definición de los delitos del fuero común

En este trabajo, la definición conceptual del delito se erige como un componente esencial para la ejecución de un análisis efectivo. En este sentido, su conceptualización se fundamenta en la percepción de la criminalidad como una actividad que los individuos pueden realizar en cualquier momento, dedicándole tiempo, y que implica evaluaciones de costos y beneficios al incurrir en comportamientos delictivos. En este sentido, se reconoce que la motivación para cometer actos delictivos puede surgir de diversos incentivos, sin embargo, esta conducta se ve limitada por las consecuencias punitivas, como destacaron Klessler y Molinari en 2008. Este enfoque conceptual proporciona el marco teórico esencial para analizar detalladamente las dinámicas de los comportamientos delictivos y entender la compleja interacción entre factores motivacionales y restricciones punitivas en las decisiones individuales.

En el contexto jurídico mexicano, los delitos se clasifican en dos categorías principales: los delitos del fuero común y los delitos del fuero federal. De acuerdo con el Sistema Nacional de Seguridad Pública (SESNSP), los delitos del fuero común son aquellos que son investigados y sancionados por las autoridades locales, tales como el robo, el homicidio, y las agresiones, que ocurren dentro de una entidad federativa específica. Por otro lado, los delitos del fuero federal son aquellos que afectan a la nación en su conjunto y son competencia de las autoridades federales, incluyendo delitos como el narcotráfico, la evasión fiscal y los crímenes que trascienden las fronteras estatales.

En este trabajo, nos enfocamos en los delitos del fuero común,⁶ que comprenden el número de denuncias (averiguaciones previas y carpetas de investigación) relacionadas con infracciones agrupadas según el tipo de bien jurídico afectado: la vida y la integridad corporal, la libertad personal, la libertad y la seguridad sexual, el patrimonio, la familia, la sociedad y otros, según lo establecido en los Códigos Penales de las Entidades Federativas (Ver Anexo 2).⁷ En otras palabras, los delitos del fuero común son aquellos que impactan directamente a las personas de manera individual.

En México, la responsabilidad de registrar los delitos del fuero común recae en el SESNSP. Esta entidad recopila y publica datos sobre la incidencia de estos delitos, lo que permite realizar comparaciones con otros estudios y bases de datos nacionales e internacionales.

⁶ Clasificación mexicana de delitos. Recuperado de:

https://www.diputados.gob.mx/documentos/Congreso_Nacional_Legislativo/Doc/CMD_Integrado.pdf

⁷ Secretariado Ejecutivo. Incidencia Delictiva del Fuero Común 2019. Instrumento para el Registro, Clasificación y Reporte de Delitos y las Víctimas CNSP/38/15. Disponible en: https://secretariadoejecutivo.gob.mx/docs/pdfs/nueva-metodologia/CNSP-Delitos-2019_ene19.pdf

Ahora bien, es importante resaltar que para este trabajo se utilizan los datos del SESNSP dado a que con ellos es posible, de forma comparativa, analizar tendencias, evaluar la eficacia de políticas de seguridad pública y diseñar estrategias basadas en evidencia para combatir la delincuencia a nivel local y nacional. Sin embargo, es fundamental reconocer posibles sesgos y limitaciones, complementando estos datos con otras fuentes y aplicando un análisis crítico para garantizar una interpretación precisa, tal como lo menciona O'Neil (2016), en donde el registro de criminalidad basado en denuncias o arrestos puede estar inherentemente sesgado debido a prácticas policiales discriminatorias, prejuicios sociales, entre otros, lo que no necesariamente refleja una mayor incidencia real de delitos.

3.4 La violencia y los delitos del fuero común en la Zona Metropolitana del Valle de México

En 2020 se reportó un total de 463,995 delitos del fuero común en la Zona Metropolitana del Valle de México (ZMVM), donde 262,742 de ellos se presentaron en el Estado de México, mientras 198,112 en la Ciudad de México y, en el estado de Hidalgo esta cifra fue de 3,141 delitos durante este mismo periodo.

Tabla 1. Incidencia delictiva a nivel estatal, 2020

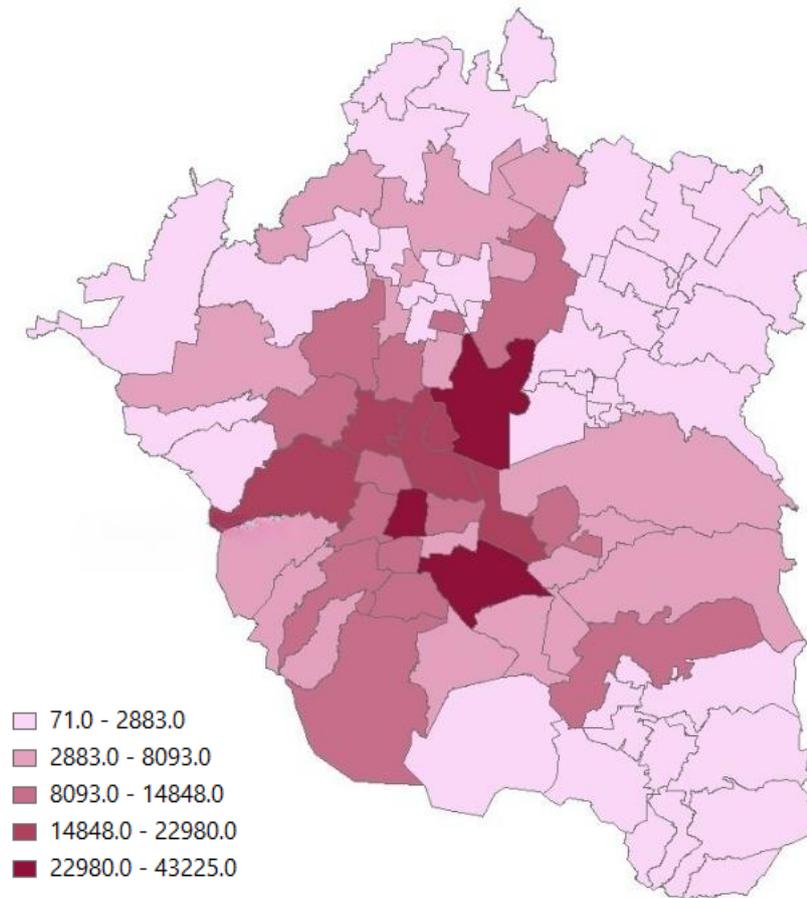
| Entidad Federativa | Número de delitos reportados |
|---------------------------|-------------------------------------|
| Estado de México | 262,742 |
| Ciudad de México | 198,112 |
| Hidalgo | 3,141 |
| Total | 463,995 |

Fuente: Elaboración propia con información del SESNSP, 2020.

Durante este periodo, el municipio que reportó mayor incidencia fue Ecatepec de Morelos con 43,225 delitos reportados, seguido de Iztapalapa, Cuauhtémoc, Naucalpan de Juárez y Gustavo A. Madero con 30,723; 27,975; 22,980 y 21,980 reportes, respectivamente. Mientras que Ecatzingo, Papalotla, Ayapango, Isidro Fabela y Tenango del Aire, fueron los municipios con menor incidencia con 71,96,135,179 y 181 reportes, respectivamente.

Dentro de estas cifras resalta que 28 de los 76 municipios que conforman la ZMVM, se encuentran por encima del promedio general, siendo 12 de ellos parte de la Ciudad de México, donde destaca Iztapalapa, Gustavo A. Madero y Benito Juárez.

Mapa 2. Número de delitos del fuero común reportados en los municipios que integran la Zona Metropolitana del Valle de México, 2020



Fuente: Elaboración propia con información del SESNSP, 2020.

4. Metodología Econométrica

4.1 Econometría espacial

La econometría espacial se presenta como una rama especializada dentro del campo de la econometría, con el propósito de investigar diversos fenómenos económicos y sociales que están intrínsecamente vinculados a su dimensión espacial. Esta disciplina se centra en establecer relaciones y conexiones entre variables en un contexto espacial, como señalan Mendoza, M. y Quintana, L. (2016). De manera más simplificada, la econometría espacial analiza las relaciones entre variables económicas y sociales, considerando su ubicación geográfica, como señala Anselin, L. (1988).

Dentro del ámbito de la econometría espacial, se recurre a técnicas estadísticas avanzadas para analizar datos espaciales y modelar las relaciones presentes en el espacio. Entre estas técnicas destacan el análisis de regresión espacial, la evaluación de autocorrelación espacial y la utilización de modelos de datos espaciales. En este sentido, la relevancia de la econometría espacial radica en proporcionar herramientas necesarias para comprender cómo los factores espaciales influyen en variables económicas y sociales, siendo crucial tanto para la planificación regional como para el diseño efectivo de políticas públicas (Elhorst, J.P., 2010).

En el marco de este trabajo, la econometría espacial desempeña un papel esencial en el análisis de la teoría económica del crimen, al brindar herramientas especializadas para examinar las relaciones espaciales inherentes a los fenómenos delictivos. Al incorporar la dimensión geográfica en el estudio de las variables económicas y sociales vinculadas al crimen, esta disciplina facilita una comprensión más completa de los factores que influyen en la incidencia delictiva..

4.2 Matriz de pesos espaciales

La matriz de pesos espaciales es una herramienta fundamental en la econometría espacial, siendo empleada para modelar las relaciones espaciales entre diversas variables en un conjunto de observaciones o unidades geográficas. Esta matriz proporciona una medida cuantitativa de la proximidad espacial entre las unidades utilizadas en el análisis (Getis, A., & Aldstadt, J., 2004).

Según Anselin, L. (1988), existen diversas formas de construir la matriz de pesos espaciales, siendo una de las más comunes la utilización de la matriz de contigüidad. Esta matriz indica qué unidades geográficas son vecinas entre sí. En la estructura de esta matriz, los elementos ubicados en la diagonal principal tienen un valor de cero, mientras que los elementos fuera de esta diagonal

pueden tomar el valor de 1 si dos unidades son vecinas y 0 si no lo son. Este enfoque proporciona una representación efectiva de la conectividad espacial entre las unidades analizadas, facilitando así la modelación de las interacciones espaciales en el contexto de la econometría espacial.

Figura 1. Matriz de pesos espaciales

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1n} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{n1} & w_{n2} & \cdots & w_{nn} \end{bmatrix}$$

Donde cada elemento de la matriz se define por:

$$w_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{si } j \in N(i) \\ 0, & \text{en el otro caso} \end{cases}$$

Donde $N(i)$ es el conjunto de vecinos de la localización i . De esta forma, la matriz W es una matriz cuadrada no estocástica cuyos elementos w_{ij} reflejan la intensidad de la interdependencia existente en cada par de observaciones.

La aplicación de la matriz de pesos espaciales es esencial para modelar la interdependencia espacial entre variables en un análisis de regresión espacial. Integrar la información de esta matriz permite considerar la influencia de las unidades vecinas en la variable dependiente y controlar la posible correlación espacial de los errores.

En términos de los criterios comúnmente utilizados para establecer la dependencia espacial, se destacan la matriz tipo torre y la matriz tipo reina. La matriz tipo torre define como vecinos de i a aquellas observaciones que comparten algún lado de i (Strang, G., 2006). En otras palabras, una matriz tipo torre es una matriz cuadrada que tiene elementos diferentes de cero solamente en su diagonal principal y en la diagonal justo debajo de ella, mientras que todos los demás elementos de la matriz son iguales a cero.

Figura 2. Matriz tipo torre

| | | | | |
|--|---|---|---|--|
| | | | | |
| | | B | | |
| | B | A | B | |
| | | B | | |
| | | | | |

Fuente: Elaboración propia.

La matriz tipo reina define como vecinos de la localización i a aquellas observaciones que comparten algún lado con i (Strang, G., 2006). En términos más específicos, una matriz tipo reina es una matriz cuadrada con elementos distintos de cero solo en la diagonal principal y en las diagonales simétricas con respecto a esta. Los elementos no nulos se sitúan en la diagonal principal, en la diagonal superior derecha, en la diagonal inferior izquierda, en la diagonal superior izquierda y en la diagonal inferior derecha. Los demás elementos de la matriz son establecidos en cero. Este tipo de matriz es utilizada en el análisis de regresión espacial para definir la interconexión espacial entre unidades geográficas.

Figura 3. Matriz tipo reina

| | | | | |
|--|---|---|---|--|
| | | | | |
| | C | B | C | |
| | B | A | B | |
| | C | B | C | |
| | | | | |

Fuente: Elaboración propia.

4.3 Índice de Moran

El índice de Moran es una medida de autocorrelación espacial que se utiliza para determinar si la distribución espacial de una variable es aleatoria o si presenta una agrupación espacial significativa (Anselin, L., 1995) y se utiliza para medir la relación lineal entre la variable de interés y sus valores espacialmente rezagados.

$$\text{corr}(y, Wy) = \frac{\text{Cov}(y, Wy)}{\sqrt{\text{Var}(y) \text{Var}(Wy)}}$$

En el contexto de la estacionariedad, la expresión $\text{Var}(y)=\text{Var}(Wy)$ implica que las varianzas de la variable original y y su rezago espacial Wy son iguales. Esto sugiere que, bajo el supuesto de

estacionariedad, las propiedades estadísticas de y y Wy permanecen constantes a lo largo del tiempo. De tal forma que, podemos definir el coeficiente de correlación de la siguiente manera:

$$\text{corr}(y, Wy) = \frac{\text{Cov}(y, Wy)}{\text{Var}(y)}$$

Por lo que el Índice de Moran, que se utiliza en el análisis de autocorrelación espacial y mide la similitud espacial en los valores de una variable a lo largo de las unidades geográficas queda de la siguiente manera:

$$I = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} z_i z_j}{\sum_{i=1}^n z_i^2}$$

donde n es el número de observaciones, z_i es el valor de la variable para la observación i , z_j es el valor de la variable para la observación j . Tanto z_i y z_j están centradas en la media y w_{ij} es el elemento ij de la matriz de peso espacial estandarizada por filas.

De forma matricial el Índice de Moran puede expresarse de la siguiente manera:

$$I = \frac{z^T W_z}{z^T z}$$

El índice de Moran se sitúa en el intervalo $[-1, 1]$ y puede clasificarse en tres escenarios distintos, según lo señalan Wong, D. W., y Lee, J. (2005):

- Un valor cercano a 1 indica una alta autocorrelación espacial positiva, lo que refiere a que los valores altos de la variable de estudio tienden a estar rodeados de valores altos y los valores bajos tienden a estar rodeados de valores bajos.
- Un valor cercano a -1 indica una alta autocorrelación espacial negativa, lo que refiere a que los valores altos de la variable tienden a estar rodeados de valores bajos y los valores bajos tienden a estar rodeados de valores altos.
- Un valor cercano a 0 indica que no hay autocorrelación espacial, lo que refiere a que los valores de la variable se distribuyen aleatoriamente en el espacio.

Una vez que se ha identificado el valor del índice, se procede a realizar la prueba de hipótesis sobre dicho índice con el objetivo de evaluar su significancia. Este análisis se realiza comúnmente

mediante dos métodos: la aleatorización y la normalidad. En este contexto, se parte de las siguientes hipótesis:

H0: Las observaciones se distribuyen aleatoriamente, lo que sugiere la ausencia de autocorrelación espacial.

H1: Existe autocorrelación espacial.

Bivand, Pebesma y Gómez-Rubio (2013) definen el método de aleatorización como un enfoque basado en la simulación de múltiples muestras aleatorias. Este método tiene como objetivo comparar el índice de Moran observado con el índice de Moran esperado bajo la hipótesis nula de ausencia de autocorrelación espacial.

En este procedimiento, se generan diversas muestras aleatorias a partir de los datos originales, y se calcula el índice de Moran para cada una de ellas. Posteriormente, se construye una distribución de probabilidad para el índice de Moran bajo la hipótesis nula. Si el índice de Moran observado se encuentra en los extremos de esta distribución, se rechaza la hipótesis nula, concluyendo que existe autocorrelación espacial.

Por otro lado, el método de normalidad se basa en la suposición de que la distribución de los valores en el conjunto de datos sigue una distribución normal. Se calcula un valor z a partir del índice de Moran observado y se compara con la distribución normal estándar. Si el valor z está en los extremos de la distribución, se rechaza la hipótesis nula, llegando a la conclusión de que existe autocorrelación espacial.

4.4 Indicador Local de Asociación Espacial (LISA)

Derivado de la presencia de procesos en los cuales se manifiestan patrones de agrupación local o clúster, el índice de Moran puede no ser capaz de detectarlos, ya que evalúa únicamente la dependencia global de todas las regiones. Mendoza, M. y Quintana, L. (2016), destacan que como alternativa se ha propuesto la utilización de estadísticos locales, entre ellos el índice local de Moran. Este último se calcula individualmente para cada región o localidad y se define de la siguiente manera:

$$I = \frac{Z_i}{\sum_i \frac{Z_i^2}{N_j}} \sum_i W_{ij} Z_j$$

donde z_i es el valor de la variable correspondiente en la región i , N_j es el conjunto de regiones vecinas a i . En este contexto, un valor elevado, positivo (negativo) y significativo del estadístico

da lugar a la identificación de un clúster alrededor de la región i con valores similares elevados (bajos). Así, basándose en el índice local I_i , es posible evaluar su contribución al índice global I , permitiendo detectar valores extremos que indicarían la presencia de un indicador LISA (Análisis de Indicadores Locales de Asociación).

En otras palabras, un LISA mide la asociación espacial de un valor en relación con los valores de sus vecinos cercanos y puede ser utilizado para identificar clústeres de valores altos o bajos. Este enfoque resulta útil para analizar patrones de concentración geográfica de ciertas variables (Li, Y., Li, X., y Li, Z., 2019). Así, las áreas con valores significativos indican una fuerte asociación espacial, mientras que las áreas con valores no significativos sugieren una distribución aleatoria de los datos.

4.5 Índice Local de Moran Bivariado (BILISA)

Esta medida estadística es una extensión del Indicador Local de Asociación Espacial (LISA) que permite analizar la autocorrelación espacial entre dos variables diferentes en un conjunto de datos geoespaciales y es utilizada comúnmente para identificar clústeres de valores altos o bajos de dos variables simultáneamente, cómo están relacionadas y cómo se distribuyen geográficamente en conjunto (Assunção, R., y Reis, E., 2015).

Para llevar a cabo este análisis, se emplea una matriz de pesos espaciales bivariados, la cual refleja la relación entre los valores de las dos variables en cada par de observaciones geográficas. El resultado obtenido del Índice Local de Moran Bivariado se presenta en un mapa que destaca las ubicaciones con una correlación espacial positiva significativa (lugares calientes) y aquellas con baja correlación espacial (lugares fríos).

Este índice se revela como una herramienta valiosa para identificar patrones espaciales de asociación entre dos variables distintas y para señalar áreas geográficas donde dichas variables están altamente correlacionadas (Fotheringham y Wong, 1991)..

4.6 Dependencia espacial

Una vez confirmada la presencia de dependencia espacial en los datos, es necesario especificar un modelo de regresión espacial que considere esta dependencia. En este contexto, este apartado se basa en las estrategias propuestas por Mendoza y Quintana (2016), quienes combinan las metodologías de Anselin (1988), Lesage y Pace (2009), y Elhorst (2010). Esta combinación de enfoques ha permitido obtener la siguiente especificación general para el modelo:

$$y_i = \rho W_1 y_i + \beta X_i + \theta W_2 X_i + \varepsilon_i$$

$$\varepsilon_i = \lambda W_3 \varepsilon_i + u_i$$

con $u_i \sim N(0, \Omega)$ siendo los elementos diagonales de $\Omega_{ij} = h_i(z_a)$ con $h_i > 0$; donde y_i es el vector de la variable endógena, X_i es una matriz de variables exógenas y ε_i el término de error que incorpora una estructura de dependencia espacial autorregresiva, mientras que W_1 , W_2 y W_3 son matrices de pesos espaciales.

De esta manera, una vez concretada esta especificación, Mendoza y Quintana (2016), presentan seis escenarios distintos:

1) Modelo de regresión clásico sin efectos espaciales:

$$\rho = 0, \lambda = 0, \theta = 0$$

$$y_i = \beta X_i + \varepsilon_i$$

$$\varepsilon_i = u_i$$

2) Modelo autorregresivo:

$$\rho \neq 0, \lambda = 0, \theta = 0$$

$$y_i = \rho W_1 y_i + \beta X_i + \varepsilon_i$$

$$\varepsilon_i = u_i$$

3) Modelo de error espacial autorregresivo:

$$\rho = 0, \lambda \neq 0, \theta = 0$$

$$y_i = \beta X_i + \varepsilon_i$$

$$\varepsilon_i = \lambda W_3 \varepsilon_i + u_i$$

$$y_i = \beta X_i + (I - \lambda W_3)^{-1} u_i$$

4) Modelo Durbin Espacial:^{8,9}

$$\rho \neq 0, \lambda = 0, \theta \neq 0$$

$$y_i = \rho W_1 y_i + \beta X_i + \theta W_1 X_i + u_i$$

5) Modelo mixto autorregresivo espacial con errores espaciales autorregresivos (SARMA):

$$\rho \neq 0, \lambda \neq 0, \theta = 0$$

⁸ Los autores adicionan al modelo la estrategia de Durbin sobre el factor común.

⁹ La estrategia del factor común, según Anselin y Bera (1998), utiliza la media espacial como una variable adicional para explicar la variación espacial en la variable dependiente. Al incluir la media espacial en el modelo, se espera que se capture parte de la variación espacial no observada y, por lo tanto, se reduzca la endogeneidad espacial en el modelo.

$$y_i = \rho W_1 y_i + \beta X_i + (I - \lambda W_3)^{-1} u_i$$

6) Modelo Error Durbin Especial:^{7,8}

$$\rho = 0, \lambda \neq 0, \theta \neq 0$$

$$y_i - \beta X_i = \lambda W_3 (y_i - \beta X_i) + u_i$$

Al despejar y_i , se obtiene:

$$y_i = \lambda W_3 y_i + \beta X_i + \theta W_3 X_i + u_i$$

donde $\theta = -\beta\lambda$

4.7 Métodos de estimación

Siguiendo la línea argumental, los autores destacan que la presencia de autocorrelación espacial implica la falta de cumplimiento del teorema de Gauss-Markov. A pesar de que los estimadores obtenidos a través de mínimos cuadrados ordinarios carecen de sesgo, su ineficiencia se vuelve evidente debido a este fenómeno.

De manera similar, en el modelo autorregresivo (modelo Durbin espacial), así como en el modelo mixto autorregresivo espacial con errores espaciales autorregresivos (SARMA) y el modelo error Durbin Espacial (asociados a los puntos 2, 3, 5 y 6 en la sección previa), no se consideran los rezagos autorregresivos de la variable dependiente. Esto implica que los estimadores obtenidos mediante mínimos cuadrados ordinarios son insesgados, pero ineficientes.

En lo que respecta a la estimación de los modelos Durbin Espacial (SDM) y Rezago Espacial (SAR), Mendoza y Quintana (2016) proponen la aplicación del método desarrollado por Lesage y Pace (2009). Este enfoque implica la incorporación de información espacial en la modelización de las relaciones entre variables, permitiendo así tener en cuenta la influencia de la ubicación geográfica en las interacciones económicas, sociales y políticas. El procedimiento comprende diversos pasos, desde el preprocesamiento de los datos hasta la interpretación y validación de los resultados del modelo, como se detalla a continuación:

1) Modelo SDM

$$y = \rho W y + \alpha i_n + X\beta + WX\theta + \varepsilon$$

$$\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I_n)$$

donde 0 representa un vector de ceros de $n \times 1$ y i_n un vector de unos $n \times 1$ asociados con el término de la constante α . Este modelo puede ser escrito de forma compacta con: $Z = [i_n \ X \ WX]$ y $\delta = [\alpha \ \beta \ \theta]'$ y entonces definir el caso del modelo SAR cuando $Z = [i_n \ X]$ y $\delta = [\alpha \ \beta]'$.

2) Modelo SAR

$$y = \rho W y + Z \delta + \varepsilon$$
$$\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I_n)$$

de tal forma que, si el valor del parámetro rho (ρ) fuera conocido por decir ρ^* , el modelo se puede escribir como: $y - \rho^* W y = Z \delta + \varepsilon$.

Por lo que se puede resolver el problema de estimación de δ como:

$$(I_n - \rho^* W)y = Z \delta + \varepsilon$$
$$\delta = (Z'Z)^{-1} Z' (I_n - \rho^* W)y$$

Además, en este punto se encuentra la estimación de la varianza:

$\hat{\sigma}^2 = n^{-1} e(\rho^*)' e(\rho^*)$ donde $e(\rho^*) = y - \rho^* W y - Z \delta$, donde e son los errores de estimación.

Con lo anterior, se indica que el método de estimación se concentra en el logaritmo de verosimilitud con respecto a los parámetros de β y σ^2 y, por tanto, la maximización de la verosimilitud se convierte a un problema de optimización univariante en el parámetro ρ .

Para estimar al mismo tiempo todo, los autores proponen lo siguiente:

1. Estimar la función de log-verosimilitud concentrada con respecto a los parámetros β y σ^2 , para obtener soluciones muy cercanas a las condiciones de primer orden junto con rho.
2. Sustituir las estimaciones de β y σ^2 , por lo que la función de log-verosimilitud depende de la muestra de datos y el parámetro desconocido rho.
3. En este punto la función de log-verosimilitud está concentrada con respecto rho, por lo que se usa para encontrar la estimación de máxima verosimilitud $\hat{\rho}$ que será usada a su vez en la estimación de $\beta(\hat{\rho})$ y $\sigma^2(\hat{\rho})$ en la siguiente vuelta.

De tal forma que, la función de verosimilitud para SDM y SAR toma la siguiente forma:

$$\ln L = -\left(\frac{n}{2}\right) \ln(\pi \sigma^2) + \ln |I_n - \rho W| - \frac{e' e}{2 \sigma^2}$$

$$e = y - \rho W y - Z \delta$$

$$\rho \in (\min(\omega))^{-1}, \max(\omega)^{-1}$$

donde ω es el vector de $n \times 1$ raíces características de la matriz W . Dado que la matriz siempre está construida para tener raíces máximas de 1, entonces $\rho \in (\min(\omega)^{-1}, 1)$, el cual es un subconjunto del empleado en la práctica $\rho \in [0,1)$.

En tanto, la función de log-verosimilitud concentrada en los valores de $\ln L(\rho)$ se escribe como:

$$\ln L(\rho) = \kappa + \ln |I_n - \rho W| - \left(\frac{n}{2}\right) \ln(S(\rho))$$

$$S(\rho) = e(\rho)' e(\rho) = e_0' e_0 - 2\rho e_0' e_d + \rho^2 e_d' e_d$$

$$e(\rho) = e_0 - \rho e_d$$

$$e_0 = y - Z\delta_0$$

$$e_d = Wy - Z\delta_d$$

$$\delta_0 = (Z'Z)^{-1} Z'y$$

$$\delta_d = (Z'Z)^{-1} Z'Wy$$

La optimización es con respecto al parámetro rho y una vez estimado $\hat{\rho}$ con máxima verosimilitud se llega a la estimación con máxima verosimilitud de δ y σ^2

$$\delta = \delta_0 - \hat{\rho} \delta_d$$

$$\hat{\sigma}^2 = n^{-1} S(\hat{\rho}) \hat{\Omega}$$

$$= \hat{\sigma}^2 [(I_n - \hat{\rho}W)' (I_n - \hat{\rho}W)]^{-1}$$

3) Modelo de Error Espacial (SEM)

Para obtener el modelo SEM, se tiene lo siguiente:

$$y = X\beta + u$$

$$= \lambda Wu + \varepsilon$$

$$\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I_n)$$

$$\ln L = -\left(\frac{n}{2}\right) \ln(\pi\sigma^2) + \ln |I_n - \lambda W| - \frac{e'e}{2\sigma^2}$$

$$e = (I_n - \lambda W)(y - X\beta)$$

Ahora, para un valor dado de λ , se tiene:

$$\beta(\lambda) = (X(\lambda)'X(\lambda))^{-1} X(\lambda)'y(\lambda),$$

donde:

$$X(\lambda) = (X - \lambda WX)$$

$$y(\lambda) = (y - \lambda WX)$$

$$\sigma^2(\lambda) = e(\lambda)' \frac{e(\lambda)}{n}$$

$$e(\lambda) = y(\lambda) - X(\lambda)\beta(\lambda)$$

Por su parte, la función de log-verosimilitud concentrada en los parámetros β y σ^2 :

$$\ln L(\lambda) = \kappa + \ln |I_n - \lambda W| - \left(\frac{n}{2}\right) \ln (S(\lambda))$$

$S(\lambda) = e(\lambda)'e(\lambda)$ no es cuadrático, se necesita todo un proceso simultáneo

$$\hat{\beta} = \beta(\hat{\lambda})$$

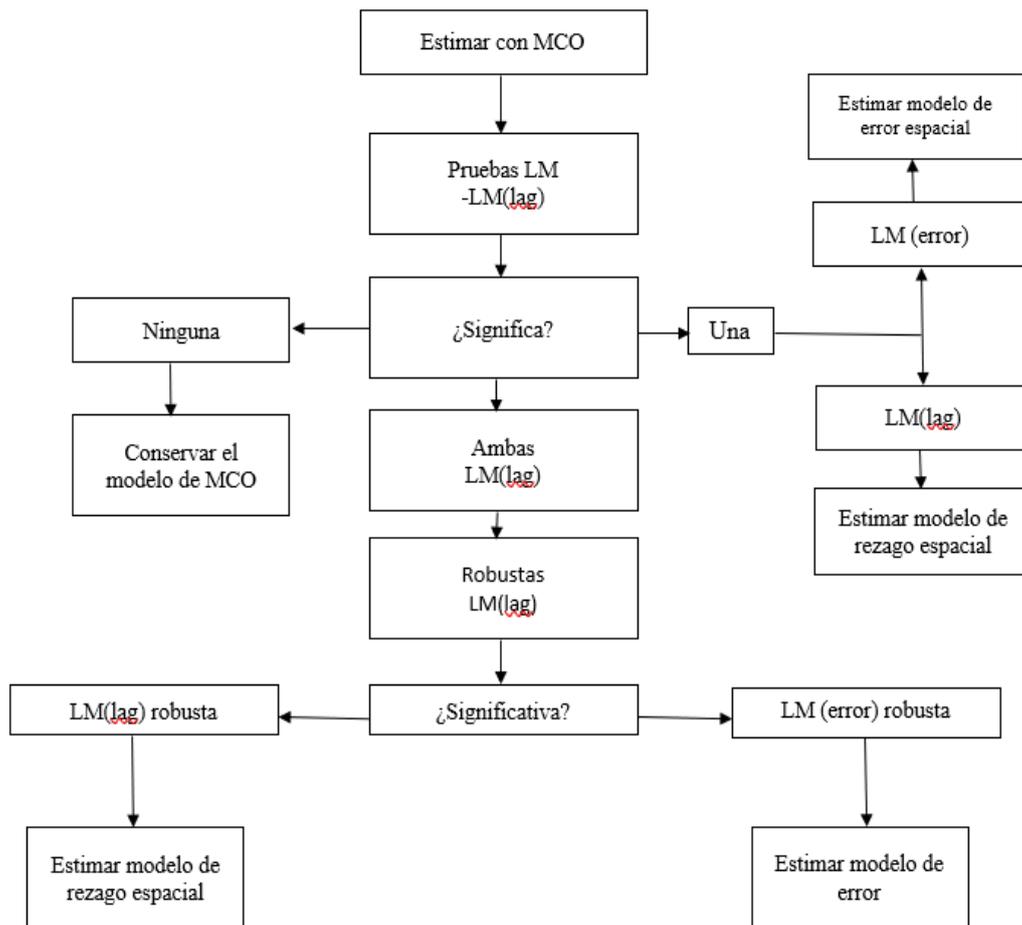
$$\hat{\sigma}^2 = n^{-1}S(\hat{\lambda})$$

$$\hat{\Omega} = \hat{\sigma}^2 [(I_n - \hat{\lambda}W)'(I_n - \hat{\lambda}W)]^{-1}$$

4.8 Estrategia de selección de modelos: de lo particular a lo general

Continuando con Mendoza y Quintana (2016) y, retomando lo mencionado por Anselin (2005), para seleccionar entre el modelo clásico y los modelos espaciales SAR, SEM y SARMA, se sigue con un proceso de decisión para utilizando la estrategia que se muestra en la siguiente figura y los estadísticos de contraste para las pruebas de hipótesis de los tipos de dependencia espacial.

Figura 4. Estrategia de Selección de Modelos: de lo particular a lo general



Fuente: Retomado de Mendoza y Quintana (2016) con base en Anselin, Luc (2005) Exploring Spatial Data with OpenGeoDa: A Workbook.

4.9 Contrastes de autocorrelación espacial

Estos contrastes se aplican después de estimar el modelo clásico para analizar la presencia de algún tipo de dependencia espacial. La hipótesis nula es que el tipo de dependencia espacial es igual a cero, contra la hipótesis alternativa de que es diferente de cero.

1) Test I de Moran

Mide el efecto de autocorrelación espacial en los residuos e_i en un modelo no espacial o clásico, sin distinguir estructuras de Rezago o Error Espacial:

$$I = \frac{N \sum_{(2)} W_{ij} e_i e_j}{S_0 \sum_{i=1}^N e_i^2} = \frac{N e' W e}{S_0 e' e}$$

La inferencia se hace con el valor z estandarizado. El primer y segundo momento:

$$E[I] = \frac{N}{S_0} \frac{tr(MW)}{N - K}$$

$$E[I]^2 = \frac{\left(\frac{N}{S_0}\right)^2 tr(MWMW') + (tr(MW))^2 + [tr(MW)]^2}{(N - K)(N - k + 2)}$$

Se distribuye como una χ^2 con un grado de libertad.

2) *Test LM-ERR: Error espacial*

Se basa en el principio de los multiplicadores de Lagrange y fue propuesto por Burridge (1980):

$$LM - ERR = \frac{\left[\frac{e'We}{s^2}\right]^2}{tr[W'W + W^2]}$$

Se distribuye como una χ^2 con un grado de libertad.

3) *Test LM-EL: Error espacial (robusto)*

El estadístico LM-ERR se ajusta por una mala especificación local de la dependencia espacial, como es el caso de una variable endógena rezagada (Anselin, 1996):

$$LM - EL = \frac{\left[\frac{e'We}{s^2} - T_1(R\tilde{J}_{\rho-\beta})^{-1} \frac{e'Wy}{s^2}\right]^2}{T_1 - T_1^2(R\tilde{J}_{\rho-\beta})}$$

$$\text{con: } (R\tilde{J}_{\rho-\beta})^{-1} = \left[T_1 + \frac{(WX\beta)'M(WX\beta)}{s^2}\right]^{-1}$$

$$T_1 = tr(W'W + W^2)$$

$$LM - EL = \frac{\left[\frac{e'We}{s^2} - T_1(R\tilde{J}_{\rho-\beta})^{-1} \frac{e'Wy}{s^2}\right]^2}{T_1 - T_1^2(R\tilde{J}_{\rho-\beta})}$$

Se distribuye como una χ^2 con un grado de libertad.

4) *Test LM-LAG: Rezago Espacial*

Por rezago espaciales de la variable endógena (Anselin, 1988):

$$LM - LAG = \frac{[e'Wy]^2}{R\tilde{J}_{\rho-\beta} \frac{s^2}{s^2}}$$

Se distribuye como una X^2 con un grado de libertad.

5) Test LM-LE: Rezago Espacial (Robusto)

El estadístico es robusto ante la presencia de dependencia local del error espacial (Anselin, 1988):

$$LM - LE = \frac{[\frac{e'Wy}{s^2} - \frac{e'W_1e}{s^2}]^2}{(R\tilde{J}_{\rho-\beta} - T_1)}$$

Se distribuye como una X^2 con un grado de libertad.

6) Test SARMA: Rezago y Error Espacial

Es robusto ante la presencia de dependencia local y del error espacial (Anselin, 1988):

$$SARMA \frac{[\frac{e'Wy}{s^2} - \frac{e'W_1e}{s^2}]^2}{(R\tilde{J}_{\rho-\beta} - T_1)} + \frac{[\frac{e'We}{s^2}]^2}{T_1}$$

Capítulo 5. Análisis de resultados

5.1 Construcción de las variables

En el presente capítulo se presenta la construcción de las variables utilizadas para el análisis, así como los resultados de la investigación. De tal forma que, para el análisis se utilizaron dos variables:

1. *Logaritmo de la densidad territorial en kilómetros cuadrados del número de personas en situación de pobreza “Ln(Pobreza_t)”:*

Para la construcción de esta variable, se utilizaron los polígonos territoriales para los municipios de la Zona Metropolitana del Valle de México, obtenidos de la cartografía del Marco Geoestadístico Nacional de INEGI, 2020. Una vez extraída la información se calculó la densidad territorial en kilómetros cuadrados al dividir la superficie total del territorio en metros cuadrados entre 1,000,000. Para los datos de personas en situación de pobreza, se utilizaron los resultados de la medición de pobreza multidimensional a nivel municipal que estima CONEVAL correspondiente al año 2020. De tal forma que, para calcular el número de personas en situación de pobreza por kilómetro cuadrado se dividió el número de personas en situación de pobreza entre la superficie total del territorio en kilómetros cuadrados, para finalmente obtener su logaritmo natural.

2. *Logaritmo de la densidad territorial en kilómetros cuadrados del número de delitos del fuero común “Ln(Delitos_t)”:*

Para la construcción de esta variable, se utilizaron los polígonos territoriales para los municipios de la Zona Metropolitana del Valle de México, obtenidos de la cartografía del Marco Geoestadístico Nacional de INEGI, 2020. Una vez extraída la información se calculó la densidad territorial en kilómetros cuadrados al dividir la superficie total del territorio en metros cuadrados entre 1,000,000. Para los datos referentes a los delitos del fuero común se utilizaron los datos del Secretariado Ejecutivo del Sistema Nacional de Seguridad Pública (SESNSP), que corresponde al número de delitos registrados para este mismo año. Lo anterior, para calcular el número de delitos del fuero común por kilómetro cuadrado, donde se dividió el número de delitos registrados entre la superficie total del territorio en kilómetros cuadrados, para finalmente obtener su logaritmo natural.

La estandarización en función del tamaño del territorio es para corregir sesgo en relación con la densidad poblacional. Asimismo, para evitar sesgos o espuriedad, se ajustó la pobreza a una

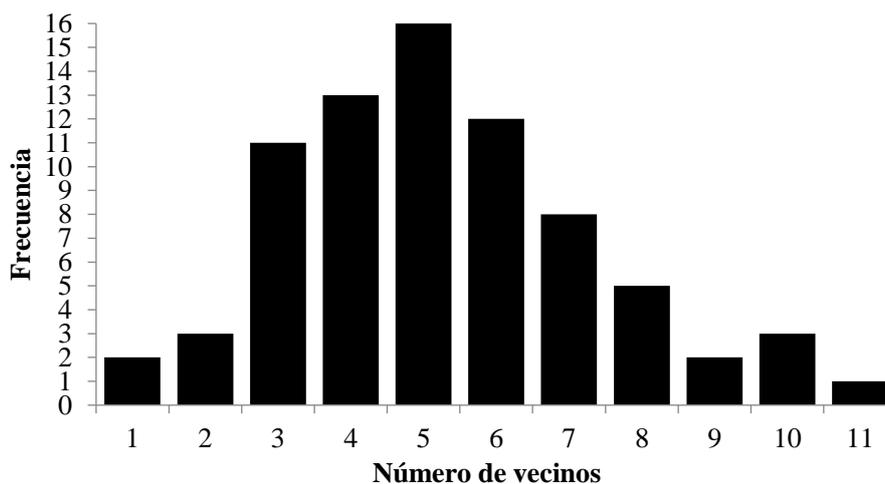
medida de densidad. Esta medida, a diferencia del porcentaje de población en situación de pobreza tiene la ventaja de representar la rivalidad por los bienes y servicios en el territorio (polígono). Similar a una medida de hacinamiento, la variable intenta aproximar la limitación por los servicios públicos y privados que se otorgan, además de las oportunidades de empleo entre otros elementos que dependen de la dinámica espacial.

5.2 Matriz de pesos espaciales

Con base en la información de los polígonos territoriales para los municipios de la Zona Metropolitana del Valle de México, obtenidos de la cartografía del Marco Geoestadístico Nacional de INEGI, 2020, se construyó una matriz de pesos espaciales tipo Reina.

Partiendo de la estructura que mencionan Mendoza, M. y Quintana, L. (2016), la información generada muestra que la matriz está conformada por 174 municipios, así como también que de las 76*76 posibles combinaciones (5,776 posibles combinaciones en total), 400 conexiones no son ceros, lo cual representa el 6.92% del total de combinaciones; mientras que la cantidad promedio de vecinos por municipio es de 5.26; la distribución de las combinaciones muestra que 2 municipios tienen solamente un vecino, que la mayor cantidad de municipios (16) tienen 5 vecinos y solamente un municipio tiene el máximo de vecinos (11); también nos muestra que 2 municipios cuentan con 1 vecino solamente.

Figura 5. Histograma de frecuencias de continuidad de la matriz tipo Reyna para los municipios de la Zona Metropolitana del Valle de México



Fuente: Elaboración propia con datos del INEGI, 2020.

5.3 Índice de Moran

Para comprobar si la existencia de dependencia espacial de $Ln(Pobreza_t)$ y $Ln(Delitos_t)$ es diferente de cero, se realizó un análisis bajo la hipótesis nula de que la correlación espacial es cero. Es decir, se evaluó si las variables analizadas están distribuidas de manera aleatoria en la Zona Metropolitana del Valle de México ¹⁰ contra la hipótesis alternativa que sugiere una correlación espacial diferente de cero.

Tabla 2. Prueba de Correlación Espacial de Moran

| <i>Estadísticos</i> | <i>Delitos (Valor)</i> | <i>Pobreza (Valor)</i> |
|---------------------|------------------------|------------------------|
| Moran | 0.66 | 0.63 |
| Desviación Estándar | 9.24 | 8.74 |
| P-Valor | 0.00 | 0.00 |

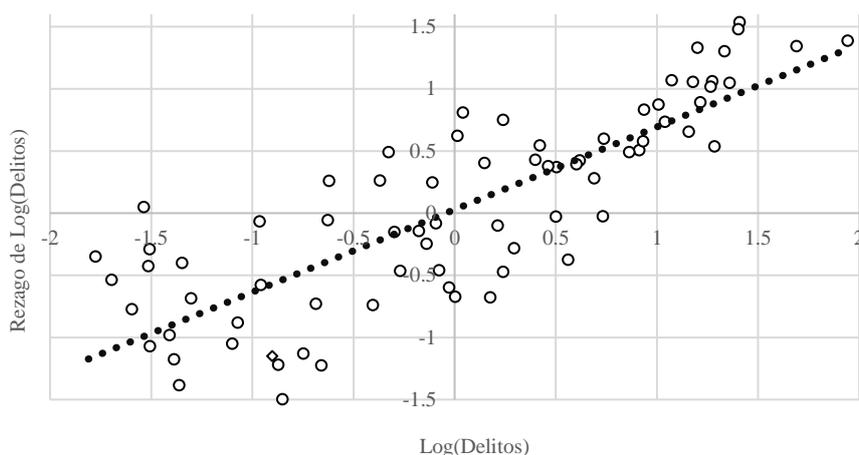
Fuente: Elaboración propia con datos del INEGI, SESP y CONEVAL, 2020.

Para el caso de $Ln(Delitos_t)$ se encontró que el coeficiente de correlación de Moran es de 0.6643, lo cual indica que la dependencia global es positiva, y de acuerdo con el p-valor menor a 0.05, se rechaza la hipótesis nula, es decir que el coeficiente de correlación es estadísticamente diferente de cero. La interpretación estadística de los resultados implica que los valores altos de $Ln(Delitos_t)$ tienden a estar cercanos a otros valores altos de $Ln(Delitos_t)$, y los valores bajos tienden a estar cercanos a otros valores bajos.

Para el caso de $Ln(Pobreza_t)$, los resultados del coeficiente de correlación de Moran arrojaron un valor de 0.6270, con un p-valor de (0.00). Esto lleva al rechazo de la hipótesis nula, indicando que las áreas con altos niveles de pobreza tienden a estar cercanas a otras áreas con altos niveles de pobreza, y las áreas con bajos niveles de pobreza tienden a estar cercanas a otras áreas con bajos niveles de pobreza. En ambos casos, el *P-valor* es cero, lo que indica que la autocorrelación espacial es estadísticamente significativa.

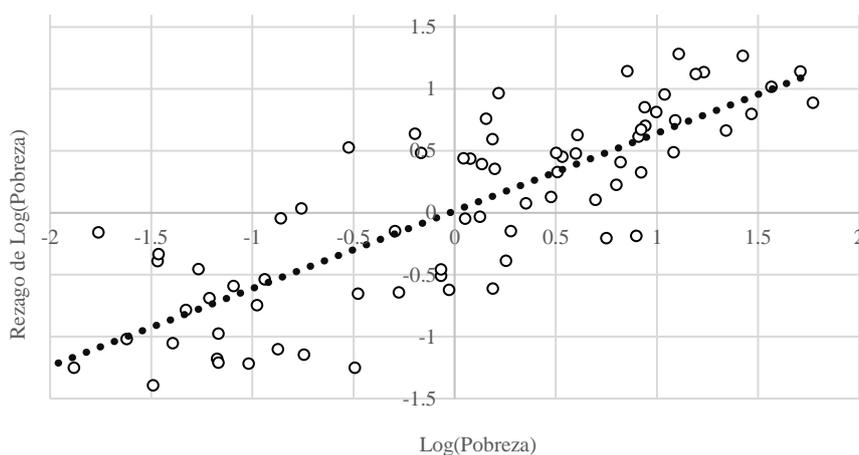
¹⁰ Los p-valores se obtiene con un proceso de aleatorización, lo cual permite simular la distribución del índice de Moran.

Gráfica 1. Diagrama de dispersión de Moran de Ln(Delitos_t) y de Ln(Delitos_{t-1})



Fuente: Elaboración propia con datos de INEGI y CONEVAL, 2020.

Gráfica 2. Diagrama de dispersión de Moran de Ln(Pobreza_t) y de Ln(Pobreza_{t-1})



Fuente: Elaboración propia con datos de INEGI y CONEVAL, 2020.

En relación con ello, se emplearon diagramas de dispersión para visualizar la correlación entre el indicador Ln(Delitos_t) y Ln(Pobreza_t), así como su rezago espacial multiplicado por el mismo indicador derivado de las estimaciones del coeficiente de Moran.

En la creación del diagrama de dispersión, los municipios fueron divididos en cuatro cuadrantes identificados por un movimiento contrario a las manecillas del reloj.

- 1) Cuadrante I (Alto-Alto). Está representado en el diagrama de dispersión en la parte superior derecha, con municipios que se caracterizan por presentar valores numéricos por arriba de la media del indicador y tener vecinos con la misma característica (arriba de la media);

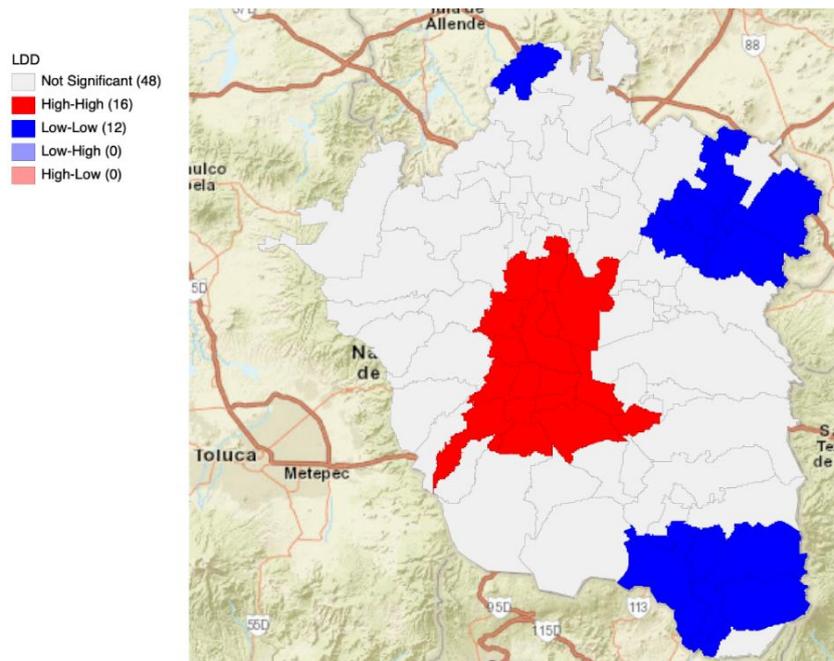
- 2) Cuadrante II (Bajo-Alto). Se ubica en el cuadrante superior izquierdo del diagrama de dispersión. En este cuadrante se identifican los municipios con valores por debajo de la media y vecinos con la característica contraria (arriba de la media);
- 3) Cuadrante III (Bajo-Bajo). Se ubica en el cuadrante inferior izquierdo del diagrama, contiene a los municipios con un indicador por debajo de la media y vecinos con la misma característica; y,
- 4) Cuadrante IV (Alto-Bajo). Se encuentra en el cuadrante inferior derecho, con valores por arriba de la media y vecinos.

En las gráficas 2 y 3 se observan los diagramas de dispersión de las variables $\ln(\text{Delitos}_t)$ y $\ln(\text{Pobreza}_t)$, mismos que muestran una relación positiva, así como la predominancia de municipios en el primer y tercer cuadrante. Mientras que en el segundo y tercer cuadrante se observa una menor predominancia de municipios.

5.4 Indicador Local de Asociación Espacial (LISA)

Con el fin de evaluar estadísticamente la asociación espacial identificada en los mapas con estratos de la variable del logaritmo de la densidad de los delitos del fuero común, se implementó el análisis del Indicador Local de Asociación Espacial (LISA).

Mapa 3. Índice local de Moran de $\ln(\text{Delitos}_t)$ y de $\ln(\text{Delitos}_{t-1})$



Fuente: Elaboración propia con datos del SESP y CONEVAL, 2020.

El mapa LISA de significancia muestra las regiones que contribuyen al Índice Global de Moran y que conforman entre sí clústeres significativos de dependencia espacial del logaritmo de la $Ln(Delitos_t)$. Los municipios en rojo corresponden a los sectores con un comportamiento Alto-Alto, en su mayoría integrados por el norte y centro de la Ciudad de México y noreste del Estado de México.

5.5 Estimaciones de dependencia espacial

5.5.1 Estimaciones y pruebas de correcta especificación

En función con lo establecido en la metodología planteada en Mendoza, M. y Quintana, L. (2016), una vez confirmada la dependencia espacial de los datos, se especificaron un total de siete modelos de regresión espacial que consideran dicha dependencia: 1) Modelo de Mínimos Cuadrados Ordinarios; 2) Modelo de Rezago Espacial; 3) Modelo de Error Espacial; 4) Modelo SARAR; 5) Modelo Durbin de Rezago Espacial; 6) Modelo Durbin de Error Espacial y; 7) Modelo Durbin de Rezago Espacial Corregido por Heteroscedasticidad. Los resultados para estos modelos se presentan en esta sección a partir de la información recopilada.

Tabla 3. Resultados de los Modelos de Mínimos Cuadros Ordinarios

| Variable dependiente: log(delitos) | | | | |
|------------------------------------|--------------|-------------|---------|------------|
| | Coefficiente | E. Estándar | Valor t | Pr (> t) |
| Intercepto | -4.61 | 0.35 | -13 | 0 |
| Log(pobreza) | 1.19 | 0.05 | 23.07 | 0 |

$R^2: 0.8779$

Fuente: Elaboración propia con datos de INEGI, SESEP y CONEVAL, 2020.

En la tabla anterior, los resultados del modelo de Mínimos Cuadrados Ordinarios indican que el intercepto (valor cuando la variable independiente es cero) es -4.61, y el coeficiente de regresión para la variable independiente es 1.19. Esto significa que, en promedio, un aumento del 1.0% en la densidad territorial de la delincuencia se relaciona con un aumento del 1.19 en la densidad territorial de la pobreza.

Por su parte, los valores de t y p indican que el coeficiente de regresión es estadísticamente significativo ($p < 0.001$). El valor de R-cuadrado de 0.8779 indica que el modelo explica el 87.79% de la variabilidad en la densidad territorial de la delincuencia, y el valor del estadístico F y su p-valor indican que las variables que integran el modelo son en conjunto estadísticamente significativas ($p < 0.001$).

En general, estos resultados sugieren que hay una relación positiva y significativa entre la densidad territorial de la pobreza y la densidad territorial de la delincuencia, es decir, cuanto más

alta sea la pobreza en una región o comunidad, se espera que el número de delitos aumente en promedio.

Ahora bien, para evaluar la influencia del espacio entre la relación de las variables, se utilizó la prueba de Moran espacial, la cual es una herramienta estadística utilizada en el análisis espacial para evaluar la autocorrelación espacial en un conjunto de datos. La autocorrelación espacial se refiere a la tendencia de las observaciones cercanas en el espacio de estar más relacionadas entre sí que las observaciones que están más alejadas. En otras palabras, la prueba de Moran espacial ayuda a identificar patrones espaciales y determinar si las observaciones geográficas están distribuidas de manera aleatoria o si hay algún tipo de agrupamiento espacial.

Tabla 4. Prueba de Moran para residuales del modelo Mínimos Cuadros Ordinarios

| <i>Estadístico</i> | <i>Residual de MCO</i> |
|---------------------|------------------------|
| Moran | 0.39 |
| Desviación Estándar | 5.75 |
| P-Valor | 0 |

Fuente: Elaboración propia con datos de INEGI, SESP y CONEVAL, 2020.

En la tabla anterior, se muestra el resultado para el cálculo del Índice de Moran Global para los residuos del Modelo de Regresión Lineal Simple, que relaciona $Ln(Delitos_t)$ con $Ln(Pobreza_t)$. En este caso, el Índice de Moran se ha calculado sobre los residuos del modelo, que son las diferencias entre los valores observados y los valores predichos por el modelo.

Los resultados indican que el valor observado del Índice de Moran es 0.39, que es mayor que el valor esperado bajo la hipótesis nula de aleatoriedad espacial (-0.0219), lo que sugiere que los residuos del modelo están espacialmente correlacionados. El estadístico de desviación estándar de Moran I es 5.75 y el p-valor asociado es muy pequeño (4.467e-09), lo que indica que la autocorrelación espacial observada es estadísticamente significativa.

La hipótesis alternativa indica que la autocorrelación espacial es mayor de lo que se esperaría al azar, lo que sugiere que puede haber factores espaciales que influyan en la relación entre $Ln(Delitos_t)$ y $Ln(Pobreza_t)$. Por lo tanto, estos resultados pueden indicar que la distribución geográfica de la pobreza y los delitos puede estar relacionada en el espacio, y que es importante tener en cuenta estos efectos en el análisis y la interpretación de los resultados del modelo.

Para corroborar dicha hipótesis se utilizan los diagnósticos de multiplicador de Lagrange para la dependencia espacial en el modelo de regresión lineal simple que relaciona $Ln(Delitos_t)$ y $Ln(Pobreza_t)$, donde se obtuvieron los siguientes resultados:

Tabla 5. Diagnósticos de multiplicador de Lagrange para dependencia espacial

| | <i>Multiplicador de Lagrange</i> | <i>DF</i> | <i>P-valor</i> |
|-------------------------|----------------------------------|-----------|----------------|
| Error Espacial | 26.84 | 1 | 0 |
| Error Espacial Robusto | 12.54 | 1 | 0 |
| Rezago Espacial | 18.66 | 1 | 0 |
| Rezago Espacial Robusto | 4.35 | 1 | 0.03 |
| SARAR | 31.19 | 2 | 0 |

Fuente: Elaboración propia con datos de INEGI, SESP y CONEVAL, 2020.

- 1) El diagnóstico de Error Espacial mide si hay dependencia espacial en los errores del modelo. El valor del estadístico del multiplicador de Lagrange para este ejercicio es 26.84 y el p-valor asociado es 2.205e-07, lo que indica que hay evidencia de dependencia espacial en los errores del modelo.
- 2) El diagnóstico Robusto de Error Espacial muestra que el valor del estadístico de multiplicador de Lagrange es 12.54 y el p-valor asociado es 0.0003994, lo que también sugiere la presencia de dependencia espacial en los errores del modelo.
- 3) El diagnóstico de Rezago Espacial mide si hay dependencia espacial en los términos de error autorregresivos del modelo. El valor del estadístico de multiplicador de Lagrange es 18.66 y el p-valor asociado es 1.566e-05, lo que indica que también hay evidencia de dependencia espacial en los términos de error autorregresivos.
- 4) En el diagnóstico robusto de Rezago Espacial (Modelo Durbin), el valor del estadístico de multiplicador de Lagrange es 4.35, y el p-valor asociado es 0.0371. Esto sugiere la existencia de una posible dependencia espacial en los términos de error autorregresivos, aunque con un nivel de significancia más bajo que los diagnósticos anteriores.
- 5) En el diagnóstico de SARAR, que evalúa la dependencia espacial en los términos de error autorregresivos y en los términos de media móvil, se observa un valor del estadístico de multiplicador de Lagrange de 31.19, con un p-valor asociado de 1.687e-07. Esto indica que existe evidencia de dependencia espacial en ambos términos.

En conjunto, estos diagnósticos indican que el modelo de regresión lineal simple que relaciona $Ln(Delitos_t)$ y $Ln(Pobreza_t)$, tiene evidencia estadística suficiente para rechazar la hipótesis nula de que la dependencia espacial en los errores es igual a cero. Por lo tanto, es importante tener en cuenta aquellos modelos que tengan en cuenta la estructura espacial de los datos.

Por lo tanto, una vez confirmada estadísticamente la existencia de la relación espacial, se procedió a estimar el modelo de rezago espacial, cuyos resultados se detallan en la siguiente tabla:

Tabla 6. Resultados del Modelo de Rezago Espacial

| Variable dependiente: log(delitos) | | | | |
|------------------------------------|--------------|-------------|---------|------------|
| | Coefficiente | E. Estándar | Valor Z | Pr (> Z) |
| Intercepto | -4.06 | 0.34 | -11.81 | 0 |
| Log(pobreza) | 0.96 | 0.07 | 12.86 | 0 |

Rho: 0.3; Prueba LR: 17.1; Pr (> |LR|): 0; Verosimilitud: -60.23; LM autocorrelación: 7.74; Pr (> |LM|): 0; BP Heterocedasticidad: 0.18; Pr (> |LM|): 0.68; AIC: 128.46.
 Fuente: Elaboración propia con datos de INEGI, SESP y CONEVAL, 2020.

Los resultados indican que la variable independiente $Ln(Pobreza_t)$, tiene un efecto significativo en la variable dependiente $Ln(Delitos_t)$, lo que se puede interpretar como que un aumento de la densidad territorial de personas en situación de pobreza está asociado con un aumento en la densidad territorial de delitos del fuero común, manteniendo constante otros factores.

Asimismo, el valor del coeficiente *Rho* indica que existe una dependencia espacial en el modelo, lo que significa que los valores de la variable dependiente están relacionados con los valores de la misma variable en áreas adyacentes. El valor de la estadística de prueba *LR* indica que la dependencia espacial es significativa y el valor de *p* es menor que 0.05.

En este caso, el resultado del *LM test* indica que hay evidencia de autocorrelación espacial en los residuos del modelo. El valor de la prueba es de 7.74 y el p-valor es 0.0053911, lo que significa que la probabilidad de obtener un resultado como este por azar es muy baja (p-valor < 0.05). Por lo tanto, se puede concluir que los residuos del modelo no se distribuyen de manera aleatoria en el espacio y que hay cierta dependencia espacial que no ha sido capturada por el modelo.

Es importante tener en cuenta este resultado al interpretar los coeficientes del modelo, ya que la presencia de autocorrelación espacial puede afectar la significancia estadística de los coeficientes, así como la precisión de las estimaciones, por lo cual, se llevó a cabo la estimación del Modelo de Error Espacial, mismo que se presenta a continuación:

Tabla 7. Resultados del Modelo de Error Espacial

| Variable dependiente: log(delitos) | | | | |
|---|---------------------|--------------------|----------------|----------------------|
| | <i>Coefficiente</i> | <i>E. Estándar</i> | <i>Valor Z</i> | <i>Pr (> Z)</i> |
| Intercepto | -4.07 | 0.45 | -9.02 | 0 |
| Log(pobreza) | 1.11 | 0.06 | 17.63 | 0 |

Lambda: 0.67; Prueba LR: 25.22; Pr (> |LR|): 0; Verosimilitud: -56.17; BP Heterocedasticidad: 4.7077; Pr (> |LM|): 0.03; AIC: 120.34.

Fuente: Elaboración propia con datos de INEGI, SESP y CONEVAL, 2020.

En este modelo, los coeficientes estimados se interpretan como en un modelo de regresión lineal. En este contexto, el intercepto representa el valor esperado del logaritmo de la densidad territorial de los delitos del fuero común cuando el logaritmo de la densidad territorial de las personas en situación de pobreza es cero.

El valor de *Lambda* es un parámetro de suavizado que se utiliza en el modelo de errores espaciales. El estadístico *LR* (Radio de Verosimilitud por sus siglas en inglés) indica si la inclusión de este parámetro mejora significativamente el ajuste del modelo. El valor de *Lambda* indica el grado de suavizado que se utiliza para modelar la autocorrelación espacial en los errores del modelo. En este caso, *Lambda* es igual a 0.67; además, el z-valor y su correspondiente p-valor indican la significancia estadística de este parámetro. Ambos valores señalan que *Lambda* es estadísticamente diferente de cero, lo que implica que la inclusión de este parámetro mejora de manera significativa el ajuste del modelo.

El modelo incluye diversas estadísticas de ajuste, tales como el Logaritmo de Verosimilitud, el Multiplicador de Lagrange (varianza residual máxima verosimilitud), el número de observaciones y el número de parámetros estimados. Además, se proporciona una comparación del AIC (criterio de información de Akaike) del modelo de errores espaciales con el AIC de un modelo de regresión lineal ordinario.

No obstante, entre las pruebas realizadas, se destaca aquella relacionada con la autocorrelación espacial en los errores del modelo. El estadístico LM indica si existe evidencia significativa de autocorrelación espacial en dichos errores. En este contexto, el valor del estadístico LM es 47.47 y el p-valor es 5.5843e-12, lo que sugiere que existe evidencia muy significativa de autocorrelación espacial en los errores del modelo. Los resultados específicos del Modelo SARAR se presentan en la Tabla 8.

Tabla 8. Resultados del Modelo SARAR

| Variable dependiente: log(delitos) | | | | |
|---|---------------------|--------------------|----------------|----------------------|
| | <i>Coefficiente</i> | <i>E. Estándar</i> | <i>Valor Z</i> | <i>Pr (> Z)</i> |
| Intercepto | -4.3 | 0.43 | -10.05 | 0 |
| Log(pobreza) | 1.08 | 0.07 | 16.2 | 0 |

Rho: 0.12; Prueba LR: 1.32; Pr (> |LR|): 0.19; Lambda: 0.56; Prueba LR: 4.2; Pr (> |LR|): 0; Prueba LR: 26.48; Pr (> |LM|): 0; BP Heterocedasticidad: 3.06; Pr (> |LM|): 0.08; Verosimilitud: -55.54; AIC: 121.08.

Fuente: Elaboración propia con datos de INEGI, SESP y CONEVAL, 2020.

En relación con los resultados del modelo SARAR, se observa que el coeficiente de la variable independiente es de 1.08. Este hallazgo sugiere que un aumento en la densidad territorial de personas en situación de pobreza está asociado con un aumento en la densidad territorial de los delitos del fuero común, manteniendo constante la influencia espacial de los vecinos.

En el modelo SARAR, Rho y Lambda son parámetros utilizados para modelar la dependencia espacial. Rho representa la correlación espacial en los errores del modelo, mientras que Lambda mide la fuerza de la dependencia espacial en la variable dependiente.

El valor del LR test es 26.48, y el p-valor asociado es 1.7805e-06 (0.0000017805). Esto indica que existe evidencia significativa para rechazar la hipótesis nula de que el modelo de Rezago Espacial es igualmente adecuado que el modelo de regresión lineal simple. Por lo tanto, el modelo SARAR es preferible en este contexto.

El valor estimado de Rho es 0.11972, con un error estándar de 0.090802. El estadístico z asociado es 1.3185, y el valor p es 0.18733. Este parámetro captura la autocorrelación espacial en los errores del modelo. El valor p mayor a 0.05 indica que la autocorrelación espacial no es estadísticamente significativa a un nivel de significancia del 5%. Por otro lado, el valor estimado de Lambda es 0.55917, con un error estándar de 0.13315. El estadístico z asociado es 4.1996, y el valor p es 2.6734e-05. Este parámetro representa la fuerza de la dependencia espacial entre las observaciones en el término de autoregresión espacial.

Una vez observados los resultados del modelo SARAR, en la tabla 9, se muestran los resultados del Modelo Durbin de Rezago Espacial.

Tabla 9. Resultados del Modelo Durbin de Rezago Espacial

| Variable dependiente: log(delitos) | | | | |
|------------------------------------|--------------|-------------|---------|------------|
| | Coefficiente | E. Estándar | Valor Z | Pr (> Z) |
| Intercepto | -1.94 | 0.62 | -3.13 | 0 |
| Log(pobreza) | 1.07 | 0.07 | 15.18 | 0 |
| Lag(pobreza) | -0.59 | 0.16 | -3.82 | 0 |

Rho: 0.63; Prueba LR: 22.4; Pr (> |LR|): 0; LM autocorrelación: 0.47; Pr (> |LM|): 0.49; BP

Heterocedasticidad: 13.34; Pr (> |LM|): 0; Verosimilitud: -55.34; AIC: 120.69.

Fuente: Elaboración propia con datos de INEGI, SESP y CONEVAL, 2020.

Este modelo es conocido como Durbin de Rezago Espacial con una matriz de ponderación basada en la matriz reina. El modelo tiene una variable dependiente $Ln(Delitos_t)$ y una variable independiente $Ln(Pobreza_t)$, Además, incluye un término de retardo de primer orden de la variable con $Ln(Pobreza_{t-1})$.

El coeficiente de intercepto es de -1.94, el coeficiente estimado para la variable $Ln(Pobreza_t)$, es de 1.07, por lo tanto, un aumento en la variable explicativa, se asocia con un aumento en la variable dependiente. El coeficiente estimado para el término de retardo de primer orden de la variable $Ln(Pobreza_{t-1})$ es -0.59, por lo tanto, un aumento en la variable explicativa en el los vecinos cercanos, se asocia con un descenso de la variable dependiente. Además, todos los coeficientes tienen p-valores significativamente bajos, lo que indica que son estadísticamente significativos.

El valor del coeficiente de autocorrelación espacial Rho en el modelo de Durbin de Rezago Espacial es de 0.63386. Un valor de Rho cercano a 1 indica que la variable dependiente está altamente auto correlacionada espacialmente, mientras que un valor cercano a 0 indica una baja autocorrelación espacial. El valor de la estadística de prueba de razón de verosimilitud (LR) es de 22.4, y el valor de p asociado es de 2.2139e-06. Estos valores indican que la inclusión de la autocorrelación espacial en el modelo es estadísticamente significativa, es decir, que hay una autocorrelación espacial en los errores del modelo que no puede explicarse por las variables incluidas.

La prueba LM para autocorrelación de residuos no muestra evidencia de autocorrelación en los residuos del modelo. En general, estos resultados sugieren que el modelo de Durbin de Rezago Espacial es una mejor opción que el modelo SARAR anterior, ya que incluye un término de rezago adicional que parece mejorar la capacidad del modelo para explicar la variabilidad en los datos.

Tabla 10. Resultados del Modelo Durbin de Error Espacial

| Variable dependiente: log(delitos) | | | | |
|---|---------------------|--------------------|----------------|----------------------|
| | <i>Coefficiente</i> | <i>E. Estándar</i> | <i>Valor Z</i> | <i>Pr (> Z)</i> |
| Intercepto | -4.68 | 0.75 | -6.27 | 0 |
| Log(pobreza) | 1.09 | 0.07 | 16.76 | 0 |
| Lag(pobreza) | 0.11 | 0.11 | 0.98 | 0.33 |

Lambda: 0.64; Prueba LR: 21.59; Pr (> |LR|): 0; BP Heterocedasticidad: 11.29; Pr (> |LM|): 0;

Verosimilitud: -55.75; AIC: 121.5.

Fuente: Elaboración propia con datos de INEGI, SESP y CONEVAL, 2020.

En la tabla anterior, se presentan los resultados para el modelo de errores espaciales, mismo que considera la variable dependiente en términos de la variable independiente y de los errores espaciales. Los resultados indican que la variable independiente $Ln(Delitos_t)$ tiene un efecto positivo significativo en la variable dependiente $Ln(Pobreza_t)$, con un valor de coeficiente de 1.09 y un P-valor menor que $2.2e-16$, lo que sugiere una relación estadísticamente significativa entre las dos variables. El coeficiente del rezago espacial de la variable independiente no es significativo, sugiriendo la ausencia de una autocorrelación espacial importante en los errores del modelo.

La prueba de significancia para el parámetro de autocorrelación espacial (Lambda) revela un valor de 0.63963, indicando la presencia de una autocorrelación espacial significativa en los errores del modelo. El valor asociado de p es inferior a 0.05, lo que sugiere que la autocorrelación es estadísticamente significativa.

5.5.2 Resultados definitivos y correcta especificación

Una vez concluida la estimación de los modelos, conforme al enfoque metodológico delineado por Mendoza, M. y Quintana, L. (2016), se determinó lo siguiente:

- 1) El Modelo de Mínimos Cuadrados Ordinarios se descarta del análisis debido a la evidencia de correlación espacial en los datos.
- 2) El Modelo de Rezago Espacial presenta autocorrelación, pero carece de heterocedasticidad.
- 3) El Modelo de Error Espacial rechaza la hipótesis nula de heterocedasticidad, indicando una presencia significativa de variabilidad no constante en los errores.
- 4) El Modelo SARAR revela autocorrelación sin heterocedasticidad. Sin embargo, no se descarta la hipótesis nula de que Rho sea estadísticamente igual a cero.

- 5) El Modelo Durbin de Rezago Espacial, gracias a la inclusión del rezago espacial, no presenta autocorrelación. No obstante, muestra heterocedasticidad.
- 6) El Modelo Durbin de Error Espacial presenta heterocedasticidad y no permite rechazar la hipótesis nula del coeficiente del rezago de la variable independiente, lo que genera una especificación sobreidentificada.

Al comparar los criterios AIC y el Logaritmo de Verosimilitud, el Modelo Durbin de Rezago Espacial presenta la mejor especificación, evidenciado por un AIC de 120.69 y un logaritmo de verosimilitud de -55.34. Estos indicadores sugieren que este modelo logra un equilibrio óptimo entre la capacidad explicativa y la parsimonia, lo que lo posiciona como el más adecuado para abordar la relación entre la pobreza y los delitos del fuero común en este contexto espacial.

Cuando los modelos presentan autocorrelación, pueden ser considerados consistentes más no eficientes, al corregir la autocorrelación del modelo corregimos la eficiencia, sin embargo, al no asegurar la heterocedasticidad, el modelo corre el riesgo de no tener varianza mínima. Por lo que, se llevó a cabo un análisis de los residuos con el propósito de identificar posibles valores atípicos que pudieran incidir en las estimaciones.

Con base en lo anterior, se encontró que el Municipio de Benito Juárez y sus vecinos, destacan como datos atípicos, al ser polígonos territoriales con una baja densidad de pobreza y una alta densidad de delitos. Por lo que, al integrar ese fenómeno al modelo se obtiene lo siguiente:

Tabla 11. Resultados del Modelo Durbin de Rezago Espacial corregido por Heteroscedasticidad

| Rezago Espacial: densidad territorial de los delitos del fuero común corregido | | | | |
|---|---------------------|--------------------|----------------|----------------------|
| | <i>Coefficiente</i> | <i>E. Estándar</i> | <i>Valor Z</i> | <i>Pr (> Z)</i> |
| Intercepto | -2.26 | 0.65 | -3.48 | 0 |
| Log(pobreza) | 1.09 | 0.06 | 17.9 | 0 |
| BJ | 2.22 | 0.43 | 5.133 | 0 |
| Lag(pobreza) | -0.51 | 0.16 | -3.08 | 0 |
| Lag(BJ) | 3.22 | 1.19 | 2.7 | 0 |

Rho: 0.48; Prueba LR: 13.01; Pr (> |LR|): 0; LM autocorrelación: 0.17; Pr (> |LM|): 0.68; BP

Heterocedasticidad: 12.9; Pr (> |LM|): 0.01; Verosimilitud: -41.88; AIC: 97.77.

Fuente: Elaboración propia con datos de INEGI, SESP y CONEVAL, 2020.

Este modelo utiliza el método de regresión Durbin Rezago Espacial para examinar la relación entre el logaritmo de la densidad territorial de los delitos del fuero común y dos variables independientes: el logaritmo de la densidad territorial de las personas en situación de pobreza y una variable dicotómica que representa el Municipio de Benito Juárez.

Los resultados del modelo indican lo siguiente:

- 1) El intercepto es -2.26, proporcionando un punto de partida para la interpretación de las demás variables.
- 2) El coeficiente de la variable del logaritmo de la densidad territorial de las personas en situación de pobreza es 1.094828, lo que indica que un aumento en la densidad territorial de las personas en situación de pobreza se asocia con un aumento en el logaritmo de la densidad territorial de los delitos del fuero común.
- 3) La variable dicotómica que representa el Municipio de Benito Juárez (BJ) tiene un coeficiente de 2.22, evidenciando su influencia significativa en la densidad de delitos.
- 4) El coeficiente del rezago espacial para el logaritmo de la densidad territorial de personas en situación de pobreza es -0.508475, señalando que un aumento en la densidad de personas en situación de pobreza en el municipio vecino se asocia con un descenso en el logaritmo de la densidad territorial de los delitos del fuero común.
- 5) El coeficiente del rezago espacial para la variable BJ es 3.22, enfatizando la importancia de la ubicación geográfica en la dinámica delictiva.
- 6) El valor de *Rho* es 0.48461, lo que sugiere que hay una correlación espacial positiva entre los municipios vecinos en términos del logaritmo de la densidad territorial de los delitos del fuero común. El valor de *p* del test LR es 0.00031007, indica que el efecto espacial es significativo.
- 7) La prueba LM para la autocorrelación residual, con un valor de prueba de 0.1659 y un valor *p* de 0.68378, indica que no hay autocorrelación significativa en los residuos del modelo.
- 8) Además, la prueba Breusch-Pagan test, es de 12.90 con 4 grados de libertad y un valor *p* de 0.01176. Esto ofrece evidencia para no rechazar la hipótesis nula de homocedasticidad a un 90% de confianza. Lo que enriquece la comprensión de la compleja dinámica espacial en relación con la densidad de delitos del fuero común..

El análisis comparativo de los modelos ajustados resalta la superioridad del modelo Durbin de Rezago Espacial Corregido, evidenciado por su AIC más bajo y el logaritmo de verosimilitud más alto en relación con los demás modelos. Estas métricas indican que este modelo proporciona una representación más eficiente y precisa de la dinámica espacial entre la densidad de delitos del fuero común, la pobreza y la variable dicotómica para el municipio de Benito Juárez (BJ).

En el contexto del modelo espacial, donde *LP* representa el Logaritmo de la Densidad Territorial de la Pobreza y *BJ* es la variable dicotómica para el municipio de Benito Juárez, y la variable

dependiente es el logaritmo de la densidad territorial de los delitos del fuero común, los resultados de impacto y las simulaciones revelan patrones significativos:

Tabla 12. Medidas de impacto

| Medidas de impacto | | | |
|--|---------------------|-----------------------|-------------------|
| Para IP: | Directo: 1.097592 | Indirecto: 0.04009054 | Total: 1.137683 |
| Para BJ: | Directo: 2.754560 | Indirecto: 7.79344531 | Total: 10.548005 |
| Resultados de Simulación: | | | |
| Errores Estándar Simulados (Simulated Standard Errors): | | | |
| Para IP: | Directo: 0.05778713 | Indirecto: 0.118906 | Total: 0.104569 |
| Para BJ: | Directo: 0.49282995 | Indirecto: 2.677462 | Total: 2.960379 |
| Valores z Simulados: | | | |
| Para IP: | Directo: 18.983586 | Indirecto: 0.3390053 | Total: 10.876229 |
| Para BJ: | Directo: 5.561123 | Indirecto: 3.0014397 | Total: 3.640387 |
| Valores p Simulados: | | | |
| Para IP: | Directo: < 2.22e-16 | Indirecto: 0.7346057 | Total: < 2.22e-16 |
| Para BJ: | Directo: 2.6804e-08 | Indirecto: 0.0026871 | Total: 0.00027223 |

Nota:

IP (Logaritmo de la Densidad Territorial de la Pobreza):

BJ (Variable dicotómica para el Municipio de Benito Juárez)

Fuente: Elaboración propia con datos de INEGI, SESP y CONEVAL, 2020.

- Para *IP*, el impacto directo estimado de la variable *IP* en la densidad de delitos del fuero común es 1.097592, el indirecto es 0.04009054 y el total es 1.137683.
- Para *BJ*, el impacto directo estimado de la variable *BJ* en la densidad de delitos es 2.754560, el indirecto es 7.79344531 y el total es 10.548005.

La interpretación de los resultados anteriores, revela el impacto de un cambio unitario en las variables *IP* o *BJ* en el logaritmo de la densidad territorial de los delitos del fuero común. De tal forma que, estos hallazgos proporcionan una perspectiva detallada sobre la relación entre la densidad de delitos y factores como la pobreza y la ubicación específica de Benito Juárez.

Los errores estándar proporcionan una medida de la variabilidad en las estimaciones en diferentes simulaciones, donde valores más pequeños indican mayor precisión en las estimaciones. Los valores *z*, a su vez, indican la significancia estadística de las estimaciones, siendo valores más grandes sugieren mayor significancia.

Por lo tanto, al considerar los valores *p*, que representan la probabilidad de observar los resultados bajo la hipótesis nula, se concluye que tanto *IP* como *BJ* tienen impactos significativos en la

densidad territorial de los delitos del fuero común. Estos resultados se respaldan tanto en los impactos directos como en los indirectos, indicando que estas variables no solo tienen efectos directos, sino también efectos espacialmente indirectos en la variable dependiente. Este hallazgo refuerza la importancia tanto de la relación directa entre las variables como de sus interacciones espaciales, subrayando la complejidad de los factores que influyen en la dinámica de los delitos en el contexto analizado.

6. Conclusiones

Este estudio ha abordado exhaustivamente la relación entre la delincuencia y la pobreza en el Valle de México, basándose en los postulados teóricos propuestos por Becker (1968) y Zhao, Feng y Castillo-Chavez (2014). La investigación no solo se ha enfocado en comprender los fundamentos teóricos que conectan estos dos fenómenos, sino también en fortalecer estos conceptos a través de la aplicación de modelos econométricos de relación espacial.

Los resultados obtenidos revelan una correlación espacial positiva significativa entre los delitos del fuero común y los niveles de pobreza en las zonas metropolitanas analizadas. Este hallazgo subraya la importancia de considerar tanto los factores individuales como la distribución geográfica de estos fenómenos al desarrollar estrategias de seguridad pública y políticas sociales.

La revisión de la literatura ha permitido contextualizar estos resultados, identificando factores específicos que pueden intensificar la relación entre la pobreza y la delincuencia en el Valle de México. La falta de oportunidades educativas y laborales, así como la concentración de la población en áreas con desigualdades en la distribución del ingreso, surgen como elementos clave que contribuyen a la dinámica delictiva. Estos hallazgos respaldan la necesidad de enfoques integrales que aborden no solo las causas individuales, sino también las dimensiones geospaciales de la relación entre la pobreza y la delincuencia.

La confirmación de una correlación espacial positiva proporciona una base sólida para la formulación de estrategias de política pública. Es esencial que las iniciativas dirigidas a combatir la delincuencia consideren no solo la dimensión económica, sino también la distribución geográfica de la pobreza. Esto implica la necesidad de programas específicos y localizados que atiendan las condiciones socioeconómicas particulares de las zonas con mayores índices delictivos.

En este sentido, este trabajo contribuye a una comprensión más profunda de la compleja interacción entre la pobreza y la delincuencia, ofreciendo perspectivas valiosas para diseñar estrategias de intervención más efectivas y centradas en la realidad geográfica de las comunidades afectadas. Los modelos econométricos de relación espacial identificados señalan la importancia de adoptar enfoques integrales y geográficamente informados para abordar los desafíos de seguridad pública y promover la equidad socioeconómica en la Zona Metropolitana del Valle de México.

Con base en los resultados obtenidos en los modelos anteriores, especialmente al comparar los modelos analizados, se pueden extraer varias conclusiones relevantes, particularmente en relación con la desutilidad de delinquir frente a la desutilidad asociada a las carencias sociales vinculadas a la pobreza multidimensional.

En primera instancia, los resultados corroboran la idea fundamental de que la desutilidad asociada a las carencias sociales asociadas a la pobreza multidimensional tiene un impacto sustancial en la dinámica delictiva en la Zona Metropolitana del Valle de México. La preferencia por el "Modelo Durbin de Rezago Espacial Corregido por Heteroscedasticidad" destaca una visión más precisa y predictiva, evidenciando que la carencia de recursos y condiciones básicas desempeña un papel crucial en la comprensión de los patrones delictivos. Este peso significativo de las carencias destaca la necesidad de integrar factores socioeconómicos en el análisis de la desutilidad de delinquir.

Además, la mejora sustancial al introducir correcciones en el modelo respalda la complejidad intrínseca de la relación entre la desutilidad de delinquir y la desutilidad asociada a las carencias. Estas correcciones no solo mejoran la capacidad predictiva, sino que también señalan la influencia de factores previamente no considerados en la dinámica entre ambas variables. Este hallazgo destaca la necesidad de un enfoque analítico más completo que considere las complejidades de la interacción entre la privación y la propensión al comportamiento delictivo. Además, subraya la importancia de comprender que abordar las carencias y desafíos sociales puede tener un impacto positivo en la reducción de comportamientos delictivos, ofreciendo orientación directa para la formulación de políticas destinadas a mejorar las condiciones sociales como medio de prevención del delito.

La intrincada relación entre la desutilidad de delinquir y la desutilidad asociada a las carencias sociales vinculadas a la pobreza multidimensional resalta la naturaleza multifacética de las dinámicas sociales. Esto sugiere que comprender plenamente la conexión entre la privación y la criminalidad requiere un enfoque analítico integral que aborde estas complejidades y se sumerja en la comprensión holística de las dinámicas sociales y su impacto en los comportamientos delictivos.

Desde el punto de vista técnico, destaca la preferencia por el Modelo Durbin de Rezago Espacial Corregido. Los resultados obtenidos del Modelo de Durbin de Rezago Espacial Corregido, con sus 7 grados de libertad, AIC de 97.77 y logaritmo de verosimilitud de -41.885, no solo resaltan la robustez estadística del modelo, sino también su capacidad para capturar las interacciones complejas entre la delincuencia y la pobreza en el contexto del Valle de México.

La significativa mejora con respecto al Modelo de Durbin de Rezago Espacial y se manifiesta en un valor p bajo (0.00000143), lo cual indica que las correcciones de Durbin y Rezago Espacial son elementos esenciales que elevan de manera significativa la eficacia predictiva del modelo ajustado. Este hallazgo destaca la importancia de tener en cuenta no solo la dependencia espacial, sino también las correcciones pertinentes al modelar la relación entre la delincuencia y la pobreza.

En este contexto, los resultados sugieren no solo una mejora estadística, sino también una mayor capacidad para comprender la dinámica subyacente de la relación entre la delincuencia y la pobreza. Esta comprensión más profunda puede ser instrumental para informar políticas públicas más efectivas, que aborden no solo los síntomas de la delincuencia, sino también sus raíces en la desigualdad económica y la falta de oportunidades.

Los resultados del modelo proporcionan información crucial sobre la relación entre la delincuencia y la pobreza en el contexto examinado. El intercepto de -2.263747 sugiere que en condiciones donde la densidad territorial de personas en situación de pobreza y la variable dicotómica BJ son nulas, y se espera una densidad territorial de delitos del fuero común de promedio positiva (0.10469 en términos de su logaritmo), esto implica de manera no condicionada que los delitos distribuidos en el territorio no tienen relación con la pobreza.

No obstante, se observa un impacto significativo de la pobreza, ya que el coeficiente de la variable del logaritmo de la densidad territorial de personas en situación de pobreza es positivo (1.094828). Esto indica que un aumento en la densidad territorial de personas en situación de pobreza se asocia con un aumento en la densidad territorial de delitos del fuero común. Este fenómeno puede explicarse mediante la desutilidad marginal generada por las carencias sociales (implícitas en la variable de pobreza) en comparación con la desutilidad marginal que implica cometer algún delito. Los incentivos por cometer delitos en los territorios con mayor concentración de personas en situación de pobreza son mucho mayores, probablemente debido a la rivalidad de recursos por los que compiten.

Los elementos espaciales añaden una dimensión clave al modelo. El coeficiente del rezago espacial para la variable de pobreza indica una relación inversa, sugiriendo que un aumento en la densidad territorial de personas en situación de pobreza en el municipio vecino se asocia con una disminución en la densidad territorial de delitos del fuero común en el municipio actual. En cambio, el rezago espacial de la variable BJ muestra un impacto positivo, indicando que un aumento en la presencia de Benito Juárez en el municipio vecino se asocia con un aumento en la densidad territorial de delitos del fuero común en el municipio actual. Además, esta variable,

sobresale con un coeficiente de 2.22, lo que indica que, en términos promedio, la densidad territorial de delitos del fuero común en Benito Juárez es 9.182187 veces superior a la de otros municipios.

Estos resultados resaltan la complejidad de las interacciones entre la pobreza y la delincuencia. La influencia espacial, tanto de la variable de pobreza como de la presencia de Benito Juárez, destaca la necesidad de estrategias de seguridad específicas adaptadas a las dinámicas locales. La relación inversa con la pobreza en el municipio vecino y la correlación positiva entre municipios vecinos enfatizan la importancia de enfoques colaborativos y regionales para abordar eficazmente estos desafíos. La robustez general del modelo sugiere que puede ser una herramienta valiosa para informar políticas y prácticas de seguridad pública.

Ahora bien, a través del modelo de mínimos cuadrados ordinarios aplicado de manera independiente en distintos espacios, se establece de manera consistente una relación positiva y estadísticamente significativa entre los niveles de pobreza y la incidencia delictiva. Este hallazgo destaca una asociación robusta entre ambas variables, resaltando la importancia de abordar la pobreza como un factor relevante en la comprensión de los niveles de delincuencia, independientemente del contexto espacial considerado.

En este sentido, la identificación de dependencia espacial cobra relevancia, ya que indica que las observaciones no son independientes y que las suposiciones convencionales de la regresión lineal clásica podrían estar siendo infringidas. En presencia de autocorrelación espacial, podría ser necesario contemplar modelos econométricos espaciales o incorporar términos de rezago espacial. De tal forma que, este enfoque se vuelve esencial para abordar adecuadamente la dependencia espacial en los datos y asegurar que los resultados obtenidos sean robustos y válidos.

Finalmente, se concluye que tanto el Logaritmo de la Densidad Territorial de la Pobreza, como la variable dicotómica para el municipio de Benito Juárez, tienen impactos significativos en la densidad territorial de los delitos del fuero común. Lo anterior, se respalda tanto en los impactos directos como en los indirectos, indicando que estas variables no solo tienen efectos directos, sino también efectos espacialmente indirectos en la variable dependiente, lo que refuerza la importancia tanto de la relación directa entre las variables como de sus interacciones espaciales, subrayando la complejidad de los factores que influyen en la dinámica de los delitos en el contexto analizado.

Referencias

1. Akers, R. L., & Sellers, C. S. (2009). *Criminological Theories: Introduction, Evaluation, and Application*. New York: Oxford University Press.
2. Anselin, L. (1988). *Spatial econometrics: Methods and models*. Springer-Verlag.
3. Anselin, L. (1995). Local indicators of spatial association-LISA. *Geographical analysis*, 27(2), 93-115.
4. Assunção, R., & Reis, E. (2015). A new proposal to adjust the local indicators of spatial association (LISA). *Geographical Analysis*, 47(2), 146-165.
5. Becker, G. S. (1968). Crime and punishment: An economic approach. En *The economic dimensions of crime* (pp. 13–68). Springer.
6. Bergman, M. (2011). Crimen y desempleo en México: ¿una correlación espuria?
7. Bivand, R. S., Pebesma, E., & Gómez-Rubio, V. (2013). *Applied spatial data analysis with R*. Springer Science & Business Media.
8. CEPAL, N., UNICEF, y cols. (2010). *Pobreza infantil en América Latina y el Caribe*.
9. Chavarría, M. O. (2009). Estimación económica de las principales deseconomías presentes en el gran área metropolitana (gam) de costa rica. *Revibec: revista iberoamericana de economía ecológica*, 13, 15–27.
10. Código Penal Federal, [C.P.F.], Reformado, Diario Oficial de la Federación, 14 de agosto de 1931, (México).
11. Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social. *Metodología para la medición multidimensional de la pobreza en México (tercera edición)*. Ciudad de México: CONEVAL, 2019.
12. Cortez, W., Grijalva, A. (2021). Pobreza, desigualdad y tamaño de municipios como factores explicativos del robo en México. *Gestión y política pública*, Volumen XXX, Núm. 1. México, 2021.
13. Diario Oficial de la Federación. (2022). Programa Nacional de Seguridad Pública 2022-2024. México: Secretaría de Seguridad y Protección Ciudadana.
14. Elhorst, J. P. (2010). Applied spatial econometrics: raising the bar. *Spatial Economic Analysis*, 5(1), 9-28.
15. Elhorst, J.P. (2014). *Spatial Econometrics: From Cross-Sectional Data to Spatial Panels*. Springer.
16. Ehrlich, I. (1973). Participation in illegitimate activities: A theoretical and empirical investigation. *Journal of political Economy*, 81 (3), 521–565.
17. Escalante Gonzalbo, F. (2012). *El crimen como realidad y representación: Contribución para una historia del presente*. México: Colegio de México.

18. Espinosa, A., Hernández, J., Leal, R., y Ramos, G. (2009). Las determinantes del crimen en México. *Economía, Sociedad y Territorio*, 1 (1), 1–20.
19. Fajnzylber, P., Lederman, D., y Loayza, N. (2000). *Crime and Victimization. An economic perspective*. Santiago de Chile: Banco Interamericano de Desarrollo.
20. Felson, M., y Cohen, L. E. (1980). Human Ecology and Crime: A Routine Activity Approach. *Human Ecology*, 8(4), 389-406.
21. Fleisher, B. M. (1966). The Effect of Income on Delinquency. *American Economic Review* (56), 118-137.
22. Fotheringham, A. S., & Wong, D. W. S. (1991). The modifiable areal unit problem in multivariate statistical analysis. *Environment and Planning A*, 23(7), 1025-1044.
23. Galindo, M., Fuentes, C., Alcántara, M. y Martínez, A. (2022). Pobreza en México en el contexto de la emergencia sanitaria por el COVID-19. *Dimensiones Red de Pobreza Multidimensional (MPPN)*, Núm. 14, 10.
24. Getis, A., & Aldstadt, J. (2004). Construyendo la matriz de pesos espaciales utilizando una estadística local.
25. Gibbons, S. (2004). The Cost of Urban Property Crime. *The Economic Journal*, 114(499), F441-F463.
26. González Andrade, S. (2014). Criminalidad y crecimiento económico regional en México. *Frontera norte*, 26(51), 81-109.
27. Gorgal, D. (2002). Modelos eficientes de seguridad pública urbana. *Fundación Atlas para una Sociedad Libre. Política Pública*(2), 1-16.
28. González A., S. (2014). Criminalidad y crecimiento económico regional en México. *Frontera norte*, 26(51), 75–111.
29. Grattet, R. (2009). The Urban Ecology of Bias Crime: A Study of Disorganized and Defenden Neighborhoods. *Social Problems*, 56(1), 132-150.
30. Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2018). *Encuesta Nacional de Victimización y Percepción sobre Seguridad Pública (ENVIPE) 2018*. México: INEGI.
31. Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2019). *Encuesta Nacional de Victimización y Percepción sobre Seguridad Pública (ENVIPE) 2019*. México: INEGI.
32. Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2020). *Encuesta Nacional de Victimización y Percepción sobre Seguridad Pública (ENVIPE) 2020*. México: INEGI.
33. Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). (2020). *Marco Geoestadístico Nacional 2020*.
34. Kelly, M. (2000). Inequality and Crime. *The Review of Economics and Statistics*, 82(4), 530-539.

35. Klessler, M., & Molinari, A. (2008). Una aproximación microeconómica al crimen en la Argentina. *Economía Política*, 1-23.
36. Lederman, D., Loayza, N., & Menéndez, A. M. (2002). Crime: Does Social Capital Matter *Economics Development and Cultural Change*, 50(3), 509-539.
37. Lesage, J. P., & Pace, R. K. (2009). *Introduction to spatial econometrics*. CRC press.
38. Levitt, S. D., (1998). Juvenile Crime and Punishment. (U. o. Press, Ed.) *Journal of Political Economy*, 106(6), 1156-1185.
39. Levitt, S. D., & Lochner, L. (2001). The determinants of Juvenile Crime. *Risk Behaviour among Youths: An Economic Analysis*, 327-374.
40. Levitt, S. D., (2004). Testing Theories of Discrimination: Evidence from Weakes Link. (U. o. Press, Ed.) *Journal of Law and Economics*, 47(2), 431-452.
41. Li, Y., Li, X., & Li, Z. (2019). Spatial autocorrelation analysis and LISA cluster mapping of regional tourism economy in China. *Journal of Cleaner Production*, 215, 1077-1086.
42. Loureiro, P. R., Cardoso, d. M., Silva, M. T., & Sachsida, A. (2009). Crime, economic conditios, social interactions and family heritage. *International Review of Law and Economics* (29), 202-209.
43. Medina, H. (2001). Consideraciones sobre el Índice de Gini para medir la concentración del ingreso. Cepal.
44. Mendoza, M. y Quintana, L. (2016). *Econometría aplicada utilizando R*. México: Pearson.
45. Nateras, M. y Zaragoza, D. (2017). La pobreza como indicador de generación de la violencia y la delincuencia en México. *Reflexiones sobre el Estado de Derecho. La seguridad pública y el desarrollo*.
46. North, D. C. (1990). *Institutions, institutional change and economic performance*. Cambridge University Press.
47. Nuñez, J., Rivera, J., Villavicencio, X., & Molina, O. (2003). Determinantes socioeconómicos y demográficos del crimen en Chile. (D. d. Economía, Ed.). *Estudios de Economía*, 30 (1), 55-85.
48. O'Neil, C. (2016). *Armas de destrucción matemática: Cómo el big data aumenta la desigualdad y amenaza la democracia*. Crown Publishing Group.
49. Pérez, J. E., y Pizarro, J. E. (2014). Capital social relacional en áreas rurales: un análisis a partir del análisis de redes sociales. En *De la geografía rural al desarrollo local: homenaje a Antonio Maya Frades* (pp. 215–230).
50. Perlbach, I., González, R., Calderón, M., & Rios, M. (2004). Delincuencia: efecto disuación e impacto del entorno socioeconómico en Mendoza. (U. N. Cuyo, Ed.). *Institutos Multidisciplinarios*, 1-21.

51. Rong, Z. (2007). Economic model of official crime based on life cycles Hypothesis. *System Engineering Theory and practice*, 39-48.
52. SEDATU, INEGI y, CONAPO. (2015). *Delimitación de las zonas metropolitanas de México 2015*.
53. SESNSP. (2020). *Secretariado Ejecutivo del Sistema Nacional de Seguridad Pública*.
54. Shaw, C., & McKay, H. (1942). *Juvenile Delinquency and Urban Areas*. Chicago: Univ. Press.
55. SSP. (2022). *Programa Nacional de Seguridad Pública 2022-2024*. Ciudad de México: Secretaría de Seguridad y Protección Ciudadana.
56. Strang, G. (2006). *Linear Algebra and Its Applications (4th ed.)*. Cengage Learning. p. 204.
57. Tapia, J. (2013). La inseguridad pública: causas y consecuencias. *Revista el cotidiano*, núm 180. México. UAM.
58. Townsend, Peter. 1962. El Significado de la Pobreza, *British Journal of Sociology*.
59. Vanderschueren, F. (2010). *Programa Ciudades más seguras*. Nairobi, Kenia: Centro de Naciones Unidas para los Asentamientos Humanos.
60. Velázquez G., C. (2022). *Pobreza e inseguridad en un contexto urbano*. Universidad Iberoamericana, Ciudad de México, 2022.
61. Villarespe, V., Sánchez, A., y Espíndola, M. (2012). *Pobreza e inseguridad. El viejo debate entre desarrollo y represión: un enfoque empírico*. México: UNAM.
62. Wong, D. W., & Lee, J. (2005). *Statistical analysis of geographic information with ArcView GIS and ArcGIS*. John Wiley & Sons.
63. Zhao, H., Feng, Z., y Castillo-Chávez, C. (2014). The dynamics of poverty and crime. *Journal of Shanghai Normal University (Natural Sciences Mathematics)*, 43(5), 486–495.

Anexos

Anexo 1. Composición de la Zona Metropolitana del Valle de México

| Entidad Federativa | Municipio | Población |
|--------------------|-------------------------|-----------|
| Ciudad de México | Azcapotzalco | 404,958 |
| Ciudad de México | Coyoacán | 568,913 |
| Ciudad de México | Cuajimalpa de Morelos | 199,872 |
| Ciudad de México | Gustavo A. Madero | 1,130,265 |
| Ciudad de México | Iztacalco | 376,976 |
| Ciudad de México | Iztapalapa | 1,760,382 |
| Ciudad de México | La Magdalena Contreras | 241,690 |
| Ciudad de México | Milpa Alta | 161,267 |
| Ciudad de México | Álvaro Obregón | 726,046 |
| Ciudad de México | Tláhuac | 377,744 |
| Ciudad de México | Tlalpan | 690,788 |
| Ciudad de México | Xochimilco | 437,383 |
| Ciudad de México | Benito Juárez | 373,752 |
| Ciudad de México | Cuauhtémoc | 491,816 |
| Ciudad de México | Miguel Hidalgo | 364,554 |
| Ciudad de México | Venustiano Carranza | 414,914 |
| Hidalgo | Tizayuca | 160,516 |
| México | Acolman | 210,256 |
| México | Amecameca | 49,658 |
| México | Apaxco | 36,200 |
| México | Atenco | 84,314 |
| México | Atizapán de Zaragoza | 548,919 |
| México | Atlautla | 27,735 |
| México | Axapusco | 29,406 |
| México | Ayapango | 9,765 |
| México | Coacalco de Berriozábal | 318,472 |
| México | Cocotitlán | 16,328 |
| México | Coyotepec | 40,673 |
| México | Cuautitlán | 195,425 |
| México | Chalco | 449,046 |
| México | Chiautla | 32,202 |
| México | Chicoloapan | 217,954 |
| México | Chiconcuac | 29,466 |
| México | Chimalhuacán | 716,859 |
| México | Ecatepec de Morelos | 1,808,026 |
| México | Ecatzingo | 9,348 |
| México | Huehuetoca | 188,545 |
| México | Hueypoxtla | 51,482 |
| México | Huixquilucan | 295,931 |
| México | Isidro Fabela | 11,327 |
| México | Ixtapaluca | 589,716 |
| México | Jaltenco | 32,118 |
| México | Jilotzingo | 19,350 |

| | | |
|--------|-----------------------------|-----------|
| México | Juchitepec | 25,646 |
| México | Melchor Ocampo | 65,150 |
| México | Naucalpan de Juárez | 896,997 |
| México | Nezahualcóyotl | 1,126,331 |
| México | Nextlalpan | 63,689 |
| México | Nicolás Romero | 479,550 |
| México | Nopaltepec | 10,899 |
| México | Otumba | 38,054 |
| México | Ozumba | 30,394 |
| México | Papalotla | 5,189 |
| México | La Paz | 333,038 |
| México | San Martín de las Pirámides | 29,830 |
| México | Tecámac | 609,772 |
| México | Temamatla | 13,789 |
| México | Temascalapa | 49,852 |
| México | Tenango del Aire | 11,015 |
| México | Teoloyucan | 71,057 |
| México | Teotihuacán | 65,546 |
| México | Tepetlaoxtoc | 35,908 |
| México | Tepetlixpa | 20,220 |
| México | Tepotzotlán | 114,945 |
| México | Tequixquiac | 45,705 |
| México | Texcoco | 307,221 |
| México | Tezoyuca | 53,999 |
| México | Tlalmanalco | 49,709 |
| México | Tlalnepantla de Baz | 731,771 |
| México | Tultepec | 173,743 |
| México | Tultitlán | 560,373 |
| México | Villa del Carbón | 53,235 |
| México | Zumpango | 336,687 |
| México | Cuautitlán Izcalli | 589,072 |
| México | Valle de Chalco Solidaridad | 420,595 |
| México | Tonanitla | 17,324 |

Fuente: Elaboración propia con información de CONEVAL, 2020.

Anexo 2. Delitos del fuero común

| Tipo de delito |
|---|
| Abuso de confianza |
| Abuso sexual |
| Acoso sexual |
| Allanamiento de morada |
| Amenazas |
| Contra el medio ambiente |
| Corrupción de menores |
| Daño a la propiedad |
| Delitos cometidos por servidores públicos |
| Despojo |

| |
|--|
| Electoral |
| Electoral |
| Evación de presos |
| Extorsión |
| Falsedad |
| Falsificación |
| Feminicidio |
| Fraude |
| Homicidio |
| Hostigamiento sexual |
| Incesto |
| Incumplimiento de obligaciones de asistencia familiar |
| Lesiones |
| Narcomenudeo |
| Otros delitos contra el patrimonio |
| Otros delitos contra la familia |
| Otros delitos contra la sociedad |
| Otros delitos del Fuero Común |
| Otros delitos que atentan contra la vida y la integridad corporal |
| Otros delitos que atentan contra la libertad personal |
| Otros delitos que atentan contra la libertad y la seguridad sexual |
| Rapto |
| Robo |
| Secuestro |
| Trata de personas |
| Tráfico de menores |
| Violación equiparada |
| Violación simple |
| Violencia de género en todas sus modalidades |
| Violencia familiar |

Fuente: Elaboración propia con información del Secretariado Ejecutivo del Sistema Nacional de Seguridad Pública, 2020.

Nota: Excluye aborto.

En México, la Suprema Corte de Justicia de la Nación resolvió por unanimidad en septiembre de 2023, que es inconstitucional criminalizar el aborto de manera absoluta, y se pronunció por primera vez a favor de garantizar el derecho de las mujeres y personas gestantes a decidir, sin enfrentar consecuencias penales.

Índice de mapas

Mapa 1. Pobreza en la Zona del Valle de México, 2020

Mapa 2. Delitos del fuero común en la Zona del Valle de México

Mapa 3. Índice local de Moran de $\ln(\text{Delitos}_t)$ y de $\ln(\text{Delitos}_{t-1})$

Índice de figuras

Figura 1. Matriz de pesos espaciales

Figura 2. Matriz tipo torre

Figura 3. Matriz tipo reina

Figura 4. Estrategia de Selección de Modelos: de lo particular a lo general

Figura 5. Histograma de frecuencias de continuidad de la matriz tipo Reyna para los municipios de la Zona Metropolitana del Valle de México

Índice de gráficas

Gráfica 1. Diagrama de dispersión de Moran de $\ln(\text{Delitos}_t)$ y de $\ln(\text{Delitos}_{t-1})$

Gráfica 2. Diagrama de dispersión de Moran de $\ln(\text{Pobreza}_t)$ y de $\ln(\text{Pobreza}_{t-1})$

Índice de tablas

Tabla 1. Incidencia delictiva a nivel estatal, 2020

Tabla 2. Prueba de Correlación Espacial de Moran

Tabla 3. Resultados de los Modelos de Mínimos Cuadros Ordinarios

Tabla 4. Prueba de Moran para residuales del modelo Mínimos Cuadros Ordinarios

Tabla 5. Diagnósticos de multiplicador de Lagrange para dependencia espacial

Tabla 6. Resultados del Modelo de Rezago Espacial

Tabla 7. Resultados del Modelo de Error Espacial

Tabla 8. Resultados del Modelo SARAR

Tabla 9. Resultados del Modelo Durbin de Rezago Espacial

Tabla 10. Resultados del Modelo Durbin de Error Espacial

Tabla 11. Resultados del Modelo Durbin de Rezago Espacial corregido por heteroscedasticidad

Tabla 12. Medidas de impacto