



**Facultad de
Ciencias Sociales y Humanísticas**

PROYECTO DE TITULACIÓN

**“EL CRIMEN ANTE LA PRESENCIA DEL ESTADO: UNA
APROXIMACIÓN AL CASO GUAYAQUIL”**

Previa a la obtención del Título de:

MAGISTER EN CIENCIAS ECONÓMICAS

Presentado por:

CRISTHIAN EMILIO LÓPEZ SEMINARIO

Guayaquil-Ecuador

2025

AGRADECIMIENTO

Agradezco al Dr. Fabricio Zanzzi por sus clases magistrales y asesorías, que fueron fundamentales para acercarme al mundo científico.

A mis profesores de la Maestría en Ciencias Económicas, por su dedicación y valioso aporte en mi formación.

Y a mis compañeros de la quinta promoción (MECE 5), por el apoyo mutuo, la amistad y las sesiones de estudio compartidas a lo largo de este proceso.

ECON. CRISTHIAN EMILIO LÓPEZ SEMINARIO

DEDICATORIA

A mis padres, el abogado Edgar López y la modista Carmen Seminario, cuyo esfuerzo, dedicación y un amor inmenso me han acompañado en cada etapa de mi vida. Gracias por brindarme el apoyo que moldearon mi crecimiento personal y profesional, y por cada muestra de cariño que atesoro profundamente en mi corazón.

ECON. CRISTHIAN EMILIO LÓPEZ SEMINARIO

COMITÉ DE EVALUACIÓN

Ph.D. Fabricio Zanzzi Díaz

Tutor de la Tesis

Ph.D. Henry Moscoso Miranda

Evaluador 1

M.Sc. Ángel Flor Pineda

Evaluador 2

Declaración Expresa

Yo Cristhian Emilio López Seminario acuerdo y reconozco que: La titularidad de los derechos patrimoniales de autor (derechos de autor) del proyecto de graduación corresponderá al autor o autores, sin perjuicio de lo cual la ESPOL recibe en este acto una licencia gratuita de plazo indefinido para el uso no comercial y comercial de la obra con facultad de sublicenciar, incluyendo la autorización para su divulgación, así como para la creación y uso de obras derivadas. En el caso de usos comerciales se respetará el porcentaje de participación en beneficios que corresponda a favor del autor o autores. El o los estudiantes deberán procurar en cualquier caso de cesión de sus derechos patrimoniales incluir una cláusula en la cesión que proteja la vigencia de la licencia aquí concedida a la ESPOL.

La titularidad total y exclusiva sobre los derechos patrimoniales de patente de invención, modelo de utilidad, diseño industrial, secreto industrial, secreto empresarial, derechos patrimoniales de autor sobre software o información no divulgada que corresponda o pueda corresponder respecto de cualquier investigación, desarrollo tecnológico o invención realizada por mí durante el desarrollo del proyecto de graduación, pertenecerán de forma total, exclusiva e indivisible a la ESPOL, sin perjuicio del porcentaje que me corresponda de los beneficios económicos que la ESPOL reciba por la explotación de mi innovación, de ser el caso.

En los casos donde la Oficina de Transferencia de Resultados de Investigación (OTRI) de la ESPOL comunique al autor que existe una innovación potencialmente patentable sobre los resultados del proyecto de graduación, no se realizará publicación o divulgación alguna, sin la autorización expresa y previa de la ESPOL.

Guayaquil, 25 de septiembre del 2025.

Econ. Cristhian Emilio
López Seminario

INDICE GENERAL

AGRADECIMIENTO	II
DEDICATORIA	III
COMITÉ DE EVALUACIÓN	IV
INDICE GENERAL.....	VI
RESUMEN.....	VIII
ÍNDICE DE ILUSTRACIONES	IX
ÍNDICE DE TABLAS	X
ABREVIATURAS	XII
1. INTRODUCCIÓN	1
1.1 Antecedentes	1
1.2 Problema de investigación	1
1.3 Objetivos	3
1.3.1 Objetivo General	3
1.3.2 Objetivos Específicos	3
1.3.3 Hipótesis o preguntas de investigación	3
1.4 Importancia del estudio	3
1.5 Alcance del estudio.....	4
2. REVISIÓN DE LITERATURA	4
2.1 Antecedentes del estudio	4
2.2 Estado del arte.....	6
2.2.1 Patrones Espaciales del Crimen y Métodos Econométricos Aplicados en Ecuador	6
2.2.2 Factores Socioeconómicos y Criminalidad en Ecuador	7
2.2.3 Estructura Judicial y su Relación con la Criminalidad en Ecuador	8
2.2.4 Declaratoria de Estados de Excepción en Guayaquil	9
2.2.5 Procesos Estocásticos y Modelado de Riesgo Criminal en Ecuador.....	12
2 METODOLOGÍA	13
2.1 Tipo de investigación	13
2.2 Los datos.....	13
2.2.1 Variables dependientes (de resultado):	13
2.2.2 Variables explicativas (independientes):	14
2.3 Diseño de investigación	16

2.5.1 Modelo de Rezago Espacial (SAR)	20
2.5.2 Modelo de Error Espacial (SEM)	20
2.5.3 Modelo de Durbin Espacial (SDM)	20
2.5.4 Ecuaciones para los efectos espaciales.....	21
3 RESULTADOS	22
3.1 Análisis descriptivos de las variables seleccionadas.....	23
3.2 Análisis de Normalidad.....	25
3.3 Análisis global de autocorrelación espacial: Índices de Moran y Geary.....	27
3.4 Análisis LISA: clusters espaciales de criminalidad	29
3.5 Análisis de Resultados del Modelo de Mínimos Cuadrados Ordinarios (Robusto a Heterocedasticidad)	35
3.6 Análisis de Resultados del Modelo de Rezago Espacial para Robo a Personas, Hurtos y Muertes Violentas.....	39
3.7 Modelo de Error Espacial	45
3.8 Análisis de Resultados del Modelo Durbin Espacial para Robo a Personas, Hurtos y Muertes Violentas	49
3.9 Efectos Directos y Efectos Spillover en la ciudad de Guayaquil.....	57
3.10 Limitaciones de la investigación	62
4. CONCLUSIONES	63
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	68
ANEXOS	76

RESUMEN

La delincuencia y la violencia han convertido a Ecuador en un país donde los asesinatos, extorsiones y robos forman parte de la vida cotidiana. El auge del narcotráfico ha llevado al crimen organizado internacional a establecer alianzas con pandillas locales, lo que ha desencadenado una lucha por el control territorial. Como resultado, la violencia en las calles se ha intensificado, la tasa de homicidios ha aumentado y la crisis del sistema carcelario ecuatoriano se ha agravado.

Esta investigación analiza la relación entre el crimen y el desarrollo de infraestructura desde una perspectiva espacial, enfocándose en la interacción entre diferentes barrios de la ciudad de Guayaquil, en el contexto de un país con limitados recursos como Ecuador. La calidad de la infraestructura y la inversión pública pueden influir directa e indirectamente en la incidencia delictiva, tanto en sectores específicos de la ciudad como en sus alrededores. Por ello, adoptar un enfoque espacial resulta esencial para comprender las dinámicas del crimen en Guayaquil y contribuir con evidencia para que las autoridades puedan diseñar intervenciones más efectivas.

Se evaluó la autocorrelación espacial de las variables explicativas mediante el Índice de Moran Global y el Coeficiente de Geary. Con estos resultados, se aplicaron modelos econométricos espaciales (de rezago espacial, de Durbin y de error espacial) de forma transversal por año entre 2020 y septiembre de 2024, usando matrices de contigüidad de primer orden tipo reina y distancia inversa. Las variables de resultado fueron las llamadas al ECU-911 por robos a personas, hurtos y muertes violentas; la variable de interés principal fue infraestructura de servicios (escuelas, hospitales, UPCs), complementada con el precio del metro cuadrado de la vivienda e indicadores sociales como microtráfico (solo en 2020). Todas las variables se organizaron en formatos continuos, categóricos y binarios.

Los resultados muestran que tanto la institucionalidad y calidad de la infraestructura pública y los servicios estatales en una zona influyen significativamente en la distribución espacial del crimen, aunque sus efectos varían según el tipo de delito. Se concluye que la sola presencia del Estado no siempre reduce la criminalidad, y que comprender las dinámicas vecinales es clave para diseñar políticas públicas más focalizadas y eficaces.

ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

Ilustración 1. Robos a personas reportados en Guayaquil al ECU-911 desde enero del 2020 hasta septiembre del 2024.....	9
Ilustración 2. Hurtos reportados en Guayaquil al ECU-911 desde enero del 2020 hasta septiembre del 2024.....	9
Ilustración 3. Muertes violentas reportadas en Guayaquil al ECU-911 desde enero del 2020 hasta septiembre del 2024.....	10
Ilustración 4. Clúster LISA de robos 2020	30
Ilustración 5. Clúster LISA de robos 2021	30
Ilustración 6. Clúster LISA de robos 2022	30
Ilustración 7. Clúster LISA de robos 2023	30
Ilustración 8. Clúster LISA de robos 2024	30
Ilustración 9. Clúster LISA de hurtos 2020	32
Ilustración 10. Clúster LISA de hurtos 2021	32
Ilustración 11. Clúster LISA de hurtos 2022	32
Ilustración 12. Clúster LISA de hurtos 2023	32
Ilustración 13. Clúster LISA de hurtos 2024	32
Ilustración 14. Clúster LISA de muertes violentas 2020	34
Ilustración 15. Clúster LISA de muertes violentas 2021	34
Ilustración 16. Clúster LISA de muertes violentas 2022	34
Ilustración 17. Clúster LISA de muertes violentas 2023	34
Ilustración 18. Clúster LISA de muertes violentas 2024	34
Ilustración 19. Robos a personas reportados al ECU-911 en Ecuador durante los estados de excepción (enero 2020 – septiembre 2024).....	76
Ilustración 20. Hurtos reportados al ECU-911 en Ecuador durante los estados de excepción (enero 2020 – septiembre 2024)	76
Ilustración 21. Muertes violentas reportadas al ECU-911 en Ecuador durante los estados de excepción (enero 2020 – septiembre 2024).....	77

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Estadística Descriptiva	24
Tabla 2. Pruebas de Normalidad: Estadísticos de Simetría, Curtosis, Jarque-Bera y Shapiro-Wilk para Variables Seleccionadas (2020–2024)	25
Tabla 3. Análisis de Autocorrelación Espacial Basado en Matriz de Contigüidad: Índices de Moran y Geary para Variables Delictivas (2020–2024).....	28
Tabla 4. Modelo de MCO Robusto para robo a personas	35
Tabla 5. Modelo de MCO Robusto para hurtos	37
Tabla 6. Modelo de MCO Robusto para muertes violentas	38
Tabla 7. Modelo de Rezago Espacial (SAR) para robo a personas	40
Tabla 8. Modelo de Rezago Espacial (SAR) para hurtos	42
Tabla 9. Modelo de Rezago Espacial (SAR) para muertes violentas	43
Tabla 10. Modelo de Error Espacial (SEM) para robo a personas	45
Tabla 11. Modelo de Error Espacial (SEM) para hurtos	46
Tabla 12. Modelo de Error Espacial (SEM) para muertes violentas	48
Tabla 13. Modelo de Durbin Espacial (SDM) para robo a personas	50
Tabla 14. Modelo de Durbin Espacial (SDM) para hurtos	52
Tabla 15. Modelo de Durbin Espacial (SDM) para muertes violentos	54
Tabla 16. Efectos espaciales directos, spillover y totales de las variables explicativas sobre el robo a personas en Guayaquil (2020–2024)	59
Tabla 17. Efectos espaciales directos, spillover y totales de las variables explicativas sobre los hurtos en Guayaquil (2020–2024)	59
Tabla 18. Efectos espaciales directos, spillover y totales de las variables explicativas sobre las muertes violentas en Guayaquil (2020–2024)	60
Tabla 19. Test de concentración	77
Tabla 20. Resultados del Modelo de Rezago Espacial (SAR) para robo a personas – Matriz de Contigüidad por Distancia Inversa (2020–2024)	78
Tabla 21. Resultados del Modelo de Rezago Espacial (SAR) para hurtos – Matriz de Contigüidad por Distancia Inversa (2020–2024)	79
Tabla 22. Resultados del Modelo de Rezago Espacial (SAR) para muertes violentas – Matriz de Contigüidad por Distancia Inversa (2020–2024)	79
Tabla 23. Resultados del Modelo de Error Espacial (SEM) para robo a personas – Matriz de Contigüidad por Distancia Inversa (2020–2024)	80
Tabla 24. Resultados del Modelo de Error Espacial (SEM) para hurtos – Matriz de Contigüidad por Distancia Inversa (2020–2024)	81
Tabla 25. Resultados del Modelo de Error Espacial (SEM) para muertes violentas – Matriz de Contigüidad por Distancia Inversa (2020–2024)	82
Tabla 26. Resultados del Modelo de Durbin Espacial (SDM) para robo a personas – Matriz de Contigüidad por Distancia Inversa (2020–2024)	83
Tabla 27. Resultados del Modelo de Durbin Espacial (SDM) para hurtos – Matriz de Contigüidad por Distancia Inversa (2020–2024)	84
Tabla 28. Resultados del Modelo de Durbin Espacial (SDM) para muertes violentas – Matriz de Contigüidad por Distancia Inversa (2020–2024)	85
Tabla 29. Resultados del Modelo de Rezago Espacial (SAR) para muertes violentas – Matriz de Contigüidad tipo Reina, incluyendo variable normalizada de robo a personas y hurtos	86

Tabla 30. Resultados del Modelo de Rezago Espacial (SAR) para muertes violentas – Matriz de Contigüidad por Distancia Inversa, incluyendo variable normalizada de robo a personas y hurtos	87
Tabla 31. Resultados del Modelo de Error Espacial (SEM) para muertes violentas – Matriz de Contigüidad por tipo Reina, incluyendo variable normalizada de robo a personas y hurtos ..	88
Tabla 32. Resultados del Modelo de Error Espacial (SEM) para muertes violentas – Matriz de Contigüidad por Distancia Inversa, incluyendo variable normalizada de robo a personas y hurtos	88
Tabla 33. Resultados del Modelo de Durbin Espacial (SDM) para muertes violentas – Matriz de Contigüidad tipo Reina, incluyendo variable normalizada de robo a personas y hurtos	89
Tabla 34. Resultados del Modelo de Durbin Espacial (SDM) para muertes violentas – Matriz de Contigüidad por Distancia Inversa, incluyendo variable normalizada de robo a personas y hurtos	90
Tabla 35. Comparación del desempeño de matrices espaciales según tipo de delito y modelo econométrico espacial (2020-2024)	92
Tabla 36. Significancia estadística de las variables para robo a personas (marcadas con “Sí” cuando fueron significativas en al menos dos años del período analizado)	92
Tabla 37. Significancia estadística de las variables para hurtos (marcadas con “Sí” cuando fueron significativas en al menos dos años del período analizado)	93
Tabla 38. Significancia estadística de las variables para muertes violentas (marcadas con “Sí” cuando fueron significativas en al menos dos años del período analizado)	93

ABREVIATURAS

OECO	Observatorio Ecuatoriano de Crimen Organizado
PADF	Fundación Panamericana para el Desarrollo (siglas en inglés)
LGCP	Log-Gaussian Cox Process (procesos de Cox log-Gaussianos)
SEHP	Self-Exciting Hawkes Process (procesos Hawkes autoexcitados)
RMSE	Root Mean Squared Error (promedio de la magnitud del error)
INEC	Instituto Nacional de Estadística y Censos
SIG	Sistemas de Información Geográfica
GSGF	Marco Global Estadístico Geoespacial (Global Statistical Geospatial Framework)
IPC	Índice de Precios al Consumidor
CCIF	Clasificación del Consumo Individual por Finalidades
UPC	Unidad de Policía Comunitaria
SAR	Spatial Autoregressive Model (modelo de rezago espacial)
SDM	Spatial Durbin Model (modelo de Durbin espacial)
SEM	Spatial Error Model (modelo de error espacial)
LISA	Local Indicators of Spatial Association (Indicadores Locales de Asociación Espacial)

1. INTRODUCCIÓN

1.1 Antecedentes

El estudio del crimen en Guayaquil ha cobrado mayor relevancia en los últimos años, especialmente desde enfoques que consideran no solo los aspectos sociales y económicos, sino también las dimensiones territoriales. La economía del crimen, subrama de ciencia económica, aporta una visión útil para entender cómo los individuos toman decisiones delictivas racionales en función de incentivos, riesgos y beneficios. A su vez, investigaciones recientes han señalado que la infraestructura pública, la exclusión social y la presencia institucional influyen directamente en la configuración espacial del delito. Esta perspectiva sugiere que las dinámicas delictivas no se distribuyen aleatoriamente en el territorio, sino que responden a patrones vinculados con las condiciones del entorno urbano. En este contexto, adoptar un enfoque espacial permite identificar estas regularidades y evaluar el efecto que puede tener la inversión pública en la reducción de la criminalidad.

1.2 Problema de investigación

La delincuencia y la violencia ha convertido al Ecuador en un país donde los asesinatos, extorsiones y robos forman parte de la cotidianidad. La ubicación territorial y la corrupción endémica del Ecuador incentiva a los grupos criminales al tráfico de drogas, especialmente la cocaína colombiana y peruana, que mayoritariamente se destina a Estados Unidos y a Europa occidental y central (Polga, 2023).

El crecimiento del narcotráfico en Ecuador y el incremento del consumo de drogas hicieron que el crimen organizado internacional buscara aliarse con pandillas ecuatorianas. Las pandillas ecuatorianas actúan como subcontratistas para redes delictivas internacionales, en especial grupos colombianos y mexicanos para que faciliten la logística y la seguridad de las toneladas de droga, a cambio reciben dinero, armas de fuego y drogas para la venta al consumo interno (InSight Crime, 2023). La lucha por el poder y el dominio por los territorios ha hecho que surja una guerra entre pandillas, eso ha desencadenado el crecimiento de la violencia en las calles, el aumento en la tasa de homicidios y la crisis del sistema carcelario ecuatoriano.

En 2024, Ecuador registró 7.033 homicidios intencionales, lo que representó una tasa de 39,14 por cada 100.000 habitantes. Con estas cifras, el país se consolidó como el más violento de América Latina. La Zona 8, conformada por Guayaquil, Samborondón y

Durán, se destacó como el territorio más afectado por la violencia letal; únicamente Guayaquil concentró el 27,87% de los homicidios reportados a nivel nacional (Observatorio Ecuatoriano del Crimen Organizado, 2025a).

Entre el 1 de enero y el 30 de junio de 2025, Ecuador registró 4.619 homicidios intencionales, únicamente Guayaquil concentró el 31,67% de los homicidios reportados a nivel nacional, confirmando la persistencia de niveles críticos de inseguridad. Durante este periodo, la Zona 8 volvió a concentrar la mayor proporción de casos, con el 39,58% de los homicidios registrados a nivel nacional. En cuanto a la distribución etaria, el grupo más afectado fue el de 25 a 29 años (19,25%), seguido por los de 20 a 24 años (17,49%) y 30 a 34 años (16,48%) (Observatorio Ecuatoriano del Crimen Organizado, 2025b).

El crimen organizado está presente en la vida cotidiana de los ecuatorianos, a través de delitos contra la vida, la integridad personal y el lavado de dinero (Jara et al., 2022; Lucero & Sánchez, 2023; Turkewitz, 2023). Uno de los sectores más afectados por el aumento de la delincuencia son el sector comercial e industrial, lo que ha generado una reducción en el horario de atención o producción para proteger a sus empleados (El Universo, 2023). Al comparar 2022 y 2023 el nivel de registros de denuncias por extorsión, las denuncias aumentaron en un 364% y el 90% de los empresarios perciben la extorsión como el principal problema de seguridad en el sector empresarial (PADF & OECO, 2024).

Los robos generan dificultades en la logística, recibir o repartir insumos y productos se hace más costosas y complicadas las transacciones con proveedores y clientes (Estévez, 2021). Se argumenta que la escasez de recursos y servicios básicos puede contribuir a un entorno socioeconómico desfavorecido, aumentando la tasa de criminalidad (Anser et al., 2020). En consecuencia, el Estado ecuatoriano tiene la obligación de proponer y ejecutar una política pública con inversiones en las más modernas tecnologías de control, programas para la prevención del delito y de seguridad penitenciaria.

Por eso, la pregunta de investigación de esta investigación fue ¿Puede el Estado, a través de su presencia institucional en el territorio, influir en la reducción de la criminalidad?

A continuación, se presentan los objetivos que orientarán el estudio sobre la relación entre el crimen y el desarrollo de infraestructura en Guayaquil desde una perspectiva espacial, abarcando el periodo 2020-2024.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo General

Analizar la relación de la infraestructura pública y la incidencia del crimen en Guayaquil desde una perspectiva espacial, mediante la aplicación de modelos econométricos espaciales, con el fin de identificar patrones de autocorrelación y su influencia en la seguridad urbana entre 2020 y 2024.

1.3.2 Objetivos Específicos

- Analizar la distribución espacial de la delincuencia en Guayaquil entre 2020 y 2024 mediante el uso del análisis LISA y otras técnicas de análisis espacial, con el fin de identificar patrones de concentración, autocorrelación y dependencia espacial del crimen.
- Aplicar modelos econométricos espaciales (de rezago espacial, de Durbin, y de error Espacial) para evaluar la interacción entre las variables explicativas y la criminalidad, utilizando datos georreferenciados y métodos de contigüidad espacial.
- Identificar los efectos directos e indirectos de las variables explicativas sobre la incidencia delictiva en Guayaquil (2020-2024), a partir del modelo Durbin espacial.

1.3.3 Hipótesis o preguntas de investigación

La hipótesis postula que la cantidad de crímenes tiende a ser mayor en áreas caracterizadas por una infraestructura pública limitada.

1.4 Importancia del estudio

El estudio es importante porque explora cómo la infraestructura urbana y la acción estatal se relacionan con los niveles de criminalidad en Guayaquil, usando un enfoque espacial a través de técnicas econométricas especializadas. Cuando se analiza la distribución territorial de servicios y recursos públicos permite generar evidencia cuantitativa que contribuya al diseño de políticas de seguridad más precisas y efectivas. Asimismo, el uso de datos geoespaciales facilita la identificación de áreas con alta incidencia delictiva y la evaluación del impacto real de las intervenciones gubernamentales sobre el entorno urbano.

1.5 Alcance del estudio

La investigación se enfoca en la zona urbana del cantón Guayaquil, considerando el período comprendido entre 2020 y 2024. El análisis se realiza a nivel de sector censal, utilizando datos espaciales vinculados a variables de criminalidad, infraestructura institucional y condiciones socioeconómicas. El modelo considera como variables dependientes el robo a personas, hurtos y muertes violentas, y como variables explicativas, indicadores como la presencia de instituciones públicas, el precio del metro cuadrado de la vivienda y detenciones por microtráfico. La metodología emplea técnicas de econometría espacial para capturar la posible dependencia entre territorios vecinos.

2. REVISIÓN DE LITERATURA

2.1 Antecedentes del estudio

Para comprender el fenómeno del crimen en Guayaquil y su relación con la infraestructura y la inversión pública, es fundamental considerar tanto las motivaciones económicas como los procesos de toma de decisiones de los individuos involucrados en actividades delictivas.

La economía del crimen estudia los incentivos que guían las acciones humanas, especialmente en contextos donde las necesidades y deseos de las personas entran en competencia (Levitt & Dubner, 2005, p. 25). Entender el comportamiento de los criminales es crucial para evaluar el impacto de las leyes y formular políticas públicas efectivas. En términos de decisiones individuales dentro de mercados ilegales, los criminales evalúan cuidadosamente los costos y beneficios antes de actuar, motivados por la maximización de utilidades y la evasión de posibles peligros (Dewey, 2017). Esto implica que cualquier estrategia para combatir el crimen debe considerar estos factores económicos y de comportamiento para ser efectiva.

Becker (1968) destaca que, dado que no se puede garantizar el cumplimiento absoluto de la ley, es necesario invertir recursos públicos y privados en la prevención y represión del crimen. La meta es minimizar la pérdida social derivada de los delitos, lo cual incluye tanto los daños directos como los costos asociados a la captura y castigo de los delincuentes. Levitt y Dubner (2005) argumentan que los castigos económicos, como la

pérdida de empleo, vivienda y libertad, actúan como fuertes incentivos para disuadir la actividad criminal (p. 26). DeAngelo (2012) añade que factores como las multas, los operativos policiales, la competencia entre pandillas, la duración de las penas y la probabilidad de ser capturado influyen significativamente en el costo de ingresar al mercado criminal. Las organizaciones e individuos delictivos buscan maximizar sus beneficios mientras minimizan el riesgo de ser atrapados.

La econometría espacial se define como un conjunto de técnicas que consideran las particularidades espaciales en el análisis estadístico de modelos científicos regionales (Anselin, 1988). Esta disciplina se dedica al estudio de fenómenos económicos espaciales, reconociendo que los fenómenos económicos, incluyendo el crimen, se generan y desarrollan en espacios específicos. La complejidad del fenómeno del crimen es necesario investigarlo a un nivel más detallado, tanto a nivel territorial como por tipos específicos de delitos (Cracolici & Uberti, 2009).

En este contexto, la variable espacial juega un rol fundamental, y su omisión puede llevar a errores de especificación en los modelos (Pérez, 2006). Debido a que, todos los elementos están relacionados entre sí, pero las cosas próximas en el espacio están más relacionadas entre sí (Tobler, 1970). Esta ley fundamenta los conceptos de dependencia y autocorrelación espaciales, que son esenciales para comprender las dinámicas delictivas.

La exclusión social es un factor que influye en la dimensión de los crímenes (Bea, 2016). Por medio del urbanismo social se favorece la integración social de los sectores marginados, permitiendo igualdad en el acceso de oportunidades y recursos. Es importante mencionar que la integración social no es la única solución para disminuir la delincuencia, esta puede ser complementada con un conjunto de medidas que promuevan el crecimiento urbano y la inclusión social.

Ramírez (2019) afirma que existen dos mecanismos: la teoría de las ventanas rotas y el efecto del vigilante implícito. El primero se basa en la presencia institucional, plantea que un espacio público limpio y ordenado indica presencia del estado. Por otra parte, el segundo se define como la presencia de más personas transitando. Aumentar ambos mecanismos hacen que de acuerdo con la teoría de Los cambios en el entorno tiene efectos sobre el comportamiento, el Laboratorio de Criminalística de la Universidad de Chicago diseñó un experimento de campo, donde se encuentra evidencia de que las zonas con más

iluminación pública experimentan una reducción en los índices de delitos nocturnos y los arrestos (Chalfin et al., 2022). Esto puede deberse a que los criminales como agentes racionales sienten que aumenta la probabilidad de ser atrapados, lo cual incrementa el costo esperado de delinquir (Becker, 1968); en consecuencia la ganancia esperada pudiera ser negativa, o sea una pérdida esperada. Por tanto, deciden no delinquir.

Aplicando estos principios al contexto de Guayaquil, la delincuencia en una zona específica de la ciudad puede estar influenciada por factores y eventos en áreas circundantes (Mulamba, 2021; Torres et al., 2015). La calidad de la infraestructura y la inversión pública en una región pueden tener efectos directos e indirectos en la incidencia delictiva, tanto en la región misma como en sus alrededores (Reisig, 2010). Así, una perspectiva espacial no solo es útil, sino necesaria, para entender plenamente las dinámicas del crimen en Guayaquil y diseñar intervenciones efectivas. Este enfoque permite identificar patrones espaciales del crimen y evaluar cómo las variaciones en infraestructura y la inversión pública pueden modificar estos patrones, contribuyendo a estrategias más informadas y efectivas para la reducción de la delincuencia.

2.2 Estado del arte

El análisis espacial del crimen ha cobrado relevancia en Ecuador en los últimos años, con estudios que aplican modelos econométricos espaciales, inferencia bayesiana y procesos estocásticos para comprender la distribución delictiva en diferentes ciudades, identificar patrones de criminalidad y evaluar el impacto de factores socioeconómicos y urbanos en la seguridad ciudadana. A continuación, se presentan las principales investigaciones en este campo, realizadas para diferentes zonas territoriales ecuatorianas, resaltando sus enfoques metodológicos, hallazgos clave y limitaciones.

2.2.1 Patrones Espaciales del Crimen y Métodos Econométricos Aplicados en Ecuador

Diversos estudios han empleado modelos econométricos espaciales para identificar patrones de criminalidad en distintas ciudades del país. En este sentido, Moreno et al. (2019) aplicaron un modelo neutrosófico combinado con econometría espacial en Quevedo, Ecuador, lo que permitió capturar correlaciones espaciales del crimen y su relación con factores urbanos. Sus hallazgos indicaron que la densidad poblacional y la infraestructura urbana están altamente correlacionadas con la criminalidad. No obstante, una de las

principales limitaciones del estudio fue la ausencia de datos desagregados a nivel de hechos delictivos específicos, lo cual redujo la precisión del análisis y restringió la posibilidad de captar con mayor detalle la dinámica espacial del comportamiento delictivo.

Por otro lado, Sosa et al. (2023) emplearon un modelo multinomial espacio-temporal con inferencia bayesiana para examinar la evolución de las muertes violentas en Ecuador entre 2018 y 2022. Los resultados evidenciaron que la criminalidad se concentra en la región costera del país, principalmente en Guayas, Manabí y Esmeraldas, y que los homicidios aumentaron en un 35% entre 2018 y 2021. Este incremento se asocia con la presencia de grupos delictivos organizados en la zona. Sin embargo, los autores señalan que la falta de información detallada sobre los perpetradores y los factores socioeconómicos a nivel parroquial constituyó una limitación para un análisis más preciso.

En un estudio sobre el impacto de restricciones vehiculares en el crimen, Carrillo et al. (2018) aplicaron diferencias en diferencias y regresión discontinua espacial en Quito, Ecuador. Los resultados mostraron que la restricción vehicular incrementó el crimen entre un 5% y 10% y que los delitos en zonas restringidas aumentaron hasta en un 100% cerca de los límites de restricción. Los autores concluyen que la reasignación de recursos policiales al control vehicular redujo la vigilancia en otras áreas, facilitando así la actividad criminal. Una de las limitaciones del estudio es que no se analizaron efectos similares en ciudades sin restricciones vehiculares.

2.2.2 Factores Socioeconómicos y Criminalidad en Ecuador

Los factores socioeconómicos también han sido objeto de análisis en la distribución espacial del crimen en el país. Cueva & Cabrera-Barona (2024) estudiaron la criminalidad en Quito, Ecuador, utilizando series de tiempo, autocorrelación espacial y modelos de regresión para evaluar la influencia de variables socioeconómicas en la incidencia delictiva. Sus resultados mostraron que el desempleo, la escolaridad y la densidad de bares y discotecas son factores determinantes de la criminalidad en la ciudad. Además, se identificó una marcada estacionalidad del crimen, con un aumento en los delitos en los últimos meses del año. No obstante, el estudio presenta la limitación de no considerar factores ambientales como la iluminación pública o la presencia policial, los cuales podrían afectar la seguridad en ciertas zonas.

En la misma línea, Loja et al. (2024) analizaron la relación entre la infraestructura urbana y la criminalidad en Cuenca, Ecuador, aplicando modelos econométricos espaciales. Sus hallazgos indicaron que algunas amenidades urbanas, como parques y zonas comerciales, pueden actuar como atractores del crimen, mientras que la presencia de instituciones gubernamentales no mostró un impacto significativo en la reducción de la delincuencia. Sin embargo, el estudio no abordó si estos efectos varían en el tiempo, lo que limita la posibilidad de analizar tendencias criminales a largo plazo.

Desde una perspectiva distinta, Moscoso (2022) analizó el impacto de la violencia letal en la salud pública utilizando un enfoque cuasi-experimental basado en diferencias en diferencias y efectos fijos maternos, con datos a nivel nacional en Ecuador. Un elemento clave de su metodología fue la georreferenciación de los domicilios de más de 490 000 madres mediante coordenadas obtenidas por Google Maps, lo que permitió calcular la exposición espacial a homicidios ocurridos dentro de un radio de 1 km durante el embarazo. Su investigación evidenció que la exposición prenatal a homicidios reduce el peso al nacer entre 20 y 31 gramos, y este efecto se intensifica a un rango de 41 a 101 gramos al controlar por características inobservables de la madre. Asimismo, determinó que la exposición durante el primer trimestre del embarazo incrementa en un 13 % la probabilidad de bajo peso al nacer. No obstante, el análisis se centró únicamente en homicidios, sin considerar otras formas de violencia prenatal.

2.2.3 Estructura Judicial y su Relación con la Criminalidad en Ecuador

El impacto del sistema judicial en la criminalidad ha sido abordado en estudios a nivel nacional. Guevara et al. (2024) analizaron la distribución espacial del crimen en 218 cantones de Ecuador entre 2015 y 2021, empleando análisis exploratorio de datos espaciales y modelos econométricos de panel de datos. Identificaron la presencia de clústeres espaciales de alta y baja criminalidad, además de "islas de crimen" (cantones con alta criminalidad rodeados de zonas con baja incidencia delictiva) e "islas de no crimen" (cantones con baja criminalidad en un entorno de alto crimen). Sus hallazgos indican que la ineficiencia del sistema judicial, reflejada en el atraso en la resolución de casos y una alta proporción de reclusos sin sentencia, está asociada con el aumento del crimen. No obstante, los autores no analizaron los factores individuales dentro de cada cantón, lo que limita la comprensión de las dinámicas internas de la delincuencia.

2.2.4 Declaratoria de Estados de Excepción en Guayaquil

Las ilustraciones muestran la evolución de los robos a personas, hurtos y muertes violentas en la zona urbana del cantón Guayaquil desde enero de 2020 hasta septiembre de 2024, representada mediante una serie de puntos conectados por una línea azul. Además, destacan las declaratorias de emergencia que afectaron a la ciudad, permitiendo visualizar su posible influencia en la dinámica delictiva.

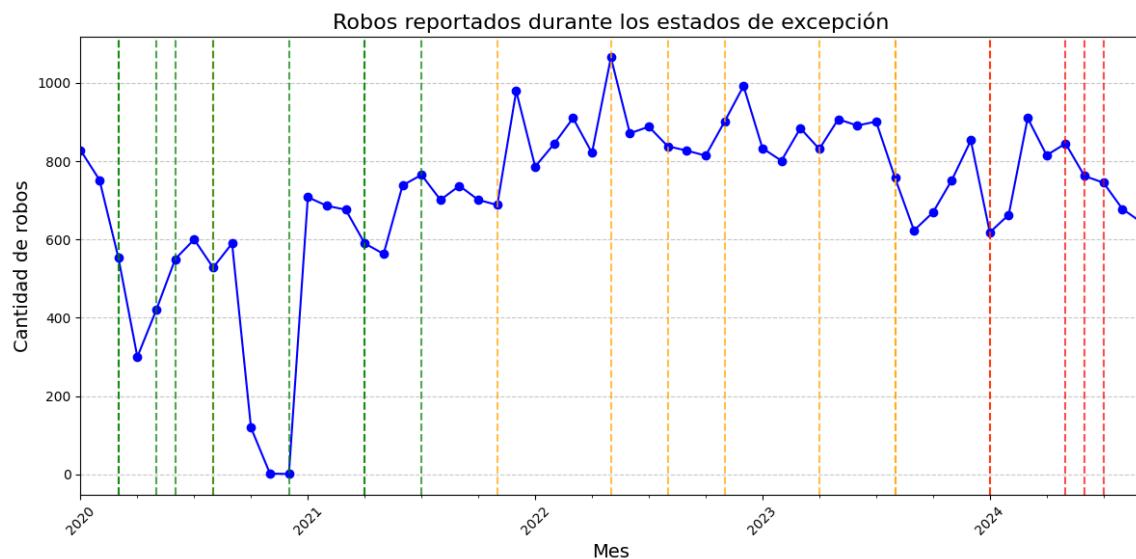


Ilustración 1. Robos a personas reportados en Guayaquil al ECU-911 desde enero del 2020 hasta septiembre del 2024



Ilustración 2. Hurtos reportados en Guayaquil al ECU-911 desde enero del 2020 hasta septiembre del 2024

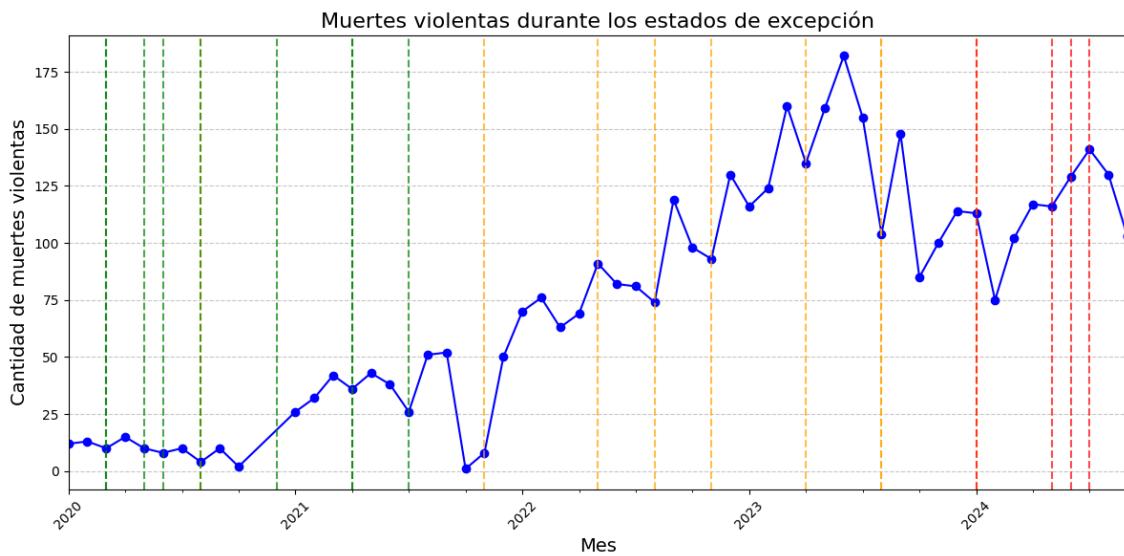


Ilustración 3. Muertes violentas reportadas en Guayaquil al ECU-911 desde enero del 2020 hasta septiembre del 2024

Además, se han incluido líneas verticales discontinuas de diferentes colores que marcan los meses en los que se declararon estados de excepción en Guayaquil, basándose en los decretos ejecutivos emitidos:

- **Líneas verdes:** Representan los estados de excepción decretados debido a la pandemia de COVID-19 en 2020 y 2021. Estos incluyen medidas para mitigar los contagios y restricciones sanitarias implementadas en varias provincias.
- **Líneas naranjas:** Indican estados de excepción emitidos entre 2021 y 2023 por el aumento en la actividad criminal. Durante este período, los decretos se centraron en controlar la inseguridad en provincias como Guayas, Esmeraldas y Manabí, donde los índices de violencia se incrementaron significativamente.
- **Líneas rojas:** Señalan los estados de excepción declarados desde 2024 tras la oficialización del conflicto armado interno. A partir de enero de 2024, los decretos gubernamentales han tenido como eje central la respuesta a la violencia atribuida a grupos criminales organizados, expandiendo las medidas de seguridad a varias provincias y centros de privación de libertad.

A lo largo de la Ilustración 1, se pueden notar variaciones en la cantidad de robos, con períodos de disminución y aumento en diferentes momentos. En algunos casos, los

estados de excepción parecen haber contribuido a la reducción del delito, pero en otros, la tendencia al alza sugiere que las medidas no fueron efectivas de manera uniforme.

La Ilustración 1 e Ilustración 2 siguen un patrón similar. Durante la pandemia de COVID-19, los robos y hurtos disminuyeron, posiblemente por las restricciones de movilidad, mientras que las muertes violentas se mantuvieron bajas. Sin embargo, en los períodos donde se decretaron estados de excepción por el incremento del crimen, representados con líneas naranjas, los robos y hurtos muestran fluctuaciones, lo que sugiere que estas medidas pudieron tener un impacto variable. Sugiriendo que, en algunos casos, los estados de excepción parecen haber contribuido a la reducción del delito, pero en otros, la tendencia al alza en los robos sugiere que las medidas no fueron efectivas de manera uniforme. A pesar de que el hurto se aprecia una tendencia a la baja, esta disminución no se da luego de declararse el estado de excepción. Finalmente, en los estados de excepción declarados tras la oficialización del conflicto armado interno, identificados con líneas rojas, la tendencia muestra cierta estabilidad con variaciones moderadas.

La Ilustración 3 muestra la evolución de las muertes violentas reportadas en Guayaquil durante los estados de excepción. A diferencia de los robos y hurtos, la cantidad de muertes violentas presenta un aumento sostenido en el tiempo, especialmente a partir de 2021. Durante los estados de excepción por la pandemia de COVID-19, representados con líneas verdes, las muertes violentas se mantuvieron relativamente bajas. Sin embargo, a partir de 2021, con los estados de excepción decretados por el aumento en la criminalidad (líneas naranjas), se observa un crecimiento progresivo en estos delitos, alcanzando picos máximos entre 2022 y 2023. Finalmente, desde la declaración del conflicto armado interno en 2024 (líneas rojas), se evidencia una tendencia fluctuante con valores relativamente altos, lo que sugiere que las medidas implementadas no han logrado contener eficazmente la violencia letal en la ciudad.

En Anexos están el Anexo 1, 2 y 3, que son los reportes a nivel nacional al ECU-911 de los robos, hurtos y muertes violentas, respectivamente. Tiene un comportamiento similar a lo que sucede en la ciudad de Guayaquil.

En general, la comparación de las ilustraciones con los meses de los decretos permite analizar la relación entre las medidas gubernamentales y la evolución de la criminalidad en Guayaquil, evidenciando efectos diferenciados en los distintos tipos de delitos.

2.2.5 Procesos Estocásticos y Modelado de Riesgo Criminal en Ecuador

Uno de los estudios más recientes en el análisis espacial del crimen es el de Escudero et al. (2025), quienes aplicaron una combinación de procesos de Cox log-Gaussianos (LGCP) y procesos Hawkes autoexcitados (SEHP) para modelar la distribución del crimen en Riobamba, Ecuador. Este enfoque permitió capturar tanto la correlación espaciotemporal del crimen como la dependencia de eventos previos. Sus principales hallazgos incluyen que el 75% de los delitos en Riobamba tienen un efecto de repetición, con alta probabilidad de ocurrir nuevamente en un radio de 175 metros dentro de los siguientes 3.5 días. Además, su modelo predictivo logró un error medio de 7 crímenes y un promedio de la magnitud del error (Root Mean Squared, RMSE) de 10 crímenes, lo que sugiere una alta precisión en la estimación de delitos futuros. También identificaron zonas de alta criminalidad, como Loma de Quito, La Estación, Santa Rosa y La Concepción, donde se recomienda una mayor intervención en seguridad pública. La principal limitación de este estudio es su enfoque en una única ciudad, lo que restringe la generalización de los resultados a otras regiones del país.

---o---

Los estudios revisados demuestran que el crimen en Ecuador sigue patrones espaciales definidos, influenciados por factores socioeconómicos, urbanos y judiciales. La aplicación de modelos econométricos espaciales y procesos estocásticos ha permitido identificar zonas críticas, predecir la reincidencia del crimen y evaluar la relación entre infraestructura urbana y criminalidad. Sin embargo, persisten vacíos en la literatura, como la falta de modelos dinámicos que evalúen la evolución del crimen a lo largo del tiempo y la necesidad de integrar datos a nivel microespacial. La presente investigación contribuirá a este campo al analizar la relación entre infraestructura pública y criminalidad en Guayaquil, aplicando modelos econométricos espaciales para identificar patrones de autocorrelación y evaluar su influencia en la seguridad urbana.

2 METODOLOGÍA

2.1 Tipo de investigación

Esta investigación es de tipo transversal con enfoque cuantitativo. La aplicación de técnicas econométricas espaciales es fundamental para identificar correlaciones espaciales en la distribución de actividades delictivas entre localidades vecinas (Anselin, 1988; LeSage & Pace, 2009).

2.2 Los datos

La presente investigación se apoya en una base de datos espacial construida a nivel de bloque censal del Instituto Nacional de Estadística y Censos, INEC, que integra información sobre criminalidad, infraestructura urbana e indicadores socioeconómicos, con el objetivo de analizar la relación entre la presencia del Estado y la incidencia del crimen en Guayaquil entre 2020 y 2024.

Todas las variables fueron trabajadas en formato *shapefile*, permitiendo su interoperabilidad en entornos de Sistemas de Información Geográfica (SIG). Para el procesamiento, depuración y análisis espacial se utilizó el software QGIS, una herramienta de código abierto ampliamente adoptada en estudios geográficos.

El sistema territorial empleado corresponde al Marco Geoestadístico Nacional del INEC, el cual estructura el territorio mediante sectores censales. Este marco se construye conforme a los principios del Marco Global Estadístico Geoespacial (GSGF), impulsada por las Naciones Unidas. Los sectores censales son unidades delimitadas y geográficamente continuas, diseñadas para investigaciones estadísticas. Se clasifican en amazanados (conformados por una o más manzanas y un promedio de 150 viviendas) o dispersos, aproximadamente 80 viviendas por sector (Instituto Nacional de Estadística y Censos, 2021). En este estudio se abarca un total de 658 sectores censales correspondientes al área urbana del cantón Guayaquil.

2.2.1 Variables dependientes (de resultado):

Las principales variables de resultado provienen del Sistema Integrado de Seguridad ECU 911, entidad responsable de centralizar los reportes de emergencias a nivel nacional. Estas variables corresponden al número de incidentes denunciados registrados anualmente entre 2020 y 2024 en la zona urbana de Guayaquil:

- **Robo a personas:** número de reportes de robos cometidos contra personas, según las denuncias realizadas por habitantes del área urbana de la ciudad.
- **Hurtos:** número de hurtos reportados al ECU 911.
- **Muertes violentas:** número de muertes violentas registradas, considerando la suma de homicidios, asesinatos y sicariatos reportados al ECU 911.

Cabe señalar que, para las tres variables, la información correspondiente al año 2024 abarca únicamente hasta el mes de septiembre, fecha de corte de la base proporcionada por el Sistema Integrado de Seguridad ECU 911.

Las variables robo a personas, hurtos y muertes violentas funcionan como **indicadores sociales de conflicto e inseguridad urbana**. Reflejan expresiones directas de la violencia y la criminalidad en el territorio.

2.2.2 Variables explicativas (independientes):

En esta investigación, la variable instituciones constituye el indicador directo de la institucionalidad del Estado, al contabilizar la cantidad de UPC, hospitales y centros educativos presentes en cada zona, los cuales representan puntos clave de acción gubernamental en seguridad, salud y educación (Walter et al., 2024). Por su parte, la variable precio (valor del metro cuadrado de vivienda entre 2020 y 2024) se emplea como un indicador indirecto, ya que refleja en el mercado inmobiliario la capitalización derivada de la presencia y calidad de estos servicios públicos (Yu et al., 2023). La evidencia empírica muestra que la proximidad y accesibilidad a servicios públicos refuerza el control social, mejora la capacidad de respuesta ante emergencias y genera entornos más vigilados y cohesionados (Blesse & Diegmann, 2022; Park et al., 2025).

Esta investigación utiliza variables explicativas de infraestructura y presencia institucional, nivel socioeconómico, infraestructura urbana y entorno, todas georreferenciadas para el análisis espacial.

Infraestructura pública:

- **Escuela:** Cantidad de escuelas.
- **UPC:** Cantidad de Unidad Policial Comunitaria.
- **Hospitales:** Cantidad de hospitales.

Estas variables provienen del Geoportal del Gobierno Autónomo Descentralizado Municipal de Guayaquil (Alcaldía de Guayaquil, 2024). La ubicación de las UPC fue obtenida de la plataforma OpenStreetMap.

- **Precio del metro cuadrado de la vivienda:** los datos base fueron obtenidos de la plataforma *BiblioCAD* (Alcaldía de Guayaquil, 2019), correspondientes únicamente al año 2019. Esta variable se emplea como un indicador del valor del entorno urbano y del nivel socioeconómico de cada zona y, por tanto, de quienes allí habiten.

Se procedió a proyectar el valor del metro cuadrado para los años siguientes considerando la inflación anual. De esta manera, el precio fue ajustado a precios corrientes para cada año del período 2020-2024, de modo que el valor aumenta progresivamente en función de la variación inflacionaria estimada. Para ello, se utilizó el Índice de Precios al Consumidor (IPC) publicado por el INEC, específicamente el correspondiente a la ciudad de Guayaquil. Los datos fueron consultados en el portal oficial de INEC (2025), tomando los índices mensuales y promediándolos para obtener un IPC anual por cada año entre 2014 y 2024.

El ajuste se basó en la división “Alojamiento, agua, electricidad, gas y otros combustibles”, según la Clasificación del Consumo Individual por Finalidades (CCIF), por su directa relación con el entorno habitacional. Como los índices estaban publicados con año base 2014, se reescalaron utilizando una regla de tres simple, estableciendo como referencia el año 2019.

Además, como los datos de precio estaban georreferenciados como puntos espaciales, se asignó a cada polígono de análisis (sector censal) el valor del metro cuadrado si dicho punto caía dentro de sus límites. En los casos en que no existía ningún punto dentro del polígono, se estimó el valor promedio del precio de hasta tres puntos cercanos ubicados en un radio máximo de 200 metros alrededor del polígono. Este procedimiento permitió cubrir zonas sin datos directos y reducir el sesgo espacial en la estimación de esta variable.

Este enfoque parte del supuesto de que la única fuente de variación en el precio del metro cuadrado de la vivienda en el tiempo fue la inflación. Esta es una simplificación que permite construir una serie homogénea y comparable, adecuada para su inclusión como variable continua en los modelos econométricos y espaciales de la presente investigación.

Características urbanas y sociales

Las características urbanas y sociales del entorno construido son determinantes relevantes para el crimen. Diversos estudios recientes demuestran que una mayor cantidad de espacios verdes, como parques y jardines, se asocia con una reducción significativa en delitos violentos y contra la propiedad (Shepley et al., 2019; Venter et al., 2022). Las zonas residenciales y la densidad de edificaciones condicionan la interacción social y el control informal, factores clave según la Prevención del Crimen a través del Diseño Ambiental (Cozens & Love, 2015). Asimismo, la variable la presencia de microtráfico refleja la presencia de economías ilegales y dinámicas delictivas persistentes, que estudios recientes vinculan con mayores niveles de violencia y conflictividad social (Chen et al., 2022).

A continuación, se describen las variables empleadas para representar las características urbanas y sociales:

- **Parques y jardines:** Cantidad de parque y jardines.
- **Residencia:** Variable dicotómica, 1 corresponde si el bloque censal es una zona residencial.
- **Edificios:** Cantidad de toda construcción o estructura que puede estar construida por una o varias viviendas, establecimientos económicos, instituciones públicas o privadas, que ocupa un espacio determinado (INEC, 2021).
- **Viviendas:** Cantidad de recintos de alojamientos estructuralmente separados y con acceso independiente (INEC, 2021).
- **Detenciones por microtráfico:** Cantidad de personas detenidas por delitos relacionados con el microtráfico de drogas.

Estas variables fueron construidas a partir de registros administrativos, catálogos institucionales y decretos oficiales, y luego codificadas para su integración en el análisis espacial. La base de datos consta en el archivo adjuntado denominado Bases.

2.3 Diseño de investigación

A diferencia de los modelos tradicionales, que asumen independencia entre observaciones, la regresión espacial captura explícitamente las relaciones entre unidades geográficas vecinas, incorporando así una dimensión geográfica o topológica que vincula

áreas como barrios, cantones o provincias. Esta perspectiva ha evolucionado desde los enfoques clásicos de localización hasta integrarse formalmente en la econometría moderna, permitiendo modelar efectos clave como la dependencia espacial (interacciones entre unidades cercanas) y la heterogeneidad espacial (variabilidad regional no aleatoria), según destacan Anselin et al. (2008).

En econometría espacial, el término 'espacio' es reconocido como un elemento fundamental en estudios socioeconómicos, al captar cómo las dinámicas territoriales moldean el comportamiento de los agentes (Baysoy, 2023; De Siano et al., 2020). Su relevancia se ha reforzado gracias a desarrollos metodológicos que lo posicionan como un eje analítico clave, permitiendo explorar fenómenos como aglomeraciones económicas, externalidades geográficas y desigualdades regionales (Fratesi et al., 2024).

En el análisis del crimen en Guayaquil, la econometría espacial ofrece una herramienta crucial para entender cómo la distribución geográfica y las características del entorno influyen en la delincuencia. Esto se vuelve especialmente relevante considerando que las bandas criminales tienden a asentarse en zonas específicas y a operar dentro y alrededor de esos territorios, generando patrones delictivos que no son aleatorios, sino espacialmente dependientes. Por ello, los actos criminales pueden presentar autocorrelación espacial (DeAngelo, 2012).

Para identificar la presencia de autocorrelación espacial se emplea el índice de Moran y el coeficiente de Geary. Ambos indicadores dependen de las matrices de ponderación, mismas que reflejan la intensidad geográfica entre las observaciones en una localización (Anselin, 1988; Jiang & Zheng, 2023). En esta parte de la investigación se utilizó una matriz de contigüidad tipo reina, que considera como vecinos a los sectores que están juntos, ya sea porque comparten un borde o un vértice.

A diferencia del Índice de Moran, el estadístico de Geary se basa en las diferencias cuadráticas entre valores vecinos, por lo que es más sensible a variaciones locales (Getis, 2008). Su uso resulta complementario al índice de Moran, para detectar patrones espaciales más abruptos o menos homogéneos.

La fórmula del Índice de Moran es:

$$I = \frac{n}{W} \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$

Donde I es el índice de Moran, n es la cantidad de localizaciones espaciales, x_i y x_j son los valores de la variable en la localización i y j , \bar{x} es la media de los valores de la variable, w_{ij} es un elemento de la matriz de pesos espaciales en las ubicaciones i y j . Por último, $W = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}$ es la suma de todos los pesos espaciales.

Este índice varía entre -1 y 1, un valor positivo indica una autocorrelación espacial positiva y un valor negativo indica autocorrelación espacial negativa y si es cero implica que no existe una relación en espacio entre las localizaciones (Hao & Liu, 2016; Iuga & Socol, 2024). El estadístico de Moran permite evaluar la existencia de dependencia espacial significativa en los datos, partiendo del supuesto de distribución aleatoria (Anselin, 1988). En caso de encontrarse una autocorrelación espacial significativa, los modelos de regresión tradicionales (MCO) no serían adecuados para explicar la relación entre las variables, por lo que se requiere aplicar modelos propios de la econometría espacial.

Para evaluar si la autocorrelación espacial observada es estadísticamente significativa, se plantea un contraste de hipótesis:

Hipótesis nula (H_0): No existe autocorrelación espacial. Es decir, los valores observados están distribuidos aleatoriamente en el espacio ($I \approx 0$).

Hipótesis alternativa (H_1): Existe autocorrelación espacial significativa. Es decir, los valores similares tienden a agruparse en el espacio ($I > 0$ para autocorrelación positiva o $I < 0$ para negativa).

Por otro lado, la fórmula del Coeficiente de Geary es:

$$C = \frac{n-1}{2W} * \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (x_i - x_j)^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$

Donde C representa el coeficiente que mide la autocorrelación espacial. En el coeficiente de Geary, las variables utilizadas son en su mayoría las mismas que en el índice de Moran. La única diferencia en la formulación es que el coeficiente de Geary incorpora una nueva expresión central, que es el cuadrado de las diferencias entre los valores vecinos $(x_i - x_j)^2$, lo cual hace que este coeficiente sea más sensible a variaciones locales en

comparación con el índice de Moran, que se basa en productos cruzados respecto a la media (Geary, 1954).

Este índice toma valores entre 0 y 2. Un valor cercano a 1 indica ausencia de autocorrelación espacial. Si $C < 1$, existe autocorrelación espacial positiva, lo que sugiere que valores similares se agrupan en el espacio. Por el contrario, si $C > 1$, hay autocorrelación espacial negativa, lo que implica que valores distintos tienden a estar próximos (Isnan et al., 2025).

La configuración de la matriz de ponderaciones espaciales es crucial para obtener estimaciones precisas (Liao & Wang, 2010). En este sentido, Isnan et al. (2025) investigaron los efectos de diferentes matrices de pesos espaciales — como la distancia inversa, el cuadrado de la distancia inversa, los k vecinos más cercanos y la contigüidad tipo reina — en la evaluación de la distribución de enfermedades infecciosas utilizando los índices de Moran y Geary. Su investigación evidenció que la elección del tipo de matriz y de la técnica de distancia empleada puede afectar significativamente los resultados de autocorrelación espacial.

Para la construcción de los modelos se empleó una matriz W construida a partir de la contigüidad de primer orden, considerando como vecinas a aquellas localidades que comparten un borde o un vértice. Con el propósito de verificar la robustez de los resultados y capturar dependencias espaciales entre unidades geográficas no necesariamente contiguas, también se construyó una matriz de ponderación espacial basada en la inversa de la distancia euclíadiana entre sus centroides dado un umbral determinado (Hao & Liu, 2016). En esta investigación, dos unidades se definieron como vecinas si la distancia entre ellas era igual o inferior a 2.000 metros (2 km), y el peso asignado a cada par de vecinos i y j se define como:

$$w_{ij} = \frac{1}{d_{ij}} \text{ si } d_{ij} \leq 2000 \text{ metros, y } w_{ij} = 0 \text{ caso contrario}$$

El término d_{ij} es la distancia euclíadiana entre los centroides de las unidades i y j . La matriz fue posteriormente normalizada en estilo W , haciendo que los pesos estén estandarizados fila por fila, para que la suma de los pesos de cada unidad sea igual a 1. Este proceso garantiza comparabilidad y estabilidad.

Esta investigación se centrará específicamente en dos modelos econométricos espaciales, el modelo de rezago espacial (Spatial Lag Model, SAR), el modelo de Durbin espacial (Spatial Durbin Model, SDM) y el modelo de error espacial (Spatial Error Model, SEM).

2.5.1 Modelo de Rezago Espacial (SAR)

El modelo SAR introduce la dependencia espacial directamente en la variable dependiente. Esto implica que el valor de la variable dependiente en una unidad geográfica está afectado por los valores que toma dicha variable en las unidades vecinas. La ecuación del modelo se define mediante la siguiente expresión:

$$y = \rho W y + X\beta + \varepsilon$$

En los modelos espaciales, y representa el vector de la variable dependiente con dimensión $(n \times 1)$, mientras que ρ es el coeficiente del rezago espacial que captura el efecto de los valores de y en las unidades vecinas. La matriz W , de dimensión $(n \times n)$, corresponde a la matriz de pesos espaciales que define la estructura de vecindad. Por su parte, X es la matriz de variables explicativas $(n \times k)$ y β es el vector de coeficientes asociados $(k \times 1)$. Finalmente, ε representa el término de error aleatorio, el cual se asume idéntica e independientemente distribuido (iid) con media cero (LeSage & Pace, 2009).

2.5.2 Modelo de Error Espacial (SEM)

El modelo SEM introduce la dependencia espacial en el término de error. En este contexto, la especificación del modelo se expresa como:

$$y = X\beta + u \quad \text{con} \quad u = \lambda W u + \varepsilon$$

Aquí, u representa el componente del error que incorpora autocorrelación espacial, es decir, errores que están correlacionados entre unidades geográficas vecinas. El parámetro λ cuantifica el grado de esa autocorrelación en los errores. El resto de los símbolos utilizados en este modelo como y, X, β y ε mantienen el mismo significado que en el modelo de rezago espacial (Anselin, 1988).

2.5.3 Modelo de Durbin Espacial (SDM)

En el modelo SDM, WX representa las variables explicativas rezagadas espacialmente, es decir, los valores de las variables independientes en las unidades vecinas

definidas por la matriz de pesos espaciales W . El modelo se formula según la siguiente ecuación:

$$y = \rho Wy + X\beta + WX\theta + \varepsilon$$

Los coeficientes θ capturan los efectos de estos rezagos espaciales, permitiendo identificar los efectos indirectos que las variables independientes ejercen a través del espacio. Este modelo incluye tanto el rezago espacial de la variable dependiente (ρWy) como de las independientes ($WX\theta$) (Elhorst, 2010), lo que lo convierte en una extensión más general del SAR.

2.5.4 Ecuaciones para los efectos espaciales

La particularidad del modelo espacial Durbin radica en que permite distinguir claramente tres efectos espaciales fundamentales a través de derivadas parciales promedio: efecto directo, efecto indirecto y efecto total. Estas derivadas parciales se calculan sobre la matriz de efectos multiplicadores espaciales $(I - \rho W)^{-1}$ (Elhorst, 2014).

2.5.4.1 Efecto directo

El efecto directo mide cuánto cambia, en promedio, la variable dependiente en una región específica cuando cambia una variable explicativa en la misma región.

Ecuación formal del efecto directo:

$$\text{Efecto Directo} = \frac{1}{n} \text{tr}[(I - \rho W)^{-1}(\beta I - \theta W)]$$

Refleja la influencia inmediata y local en cada ubicación, incorporando la retroalimentación espacial interna producida por la interacción espacial con las demás regiones.

Este efecto se mide en las mismas unidades que la variable dependiente, ya que representa una variación promedio en dicha variable como resultado de una unidad de cambio en la variable explicativa correspondiente. Dado que todas las variables han sido normalizadas con el método min-max a un rango entre 0 y 1, los efectos directos se miden en proporciones relativas al rango observado.

2.5.4.2 Efecto indirecto (spillover)

El spillover mide el efecto promedio que tiene un cambio en una variable explicativa en una región particular sobre la variable dependiente en las demás regiones.

Ecuación formal del efecto indirecto:

$$\text{Efecto Indirecto} = \frac{1}{n} \mathbf{1}' [(I - \rho W)^{-1} (\beta I - \theta W)] \mathbf{1} - \frac{1}{n} \text{tr}[(I - \rho W)^{-1} (\beta I - \theta W)]$$

Representa la influencia espacial que atraviesa las fronteras geográficas, indicando cómo cambios locales se extienden hacia otras ubicaciones.

2.5.4.3 Efecto total

El efecto total es simplemente la suma de los efectos directos e indirectos, indicando la influencia global combinada que ejerce una variable explicativa sobre la variable dependiente.

Ecuación formal del efecto total:

$$\text{Efecto Total} = \text{Efecto Directo} + \text{Efecto Indirecto}$$

Representa el efecto global completo (directo más indirecto) generado por cambios en las variables explicativas.

Estas tres ecuaciones constituyen la base para interpretar detalladamente los resultados del SDM, permitiendo una comprensión clara sobre cómo los fenómenos se propagan espacialmente.

3 RESULTADOS

Esta investigación inicia con análisis descriptivos (3.1) y de normalidad (3.2), que permiten caracterizar las variables delictivas (robos, hurtos y muertes violentas) y socioespaciales (precio del suelo, infraestructura urbana y condiciones residenciales), identificando distribuciones asimétricas que justifican el uso de métodos robustos frente a la no normalidad. Estos resultados fundamentan el paso hacia los análisis espaciales globales (3.3), donde los índices de Moran y Geary confirman patrones significativos de autocorrelación espacial en robos y hurtos, pero evidencian una estructura más débil en el caso de las muertes violentas. A continuación, el análisis LISA (3.4) permite identificar

clústeres espaciales persistentes, con concentración de robos y hurtos en zonas centro-sur y este del cantón, mientras que las muertes violentas exhiben una dinámica más dispersa e inestable en el tiempo.

Estos hallazgos motivan el uso de modelos econométricos espaciales. En primer lugar, se estiman modelos MCO robustos (3.5) para establecer relaciones preliminares, donde se destaca el papel de la presencia institucional y el precio del suelo como factores asociados a una mayor incidencia delictiva, mientras que las zonas residenciales muestran efectos protectores. Sin embargo, al incorporar la dependencia espacial, los modelos SAR (3.6) y SEM (3.7) evidencian cómo los efectos locales se ven amplificados o atenuados por influencias vecinales, revelando una autocorrelación espacial significativa (ρ y λ) especialmente en los delitos de robo y hurto. Los modelos SDM (3.8) profundizan este análisis al descomponer los impactos en efectos directos (locales) e indirectos (spillover).

El análisis culmina con la sección de limitaciones (3.10), que reconoce restricciones vinculadas a la disponibilidad temporal y espacial de los datos, pero que al mismo tiempo valida la solidez metodológica del estudio para orientar políticas de seguridad urbana basadas en evidencia. Esta secuencia de análisis, que comienza desde lo descriptivo, pasando por la exploración espacial global y local, hasta llegar al modelaje con efectos espaciales, permite no solo identificar los patrones geográficos de la criminalidad, sino también comprender cómo las características urbanas y sus interacciones espaciales influyen en la configuración delictiva en Guayaquil.

3.1 Análisis descriptivos de las variables seleccionadas

La tabla es un resumen estadístico de las variables empleadas en el análisis, incluyendo la media, desviación estándar, valores mínimo y máximo, así como los cuartiles (Q1, mediana y Q3). Se incluyen indicadores delictivos (robos, hurtos y muertes violentas), variables como presencia institucional (escuelas, hospitales, UPC), el precio del metro cuadrado de la vivienda, infraestructura urbana y condiciones residenciales.

Tabla 1. Estadística Descriptiva

Variable	Media	Desviación estandar	Mínimo	Primer	Mediana	Segundo	Tercer
				cuartil (Q1)		cuartil (Q2)	
Robos 2020	7.7097264	6.4236006	0.000	3.00000	7.0000	11.000	54.000
Robos 2021	12.5714286	10.0227400	0.000	6.00000	10.0000	17.000	72.000
Robos 2022	15.4878419	14.1855717	0.000	7.00000	11.0000	20.000	101.000
Robos 2023	14.3951368	15.1048726	0.000	5.00000	10.0000	18.000	111.000
Robos 2024	9.9057751	11.3071251	0.000	3.00000	7.0000	13.000	108.000
Hurtos 2020	4.0607903	6.1463095	0.000	1.00000	3.0000	5.000	81.000
Hurtos 2021	4.9863222	9.5282067	0.000	1.00000	3.0000	5.000	154.000
Hurtos 2022	4.2127660	8.1366013	0.000	1.00000	2.0000	5.000	112.000
Hurtos 2023	3.1003040	6.1234609	0.000	0.00000	2.0000	3.000	78.000
Hurtos 2024	1.7659574	3.2975147	0.000	0.00000	1.0000	2.000	44.000
Muertes 2020	0.1322188	0.4335562	0.000	0.00000	0.0000	0.000	4.000
Muertes 2021	0.5775076	2.0624006	0.000	0.00000	0.0000	1.000	44.000
Muertes 2022	1.3920973	4.3304941	0.000	0.00000	1.0000	2.000	92.000
Muertes 2023	2.0866261	7.2001250	0.000	0.00000	1.0000	2.000	148.000
Muertes 2024	1.3844985	3.8053319	0.000	0.00000	1.0000	2.000	63.000
Precio 2020	31.1496869	38.4580617	0.503	7.91700	17.6770	40.213	336.786
Precio 2021	31.3736216	38.7346009	0.506	7.97400	17.8045	40.502	339.208
Precio 2022	31.9835760	39.4876692	0.516	8.12900	18.1500	41.290	345.803
Precio 2023	32.4236626	40.0310412	0.523	8.24075	18.4000	41.858	350.561
Precio 2024	32.0018663	39.5101872	0.516	8.13400	18.1610	41.313	346.000
Escuelas	2.3510638	2.2781820	0.000	1.00000	2.0000	3.000	21.000
UPC	0.1580547	0.4083644	0.000	0.00000	0.0000	0.000	3.000
Hospitales	0.1580547	0.4120748	0.000	0.00000	0.0000	0.000	3.000
Parques y jardines	2.1550152	4.0133317	0.000	0.00000	0.0000	2.000	28.000
Zona Residencial	0.8434650	0.3636382	0.000	1.00000	1.0000	1.000	1.000
Detenciones por microtráfico	5.9848024	8.9183552	0.000	1.00000	3.0000	8.000	92.000
Edificios	872.6884498	256.9154198	0.000	708.25000	862.5000	1,033.500	1,706.000
Viviendas	1,246.0851064	300.7544021	0.000	1,029.00000	1,240.0000	1,439.750	2,114.000

Elaboración propia

En la Tabla 1 puede haber problemas de normalidad en variables como robos, muertes violentas y detenciones por microtráfico, ya que es evidente las grandes diferencias entre la media y los valores máximos. Por ejemplo, los robos en 2023 tienen una media de 14.4, pero alcanzan hasta 111 casos; similarmente, las muertes violentas llegan a 148, con una media de solo 2.1. Estas asimetrías indican distribuciones sesgadas, lo que puede afectar la validez de modelos estadísticos que asumen normalidad. Esto implica que hay que abordarse otras metodologías, como la econometría espacial, para tener en cuenta la estructura espacial presente en los comportamientos de la variable dependiente.

3.2 Análisis de Normalidad

Tabla 2. Pruebas de Normalidad: Estadísticos de Simetría, Curtosis, Jarque-Bera y Shapiro-Wilk para Variables Seleccionadas (2020–2024)

Variable	Simetría	Curtosis	Estadístico JB (X ²)	Valor-p JB	Estadístico Shapiro-Wilk (W)	Valor-p Shapiro-Wilk
Robos 2020	1.8395	7.0746	1,756.9297	0.0000	0.8692	0.0000
Robos 2021	1.7229	4.4996	887.7463	0.0000	0.8668	0.0000
Robos 2022	2.2211	7.1013	1,938.0852	0.0000	0.8031	0.0000
Robos 2023	2.7480	10.4215	3,833.0105	0.0000	0.7377	0.0000
Robos 2024	3.1173	15.3074	7,541.6490	0.0000	0.7160	0.0000
Hurtos 2020	6.2887	58.0756	97,420.7807	0.0000	0.4970	0.0000
Hurtos 2021	8.7866	110.7451	346,863.8614	0.0000	0.3924	0.0000
Hurtos 2022	7.6617	79.5161	180,915.0327	0.0000	0.4067	0.0000
Hurtos 2023	6.8674	65.7224	124,375.9407	0.0000	0.4379	0.0000
Hurtos 2024	6.4409	63.1467	114,593.3384	0.0000	0.4864	0.0000
Muertes 2020	4.0372	20.0265	12,868.5570	0.0000	0.3391	0.0000
Muertes 2021	15.5308	306.0403	2,610,259.1209	0.0000	0.2237	0.0000
Muertes 2022	15.6328	303.3817	2,565,916.1745	0.0000	0.2309	0.0000
Muertes 2023	15.8770	291.5227	2,372,155.2360	0.0000	0.1851	0.0000
Muertes 2024	12.2922	181.7340	927,760.2050	0.0000	0.2681	0.0000
Precio 2020	3.2614	16.3047	8,513.0448	0.0000	0.6928	0.0000

Variable	Simetría	Curtosis	Estadístico JB (X ²)	Valor-p JB	Estadístico Shapiro-Wilk (W)	Valor-p Shapiro-Wilk
Precio 2021	3.2614	16.3048	8,513.0891	0.0000	0.6928	0.0000
Precio 2022	3.2614	16.3048	8,513.0752	0.0000	0.6928	0.0000
Precio 2023	3.2614	16.3047	8,512.9895	0.0000	0.6928	0.0000
Precio 2024	3.2614	16.3048	8,513.0733	0.0000	0.6928	0.0000
Escuelas	2.0615	8.7795	2,598.7849	0.0000	0.8286	0.0000
UPC	2.7104	7.9508	2,557.0321	0.0000	0.4239	0.0000
Hospitales	2.8779	9.8129	3,573.5297	0.0000	0.4193	0.0000
Parques y jardines	2.9212	10.2589	3,848.3415	0.0000	0.5966	0.0000
Zona Residencial	-1.8862	1.5600	459.8601	0.0000	0.4355	0.0000
Detenciones por microtráfico	4.4692	31.0248	28,766.5754	0.0000	0.6068	0.0000
Edificios	0.0453	0.7365	15.5620	0.0004	0.9923	0.0018
Viviendas	-0.3163	1.6550	87.4086	0.0000	0.9617	0.0000

Elaboración propia

La tabla presenta un resumen estadístico para evaluar la distribución de 28 variables clave relacionadas con criminalidad e infraestructura. Se incluyen seis indicadores:

- Simetría: mide la asimetría de la distribución. Valores positivos sugieren concentración de los datos hacia la izquierda (colas a la derecha), como ocurre en la mayoría de las variables delictivas. Por otro lado, valores negativos indican el caso contrario, como zona residencial y viviendas.
- Curtosis: evalúa el grado de concentración de los datos en los extremos. Valores superiores a 3 indican colas más pesadas que una distribución normal, esto sucede en todas las variables. Sin embargo, robo a personas, hurtos y muertes violentas presentan valores más altos que las demás variables sociales.
- Estadístico JB (X²): valor estadístico de la prueba de Jarque-Bera, que combina simetría y curtosis para medir desviaciones de la normalidad basadas en simetría y

curtosis; valores altos indican mayor alejamiento de la normalidad. Se observa nuevamente que las variables asociadas a indicadores sociales de conflicto e inseguridad presentan los valores más elevados.

- Valor-p JB: es el valor p asociado a la prueba de Jarque-Bera. En todos los casos es menor a 0.05, lo que indica que se rechaza la hipótesis nula de normalidad.
- Estadístico Shapiro-Wilk (W): valor estadístico de la prueba de Shapiro-Wilk, donde valores cercanos a 1 indican mayor cercanía a la normalidad. La mayoría de las variables analizadas presentan valores muy alejados de 1, especialmente las de muerte.
- Valor-p Shapiro-Wilk: es el valor p de la prueba de Shapiro-Wilk. En todos los casos, este también es menor a 0.05, lo que refuerza la conclusión de no normalidad.

En conjunto, estos resultados sugieren que todas las variables presentan distribuciones sesgadas, con colas pesadas o asimetrías marcadas, por lo que no cumplen con el supuesto de normalidad. Esto es especialmente notorio en las variables asociadas a indicadores sociales de conflicto e inseguridad, donde las distribuciones están fuertemente distorsionadas. Se recomienda usar métodos no paramétricos o transformaciones logarítmicas cuando se requiera normalidad en análisis posteriores.

Estos resultados justifican:

- La aplicación de transformaciones, como la normalización min–max, para facilitar la comparación entre variables, implementada en esta investigación durante la estimación de los modelos econométricos espaciales SAR, SEM y SDM.
- La aplicación de modelos estadísticos robustos a la no normalidad, como los modelos econométricos espaciales SAR, SEM y SDM.
- La necesidad de interpretar los resultados con cautela, reconociendo la distribución no simétrica y con valores extremos de los fenómenos delictivos en el espacio urbano.

3.3 Análisis global de autocorrelación espacial: Índices de Moran y Geary

Los resultados obtenidos para los indicadores globales de autocorrelación espacial muestran evidencia estadísticamente significativa de patrones no aleatorios en la distribución geográfica de los delitos analizados en Guayaquil durante el período 2020–2024.

Tabla 3. Análisis de Autocorrelación Espacial Basado en Matriz de Contigüidad: Índices de Moran y Geary para Variables Delictivas (2020–2024)

Variable	Índice Moran	Z-Score (Moran)	Coeficiente de Geary	Z-Score (Geary)
Robos 2020	0.3837***	16.3790	0.7230***	8.5820
Robos 2021	0.4011***	17.0830	0.6950***	10.1408
Robos 2022	0.4610***	19.6654	0.6097***	12.0841
Robos 2023	0.5179***	22.1397	0.6013***	11.4174
Robos 2024	0.5076***	21.7852	0.6353***	9.4834
Hurtos 2020	0.5082***	22.5848	0.6449***	5.7979
Hurtos 2021	0.4060***	18.9149	0.8190*	2.2364
Hurtos 2022	0.4443***	20.1186	0.7720***	3.2609
Hurtos 2023	0.4772***	21.3484	0.7241***	4.2792
Hurtos 2024	0.4414***	19.7079	0.7633***	3.7329
Muertes 2020	0.0932***	4.0693	0.9327	1.6193
Muertes 2021	0.0593***	3.5311	0.9868	0.1013
Muertes 2022	0.0810***	4.7738	0.9824	0.1359
Muertes 2023	0.0373*	2.2062	1.0418	-0.3291
Muertes 2024	0.0704***	3.5810	1.0489	-0.4813

Elaboración propia

Los valores del índice de Moran-I para los **robos** son consistentemente altos a lo largo del período, con un incremento desde 0.38 en 2020 hasta 0.52 en 2023, esto indica una fuerte y creciente autocorrelación espacial positiva. Esto significa que los barrios con altas tasas de robos tienden a estar geográficamente agrupados con otros barrios similares. Así mismo, el coeficiente de Geary-C, cuyos valores están por debajo de 1 y son altamente significativos, refuerza esta evidencia de agrupamiento espacial de valores similares, confirmando la existencia de conglomerados estables de alta criminalidad (zonas "hot spot") a lo largo del tiempo.

Los hurtos también presentan una fuerte autocorrelación espacial positiva. Moran-I varía entre 0.41 y 0.51, todos con significancia estadística alta ($p < 0.001$). Aunque el Geary-C tiene valores cercanos a 1 en algunos años (como 2021 con 0.8190*), en general los

resultados son consistentes con la existencia de clústeres de hurtos, particularmente en 2020 y 2023 donde los valores de Geary-C son bajos y altamente significativos. Este comportamiento sugiere que los hurtos también tienden a concentrarse espacialmente, aunque con una ligera variabilidad en la intensidad de esa autocorrelación entre años.

El patrón espacial de las muertes violentas presenta niveles mucho más bajos de autocorrelación. Aunque los valores de Moran-I son todos estadísticamente significativos (entre 0.037 y 0.093), su magnitud es mucho menor en comparación con los robos y hurtos, lo que indica una autocorrelación débil. Esto sugiere que las muertes violentas tienen una distribución más dispersa o aleatoria en el espacio. En cuanto al Geary-C, los valores se aproximan e incluso superan ligeramente la unidad (por ejemplo, 1.0489 en 2024), lo que indica ausencia de autocorrelación significativa o incluso ligera dispersión espacial en algunos años. La mayoría de los Z-scores de Geary-C no son estadísticamente significativos, lo que confirma que no hay un patrón claro de concentración.

Los resultados indican una fuerte autocorrelación espacial para los delitos de robos y hurtos, especialmente en los años recientes, lo que respalda la hipótesis de la existencia de zonas geográficas con alta concentración delictiva persistente en Guayaquil. En contraste, las muertes violentas muestran una estructura espacial más débil y dispersa, lo que podría estar asociado a dinámicas distintas delictivas o a factores exógenos no espaciales.

Estos hallazgos justifican el uso posterior de modelos econométricos espaciales para explorar cómo variables estructurales y de infraestructura influyen en estos patrones espaciales diferenciados.

3.4 Análisis LISA: clusters espaciales de criminalidad

Una vez confirmado que la autocorrelación global es estadísticamente significativa se aplicó el análisis LISA (*Local Indicators of Spatial Association*), el cual permite identificar la ubicación de clusters locales o patrones espaciales extremos (outliers). Este análisis se realizó sobre los sectores censales correspondientes a la zona urbana del cantón Guayaquil, con el fin de detectar concentraciones espaciales significativas de criminalidad.

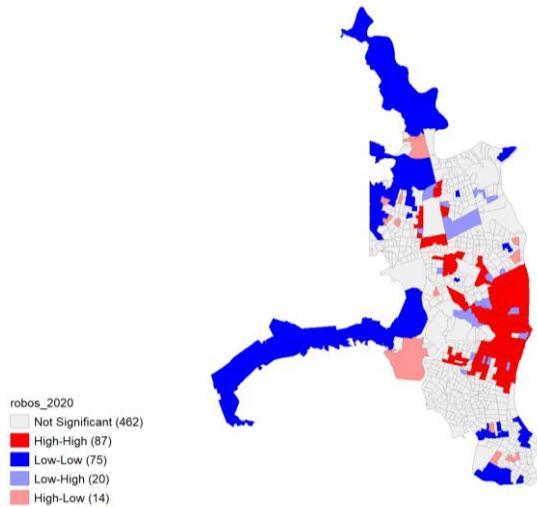


Ilustración 4. Clúster LISA de robos 2020

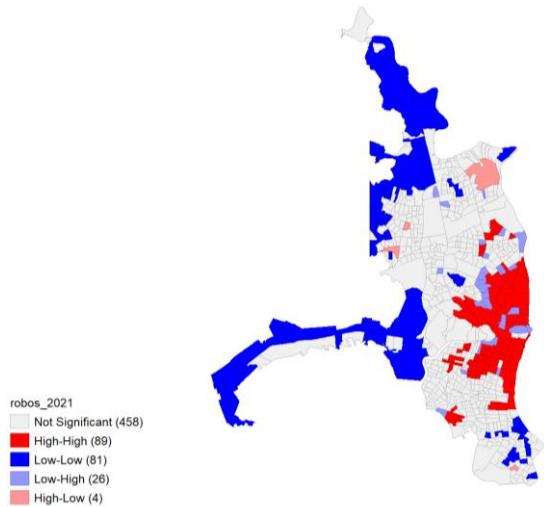


Ilustración 5. Clúster LISA de robos 2021

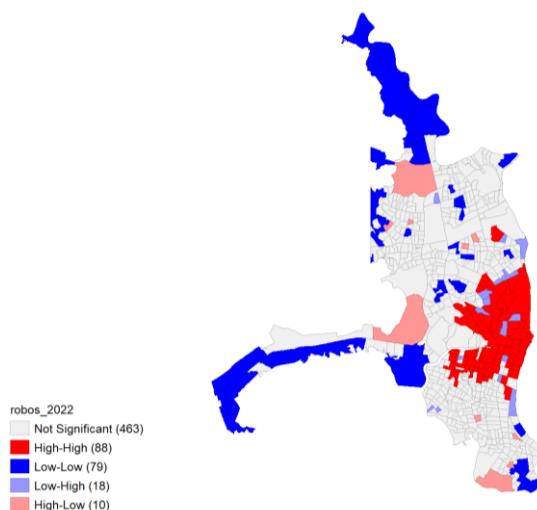


Ilustración 6. Clúster LISA de robos 2022

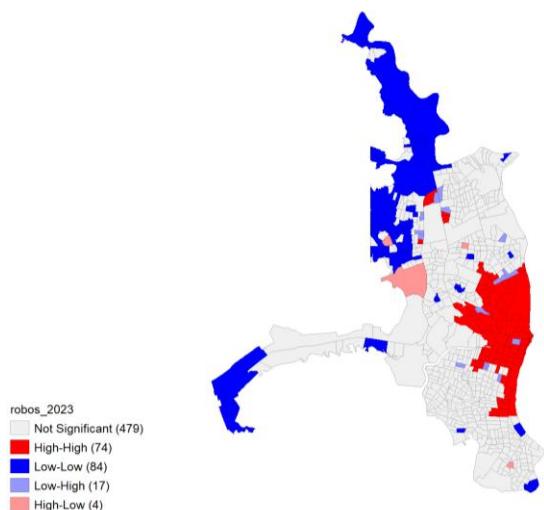


Ilustración 7. Clúster LISA de robos 2023

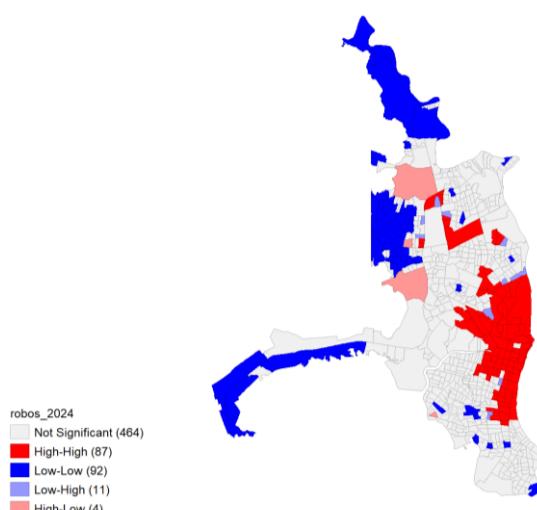


Ilustración 8. Clúster LISA de robos 2024

El análisis LISA de los **robos** revela una persistente concentración espacial en la zona centro-sur y sureste del cantón Guayaquil, especialmente en 2020, 2021 y 2022, donde se identifican clústeres High-High, es decir, barrios con alta incidencia de robos que están rodeados por otros barrios también con alta incidencia de robos. Este patrón sugiere que entorno inmediato comparte condiciones similares de inseguridad. Esta tendencia se mantiene, aunque con ligeras fluctuaciones en intensidad y distribución, destacándose en 2021 el mayor número de áreas High-High (89 barrios).

Simultáneamente, los clústeres Low-Low se concentran en sectores del noroeste, suroeste y extremo sur del cantón, indicando una distribución estable de zonas de baja incidencia. En 2024, se observa una expansión de clústeres Low-Low (92 barrios), acompañada de una disminución leve en zonas High-High (87 barrios), esto refleja una redistribución espacial de focos delictivos o posibles desplazamientos de la criminalidad. Por otro lado, los clústeres Low-High y High-Low, aunque menos frecuentes, aparecen esporádicamente y representan zonas de transición o comportamiento atípico en la vecindad.

En cuanto a los **hurtos**, el patrón espacial muestra también la persistencia de clústeres High-High en la zona centro-este del cantón, aunque con menor magnitud que los robos. En 2020 se identificaron 39 zonas significativas High-High, número que se incrementó levemente hasta alcanzar 48 barrios en 2024. Los clústeres Low-Low son más numerosos en comparación con los robos y se concentran principalmente en los sectores noroeste, suroeste y zonas periféricas. Esto sugiere que, a diferencia de los robos, los hurtos tienden a agruparse más visiblemente en zonas de baja incidencia compartida, lo que podría estar relacionado con factores estructurales como menor densidad comercial o control social informal más efectivo. El año 2023 presenta un patrón particularmente marcado, con 46 barrios en categoría High-High y una fuerte concentración al este del cantón, lo cual coincide con años de mayor presión socioeconómica y desplazamiento poblacional.

El análisis espacial local (LISA) para **muertes violentas** revela un patrón dinámico y en evolución durante el periodo 2020–2024. En el año 2020 se identificó un número reducido de clústeres High-High (7 barrios), concentrados principalmente en el extremo sur del cantón. Este escenario cambia significativamente en 2021, donde los High-High aumentan a 35 barrios, con un fuerte foco en el sur, reflejando un aumento de la violencia letal en esa zona.

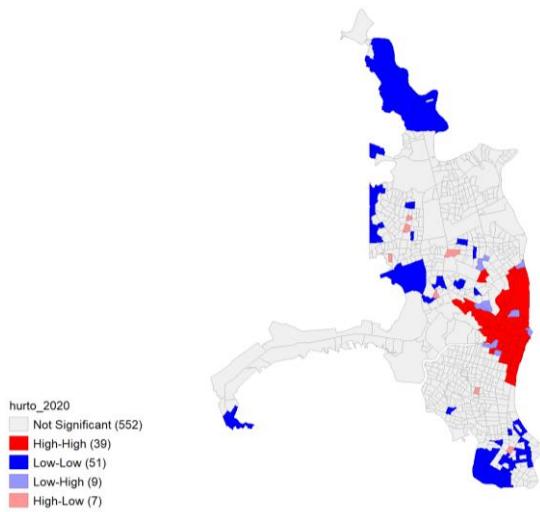


Ilustración 9. Clúster LISA de hurtos 2020

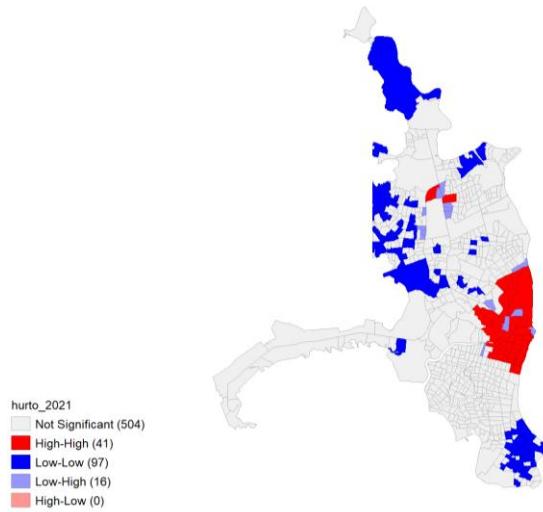


Ilustración 10. Clúster LISA de hurtos 2021

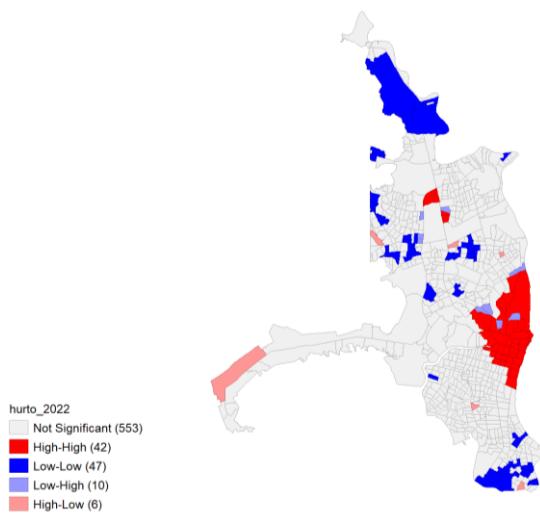


Ilustración 11. Clúster LISA de hurtos 2022

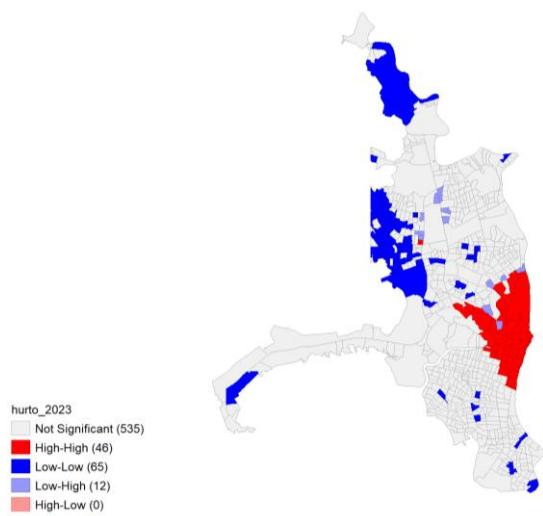


Ilustración 12. Clúster LISA de hurtos 2023

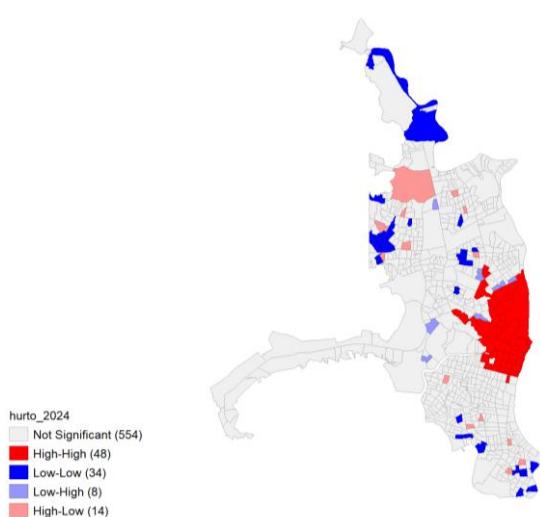


Ilustración 13. Clúster LISA de hurtos 2024

Durante 2022 y 2023, los clústeres High-High se redistribuyen hacia el centro-norte, mientras que el sur sigue mostrando presencia, aunque con menor intensidad. En 2024, se reportan 43 barrios High-High, la cifra más alta del periodo, consolidando nuevas zonas críticas en el norte del cantón y manteniendo la presión en el sur. Esta expansión geográfica del fenómeno sugiere un desplazamiento espacial de los focos de violencia y la emergencia de nuevas áreas problemáticas.

Respecto a los clústeres Low-Low, su presencia se intensifica progresivamente desde 2021, alcanzando 61 barrios en 2024, especialmente en sectores del centro-oeste y suroeste. Estos resultados apuntan a una segmentación territorial más definida en cuanto a la letalidad del crimen. Las categorías Low-High y High-Low muestran variabilidad, indicando zonas de transición o tensión entre áreas seguras y conflictivas, lo que puede ser relevante para identificar puntos de riesgo potencial.

Los resultados del análisis LISA permiten observar una concentración espacial persistente y diferenciada del crimen en Guayaquil entre 2020 y 2024. Los delitos de robos y hurtos presentan clústeres High-High claramente establecidos en la zona centro-sur y este del cantón, reflejando focos urbanos de alta conflictividad vinculados probablemente a condiciones estructurales como densidad poblacional, desigualdad o escasa presencia estatal.

En cambio, las **muertes violentas** muestran una dinámica más cambiante y con un patrón territorial más amplio. Inicialmente focalizadas en el sur, se expanden hacia el norte del cantón en los últimos años, lo que sugiere una transformación del fenómeno delictivo hacia formas más graves de violencia con mayor alcance geográfico.

La presencia de zonas Low-Low relativamente estables en el noroeste y suroeste del cantón para los tres delitos indica áreas de baja incidencia y posiblemente mejores condiciones urbanas, sociales o institucionales. Por su parte, las zonas Low-High y High-Low confirman la existencia de bordes críticos y zonas de tensión espacial que podrían anticipar desplazamientos del delito o efectos de contagio geográfico.

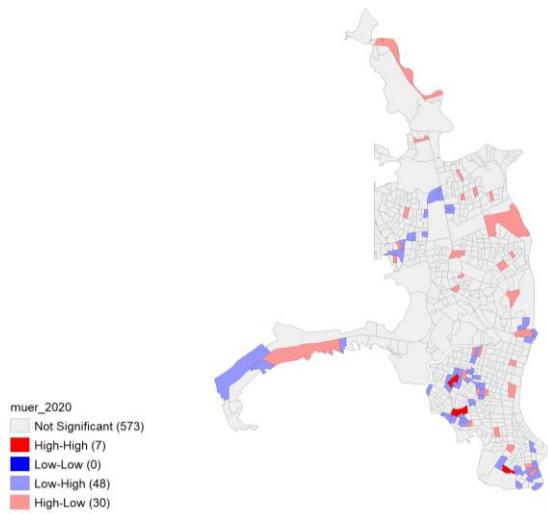


Ilustración 14. Clúster LISA de muertes violentas 2020

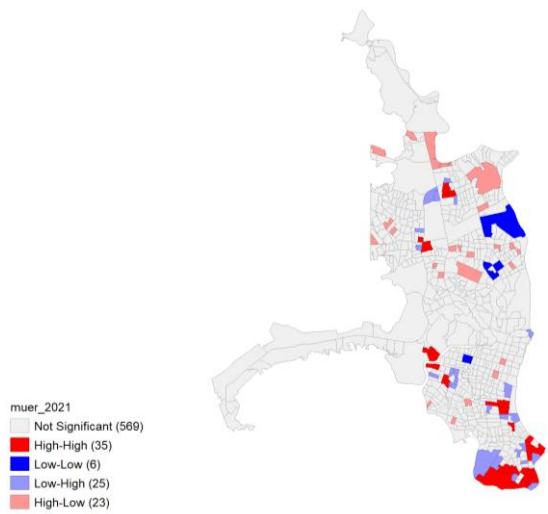


Ilustración 15. Clúster LISA de muertes violentas 2021

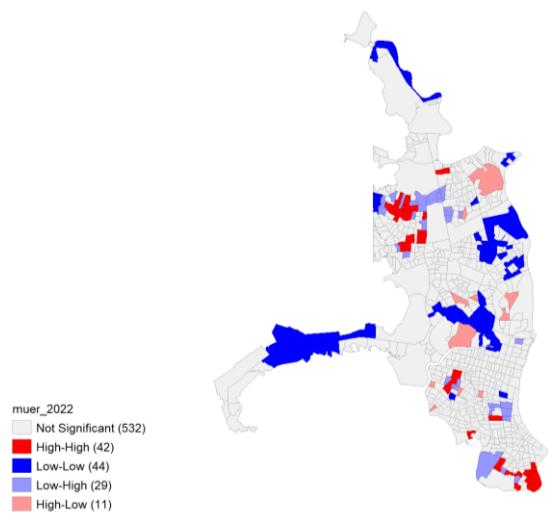


Ilustración 16. Clúster LISA de muertes violentas 2022

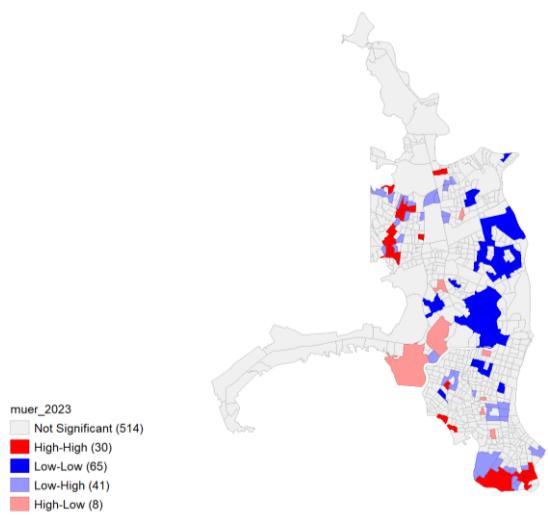


Ilustración 17. Clúster LISA de muertes violentas 2023

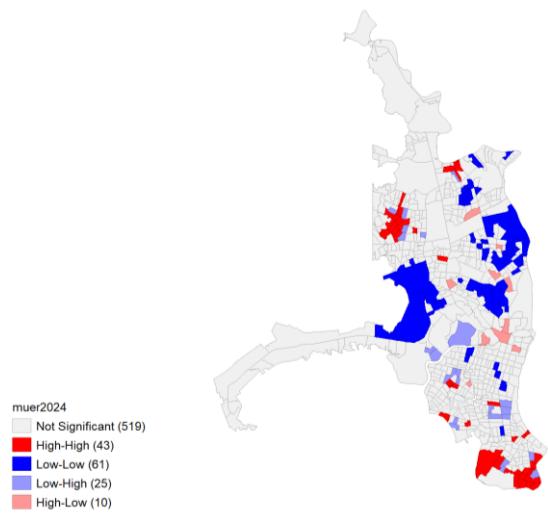


Ilustración 18. Clúster LISA de muertes violentas 2024

En conjunto, estos resultados validan la hipótesis de dependencia espacial del crimen y justifican el uso de modelos econométricos espaciales en los capítulos siguientes, con el fin de analizar la influencia de la infraestructura pública y otras variables estructurales sobre la distribución territorial de la delincuencia en Guayaquil.

3.5 Análisis de Resultados del Modelo de Mínimos Cuadrados Ordinarios (Robusto a Heterocedasticidad)

Los resultados presentados corresponden al análisis de regresión mediante Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO), robusto a heterocedasticidad, aplicado para explicar la incidencia del robo a personas en Guayaquil entre 2020 y 2024. Estos modelos incorporan una serie de variables explicativas, incluyendo presencia institucional, precio del suelo, parques/jardines, zona residencial, detención de traficantes, edificios y viviendas, que permiten evaluar cómo diferentes características sociales impactan en los niveles de criminalidad. A continuación, se presentan los principales hallazgos y su interpretación.

Los resultados para robo a personas y hurtos, se observa que el intercepto es positivo y significativo en varios años, lo que indica que, incluso en ausencia de las demás variables, existe una base constante de criminalidad en Guayaquil. Para **robo a personas**, esto es particularmente notable en 2020, 2023 y 2024, mientras que para **hurtos** es significativo en todos los años, reflejando la persistencia de estos delitos en el tiempo.

Robo a personas

Tabla 4. Modelo de MCO Robusto para robo a personas

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Intercepto	0.1449*** (0.0175)	0.0379 (0.0226)	0.0112 (0.0239)	0.1328*** (0.0196)	0.0943*** (0.0157)
Precio	0.2042** (0.0698)	0.1851* (0.0806)	0.2859** (0.0905)	0.4193*** (0.0785)	0.3324*** (0.0643)
Instituciones	0.2729*** (0.0464)	0.2289*** (0.0537)	0.2779*** (0.0541)	0.2786*** (0.0572)	0.2197*** (0.0328)
Parques/jardines	-0.0632* (0.0299)	0.0027 (0.0385)	-0.0307 (0.0407)	0.0201 (0.0396)	0.0001 (0.0306)
Residencial	-0.0667*** (0.0161)	-0.0778*** (0.0181)	-0.0718*** (0.0172)	-0.0928*** (0.0183)	-0.0784*** (0.0149)
Detención traficante	0.0881				

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
	(0.0615)				
Edificios		-0.1978*	-0.1464		
		(0.0767)	(0.0773)		
Viviendas		0.4101***	0.3516***		
		(0.0666)	(0.0672)		
Num.Obs.	658	658	658	658	658
R2	0.248	0.334	0.373	0.390	0.426
R2 Adj.	0.243	0.328	0.367	0.386	0.422
AIC	-1109.4	-980.2	-1007.9	-1071.6	-1456.3
BIC	-1077.9	-944.3	-972.0	-1044.6	-1429.4
RMSE	0.10	0.11	0.11	0.11	0.08

p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001

El precio es positivo y significativo para ambos delitos en todos los modelos, aunque con variaciones en magnitud. Los robos a personas muestran efectos más pronunciados, especialmente en 2023 (0.4193***) y 2024 (0.3324***), lo que podría estar relacionado con la concentración de actividades comerciales en áreas más costosas. Los hurtos, aunque consistentes, tienen coeficientes más moderados, alcanzando su punto más alto en 2020 (0.2810***). Esto sugiere que, aunque ambos delitos son sensibles al valor económico de las zonas, los robos pueden estar más relacionados con áreas de alta actividad económica que los hurtos.

En cuanto a las Instituciones, los modelos para robo a personas muestran una relación positiva y significativa en todos los años. En 2024, el coeficiente estimado indica que un aumento desde el valor mínimo al máximo en esta variable se asocia con un incremento de hasta 0.2197 unidades en la variable dependiente (robo a personas normalizado), manteniendo constantes las demás variables del modelo. Para hurtos, Instituciones solo es significativa en 2023 (0.0786*). Esto podría indicar que las instituciones, al atraer grandes volúmenes de personas, son más vulnerables a robos que a hurtos, que podrían depender más de factores locales y contextuales.

Hurtos

Tabla 5. Modelo de MCO Robusto para hurtos

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Intercepto	0.0474*** (0.0116)	0.0346** (0.0123)	0.0439** (0.0157)	0.0592*** (0.0123)	0.0586*** (0.0117)
Precio	0.2810*** (0.0710)	0.1915*** (0.0579)	0.2384*** (0.0681)	0.2662*** (0.0604)	0.2735*** (0.0562)
Instituciones	0.0581 (0.0311)	0.0381 (0.0279)	0.0468 (0.0361)	0.0786* (0.0318)	0.0334 (0.0235)
Parques/jardines	-0.0390 (0.0245)	-0.0373 (0.0204)	-0.0474* (0.0236)	-0.0409 (0.0225)	-0.0261 (0.0224)
Residencial	-0.0465*** (0.0092)	-0.0413*** (0.0099)	-0.0515*** (0.0119)	-0.0599*** (0.0126)	-0.0550*** (0.0120)
Detención traficante	0.1843 (0.1027)				
Edificios		-0.0272 (0.0373)	-0.0252 (0.0470)		
Viviendas		0.0421 (0.0321)	0.0408 (0.0404)		
Num.Obs.	658	658	658	658	658
R2	0.403	0.283	0.309	0.340	0.324
R2 Adj.	0.399	0.276	0.303	0.336	0.320
AIC	-1852.7	-1998.4	-1811.9	-1743.4	-1789.1
BIC	-1821.2	-1962.5	-1776.0	-1716.4	-1762.1
RMSE	0.06	0.05	0.06	0.06	0.06

p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001

Los parques/jardines presentan patrones opuestos: en robo a personas, solo son significativos en 2020 con un efecto negativo (-0.0632*), posiblemente reflejando la capacidad de estos espacios para disuadir el crimen en ciertos contextos. En hurtos, el impacto negativo es significativo únicamente en 2022 (-0.0474*), lo que sugiere que, aunque ambos delitos pueden reducirse en áreas verdes, la relación es menos consistente para los hurtos.

La variable residencial tiene un impacto negativo y altamente significativo para ambos delitos en todos los años, confirmando que las zonas predominantemente

residenciales son menos propensas al crimen. Esto podría deberse a factores como mayor cohesión social y vigilancia natural.

El efecto de detención de traficantes es positivo en ambos delitos cuando se incluye (solo en 2020), aunque no es significativo en ninguno de los casos, indicando que esta variable no tiene una relación clara con los niveles de criminalidad en Guayaquil.

Finalmente, las variables edificios y viviendas presentan efectos mixtos. Para robo a personas, las viviendas tienen un impacto positivo y significativo, reflejando una mayor exposición al delito en áreas densamente pobladas, mientras que los edificios muestran efectos más débiles y no significativos. En hurtos, ambos elementos son no significativos, sugiriendo que estos componentes del entorno construido no influyen claramente en este tipo de delitos.

Muertes violentas

Tabla 6. Modelo de MCO Robusto para muertes violentas

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Intercepto	0.0191 (0.0120)	0.0103* (0.0048)	0.0092 (0.0051)	0.0215*** (0.0060)	0.0285** (0.0087)
Precio	-0.1147*** (0.0296)	-0.0393** (0.0125)	-0.0309* (0.0136)	-0.0453** (0.0175)	-0.0705** (0.0256)
Instituciones	0.0825* (0.0401)	0.0228 (0.0126)	0.0212 (0.0142)	0.0303 (0.0164)	0.0631* (0.0279)
Parques/jardines	0.0354 (0.0316)	0.0013 (0.0107)	-0.0114 (0.0130)	-0.0029 (0.0144)	0.0083 (0.0223)
Residencial	0.0048 (0.0115)	-0.0098 (0.0057)	-0.0087 (0.0065)	-0.0082 (0.0075)	-0.0122 (0.0114)
Detención traficante	0.1098 (0.0682)				
Edificios		-0.0156 (0.0139)	0.0188 (0.0155)		
Viviendas		0.0313** (0.0115)	0.0106 (0.0117)		
Num.Obs.	658	658	658	658	658
R2	0.024	0.017	0.018	0.013	0.030
R2 Adj.	0.016	0.008	0.009	0.007	0.024
AIC	-1059.7	-2156.1	-2151.3	-2109.0	-1835.1
BIC	-1028.3	-2120.2	-2115.4	-2082.0	-1808.1

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
RMSE	0.11	0.05	0.05	0.05	0.06

$p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$

Los modelos para muertes violentas, que incluyen homicidios, asesinatos y sicariatos, muestran coeficientes generalmente bajos y efectos menos consistentes en comparación con los modelos de robo a personas y hurtos.

El intercepto es positivo y significativo solo en 2021, 2023 y 2024, indicando una base constante de muertes violentas en estos años. El precio es consistentemente negativo y significativo, con sus efectos más fuertes en 2020 (-0.1147***) y 2024 (-0.0705**), lo que sugiere que las áreas de mayor valor económico presentan menores tasas de muertes violentas, posiblemente debido a mayor vigilancia y control.

Las instituciones tienen un efecto positivo y significativo solo en 2020 (0.0825*) y 2024 (0.0631*), reflejando una posible concentración de conflictos en estos espacios. Otras variables como parques/jardines y residencial no muestran relaciones consistentes, mientras que las viviendas presentan un efecto positivo y significativo solo en 2021 (0.0313**), lo que podría estar relacionado con la densidad poblacional en ciertos barrios.

Se evidencia que, tanto en los casos de robos como de hurtos, un incremento en el precio se correlaciona con un aumento en dichas variables. No obstante, en relación con las muertes violentas, se presenta una tendencia inversa.

3.6 Análisis de Resultados del Modelo de Rezago Espacial para Robo a Personas, Hurtos y Muertes Violentas

Los modelos de rezago espacial permiten capturar los efectos que las características socioespaciales de una zona ejercen tanto en su propia dinámica criminal como en las áreas vecinas. Esto es particularmente relevante para delitos como robo a personas, hurtos y muertes violentas, donde la cercanía geográfica puede amplificar o mitigar los patrones delictivos.

Robo a personas

Tabla 7. Modelo de Rezago Espacial (SAR) para robo a personas

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Intercepto	0.0849 *** (0.0143)	-0.0238 (0.0220)	-0.0468 * (0.0208)	0.0733 *** (0.0131)	0.0575 *** (0.0103)
Precio	0.0742 (0.0392)	0.0833 (0.0467)	0.1146 * (0.0449)	0.1790 *** (0.0414)	0.1774 *** (0.0313)
Instituciones	0.2339 *** (0.0350)	0.1893 *** (0.0394)	0.2414 *** (0.0377)	0.2298 *** (0.0351)	0.1861 *** (0.0235)
Parques/jardines	-0.0227 (0.0278)	0.0135 (0.0307)	0.0002 (0.0294)	0.0311 (0.0278)	0.0065 (0.0214)
Residencial	-0.0537 *** (0.0112)	-0.0679 *** (0.0122)	-0.0588 *** (0.0117)	-0.0680 *** (0.0113)	-0.0592 *** (0.0088)
Detención traficante	0.0729 (0.0392)				
Edificios		-0.0582 (0.0549)	0.0029 (0.0524)		
Viviendas		0.2907 *** (0.0479)	0.2227 *** (0.0457)		
Autocorrelación Espacial (Rho)	0.4151 *** (0.0460)	0.4101 *** (0.0454)	0.4620 *** (0.0428)	0.4647 *** (0.0421)	0.3867 *** (0.0441)
Num. obs.	658	658	658	658	658
Parameters	8	9	9	7	7
Log Likelihood	603.2276	538.5234	564.4502	597.0895	772.6921
AIC (Linear model)	-1109.3662	-980.2475	-1007.9197	-1071.5521	-1456.3120
AIC (Spatial model)	-1190.4553	-1059.0468	-1110.9004	-1180.1790	-1531.3841
LR test: statistic	83.0891	80.7993	104.9807	110.6269	77.0721
LR test: p-value	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001

Los resultados para robo a personas muestran que el Intercepto es positivo y significativo en 2020, 2023 y 2024, reflejando una base constante de criminalidad en estos años. Sin embargo, en 2021 y 2022 es negativo, indicando que, en estos períodos, los efectos explicativos de las demás variables podrían ser más determinantes que los factores estructurales básicos del territorio. Esto contrasta con los modelos MCO, donde el intercepto era positivo en todos los años significativos.

Instituciones se mantiene consistentemente positiva y significativa en todos los años, destacándose como uno de los factores más robustos en la explicación del crimen. En 2024,

el coeficiente de 0.1861 indica que, manteniendo constantes las demás variables, un aumento desde el valor mínimo al máximo en esta variable se asocia con un incremento de 0.1861 unidades en la variable dependiente (robo a personas normalizado). Esto es consistente con los resultados previos, confirmando que las áreas con alta concentración de instituciones, como centros educativos, hospitales y la presencia de UPC, son puntos críticos para el robo a personas.

La variable Precio es significativa y positiva en los últimos tres años, con un impacto particularmente alto en 2023 (0.1790***) y 2024 (0.1774***). Esto refuerza la hipótesis de que las áreas de mayor valor económico concentran niveles más altos de actividad criminal debido a su atractivo económico, aunque su efecto es más moderado que en los modelos MCO, donde el precio mostró efectos aún más pronunciados.

En contraste, Parques/Jardines y Residencial presentan patrones opuestos. Mientras que los Parques/Jardines no muestran efectos claros ni significativos, las áreas Residenciales mantienen un efecto negativo significativo en todos los años, reflejando que estas zonas siguen siendo menos propensas al crimen, probablemente debido a factores como cohesión social y menores niveles de actividad económica abierta.

Los efectos de Edificios y Viviendas son mixtos. Los Edificios presentan efectos negativos, pero no significativos, mientras que las Viviendas muestran un impacto positivo y significativo en 2021 y 2022, lo que podría estar relacionado con densidad poblacional y oportunidades para el crimen en contextos más urbanizados.

Finalmente, el parámetro de autocorrelación espacial (ρ) es consistentemente positivo y estadísticamente significativo a lo largo de todos los años analizados, lo que evidencia una fuerte dependencia espacial en la distribución de los hurtos. Los valores más altos se registran en 2022 (0.4620***) y 2023 (0.4647***), lo que indica que los niveles de criminalidad en una zona están fuertemente influenciados por los delitos ocurridos en las áreas vecinas. El modelo correspondiente a 2024 presenta el mejor ajuste general, con un ρ de 0.3867***, lo que confirma la importancia de considerar la dimensión espacial en el análisis de este tipo de delitos.

Hurtos

Tabla 8. Modelo de Rezago Espacial (SAR) para hurtos

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Intercepto	0.0288 *** (0.0077)	0.0228 * (0.0103)	0.0265 * (0.0117)	0.0414 *** (0.0079)	0.0454 *** (0.0079)
Precio	0.1669 *** (0.0240)	0.1373 *** (0.0231)	0.1585 *** (0.0262)	0.1630 *** (0.0262)	0.1826 *** (0.0252)
Instituciones	0.0527 ** (0.0201)	0.0407 * (0.0190)	0.0497 * (0.0215)	0.0730 *** (0.0221)	0.0322 (0.0187)
Parques/jardines	-0.0194 (0.0161)	-0.0276 (0.0148)	-0.0324 (0.0168)	-0.0253 (0.0176)	-0.0179 (0.0172)
Residencial	-0.0341 *** (0.0065)	-0.0332 *** (0.0059)	-0.0399 *** (0.0067)	-0.0457 *** (0.0071)	-0.0452 *** (0.0070)
Detención traficante	0.1636 *** (0.0227)				
Edificios		0.0043 (0.0261)	0.0155 (0.0295)		
Viviendas		0.0173 (0.0225)	0.0097 (0.0255)		
Autocorrelación Espacial (Rho)	0.3490 *** (0.0460)	0.2742 *** (0.0521)	0.3315 *** (0.0497)	0.3219 *** (0.0489)	0.2864 *** (0.0505)
Num. obs.	658	658	658	658	658
Parameters	8	9	9	7	7
Log Likelihood	966.4969	1024.8717	940.2483	904.6188	920.3409
AIC (Linear model)	-1852.6739	-1998.3847	-1811.9031	-1743.3813	-1789.0817
AIC (Spatial model)	-1916.9939	-2031.7433	-1862.4966	-1795.2377	-1826.6818
LR test: statistic	66.3199	35.3587	52.5935	53.8564	39.6001
LR test: p-value	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001

Para hurtos, el Intercepto es positivo y significativo en todos los años, aunque con menores magnitudes que en los modelos de robo a personas. Esto sugiere una base más constante para este tipo de delito, posiblemente ligada a factores económicos y sociales más estables.

La variable Precio es altamente significativa y positiva en todos los años, con sus efectos más fuertes en 2024 (0.1826***), confirmando que las áreas con altos valores económicos son más vulnerables a los hurtos, al igual que en los modelos de robo.

En 2021, Instituciones presenta una relación positiva y significativa (*) con los hurtos, con un coeficiente de 0.0407. Esto indica que, manteniendo constantes las demás variables, pasar del valor mínimo al máximo en este indicador se asocia con un aumento de 0.0407 unidades en la tasa normalizada de hurtos. En general, el efecto de Instituciones es positivo y significativo durante los primeros cuatro años, pero pierde significancia en 2024, lo que podría reflejar cambios en la función o el uso de estos espacios.

Las variables Parques/Jardines y Residencial mantienen patrones similares a los observados en los modelos anteriores, con efectos negativos para Residencial en todos los años, indicando que estas áreas siguen siendo menos propensas a hurtos.

En el caso de detención de traficantes, incluida solo en el modelo de 2020, el coeficiente es positivo y altamente significativo (0.1636***), lo que podría reflejar que las zonas con intervención policial por tráfico de drogas también presentan niveles altos de hurtos, posiblemente por su concentración de actividad delictiva.

Los modelos SAR para hurtos muestran una autocorrelación espacial significativa y constante entre 2020 y 2024, con valores de ρ entre 0.2742*** y 0.3490***. Aunque los hurtos tienden a concentrarse geográficamente, esta dependencia espacial es menor que en otros delitos como robo a personas, lo que indica una dispersión espacial más moderada en los hurtos. El modelo de 2021 destaca por tener el mejor ajuste general, con el menor AIC (-2031.74) y el mayor log-likelihood (1024.87), superando incluso a los modelos equivalentes de otros delitos en términos de calidad estadística.

Muertes violentas

Tabla 9. Modelo de Rezago Espacial (SAR) para muertes violentas

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Intercepto	0.0139 (0.0141)	0.0087 (0.0093)	0.0062 (0.0093)	0.0201 *** (0.0061)	0.0254 ** (0.0077)
Precio	-0.1015 * (0.0423)	-0.0359 (0.0201)	-0.0256 (0.0201)	-0.0429 * (0.0193)	-0.0637 ** (0.0230)
Instituciones	0.0753 (0.0385)	0.0222 (0.0173)	0.0205 (0.0173)	0.0302 (0.0175)	0.0604 ** (0.0186)
Parques/jardines	0.0383 (0.0309)	0.0014 (0.0135)	-0.0095 (0.0135)	-0.0023 (0.0140)	0.0087 (0.0172)
Residencial	0.0030 (0.0123)	-0.0096 (0.0053)	-0.0089 (0.0053)	-0.0083 (0.0055)	-0.0124 (0.0068)

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Detención traficante	0.1008 *				
	(0.0436)				
Edificios		-0.0127	0.0191		
		(0.0236)	(0.0236)		
Viviendas		0.0282	0.0099		
		(0.0204)	(0.0203)		
Autocorrelación Espacial (Rho)	0.1913 **	0.1267 *	0.1736 **	0.0775	0.1299 *
	(0.0585)	(0.0605)	(0.0591)	(0.0619)	(0.0601)
Num. obs.	658	658	658	658	658
Parameters	8	9	9	7	7
Log Likelihood	542.1938	1088.3131	1088.0709	1061.3103	926.1638
AIC (Linear model)	-1059.6989	-2156.1100	-2151.2947	-2108.9585	-1835.0839
AIC (Spatial model)	-1068.3876	-2158.6263	-2158.1418	-2108.6205	-1838.3277
LR test: statistic	10.6887	4.5163	8.8471	1.6620	5.2438
LR test: p-value	0.0011	0.0336	0.0029	0.1973	0.0220

p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001

Los modelos para muertes violentas muestran un desempeño menos claro, con Interceptos generalmente más bajos y solo significativos en 2023 y 2024. La variable Precio es negativa y significativa en los mismos años, indicando que las áreas de mayor valor económico tienen menores tasas de violencia letal, posiblemente debido a mayores niveles de control social y vigilancia. Esto indica que las muertes violentas tienden a concentrarse en zonas de menor valor económico, lo que refleja una lógica territorial distinta asociada a vulnerabilidad o exclusión.

En 2024, Instituciones muestra una relación positiva y significativa (**) con las muertes violentas, con un coeficiente de 0.0604, lo que podría reflejar que las dinámicas de violencia letal están menos ligadas a la presencia institucional y más a otros factores como conflictos territoriales y dinámicas de pandillas. Las demás variables, incluyendo Parques/Jardines y Residencial, no muestran relaciones claras y consistentes. En 2020, detención de traficantes tiene un efecto positivo y significativo (0.1008*), lo que puede indicar una relación territorial entre violencia letal y actividad delictiva organizada.

Los modelos SAR para muertes violentas entre 2020 y 2024 muestran autocorrelación espacial positiva, pero más débil que en robos o hurtos, indicando una menor dependencia espacial para las muertes violentas. El mejor modelo para muertes violentas es

el de 2021, con un Rho de 0.1267 *, aunque más bajo que en los otros delitos, presenta el mejor ajuste para este tipo de crimen.

En general, los modelos de rezago espacial muestran que la proximidad geográfica es un factor clave para entender la distribución del crimen en Guayaquil. Sin embargo, esta dependencia es más fuerte para **robo a personas** y **hurtos** que para **muertes violentas**, reflejando diferencias en las dinámicas de cada delito.

3.7 Modelo de Error Espacial

Los modelos de error espacial capturan cómo las características no observadas y la estructura espacial influyen en los niveles de criminalidad en Guayaquil. Esto es importante para delitos como robo a personas, hurtos y muertes violentas, donde las interacciones espaciales pueden amplificar los efectos de los factores socioeconómicos locales.

Robo a personas

Tabla 10. Modelo de Error Espacial (SEM) para robo a personas

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Intercepto	0.1549 *** (0.0145)	0.0461 * (0.0228)	0.0267 (0.0223)	0.1396 *** (0.0147)	0.0997 *** (0.0110)
Precio	0.0965 * (0.0478)	0.1527 ** (0.0547)	0.1164 * (0.0540)	0.2318 *** (0.0501)	0.2246 *** (0.0363)
Instituciones	0.2497 *** (0.0364)	0.1815 *** (0.0401)	0.2492 *** (0.0386)	0.2414 *** (0.0368)	0.1909 *** (0.0248)
Parques/jardines	-0.0048 (0.0351)	0.0414 (0.0390)	0.0516 (0.0386)	0.0738 * (0.0365)	0.0230 (0.0270)
Residencial	-0.0727 *** (0.0121)	-0.0919 *** (0.0130)	-0.0812 *** (0.0126)	-0.0890 *** (0.0122)	-0.0745 *** (0.0093)
Detención traficante	0.0565 (0.0406)				
Edificios		-0.0810 (0.0684)	-0.0221 (0.0681)		
Viviendas		0.3316 *** (0.0568)	0.2593 *** (0.0563)		
Autocorrelación Espacial (Lambda)	0.4539 *** (0.0486)	0.4877 *** (0.0469)	0.5469 *** (0.0437)	0.5158 *** (0.0454)	0.4137 *** (0.0504)
Num. obs.	658	658	658	658	658
Parameters	8	9	9	7	7
Log Likelihood	600.6977	543.9626	564.2021	587.9928	760.9232
AIC (Linear model)	-1109.3662	-980.2475	-1007.9197	-1071.5521	-1456.3120

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
AIC (Spatial model)	-1185.3954	-1069.9251	-1110.4043	-1161.9856	-1507.8464
LR test: statistic	78.0292	91.6776	104.4846	92.4335	53.5344
LR test: p-value	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001					

El Intercepto es positivo y significativo en todos los años, excepto en 2022, lo que indica que, incluso sin otras variables, existe una base persistente de criminalidad. La variable Precio es positiva y significativa en todos los años, con su mayor impacto en 2023 (0.2318***) y 2024 (0.2246***), confirmando que las áreas más costosas concentran más robos a personas.

Instituciones resulta consistentemente significativa (*** respecto a la variable dependiente en todos los años, con un coeficiente de 0.1909 en 2024. Esto indica que, manteniendo constantes las demás variables, un aumento desde el valor mínimo al máximo en este indicador se asocia con un incremento de 0.1909 unidades en la tasa normalizada de robos. Por otro lado, Residencial es negativa y significativa, indicando que las zonas residenciales son menos vulnerables al robo. En 2021 y 2022, viviendas también es positiva y significativa. La variable parques solo muestra significancia marginal en 2023.

El parámetro de Autocorrelación Espacial (Lambda) es positivo y altamente significativo en todos los años, con sus niveles más altos en 2022 (0.5469***) y 2023 (0.5158***), reflejando una fuerte dependencia espacial para los robos a personas.

Aunque el Lambda del modelo de 2022 es el más alto, el mejor modelo para robo a personas es el de 2024, que tiene el menor AIC (-1507.8464) y el mayor log-likelihood (760.9232), indicando un ajuste más preciso y parsimonioso.

Hurtos

Tabla 11. Modelo de Error Espacial (SEM) para hurtos

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Intercepto	0.0480 *** (0.0083)	0.0321 ** (0.0108)	0.0389 ** (0.0124)	0.0540 *** (0.0085)	0.0588 *** (0.0083)
Precio	0.1934 *** (0.0269)	0.1592 *** (0.0247)	0.1860 *** (0.0288)	0.1956 *** (0.0288)	0.2182 *** (0.0267)
Instituciones	0.0695 **	0.0505 **	0.0648 **	0.0906 ***	0.0390 *

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Parques/jardines	(0.0213)	(0.0196)	(0.0223)	(0.0232)	(0.0197)
Residencial	-0.0115 (0.0198)	-0.0232 (0.0172)	-0.0251 (0.0203)	-0.0167 (0.0212)	-0.0129 (0.0200)
Detención traficante	-0.0410 *** (0.0070)	-0.0379 *** (0.0062)	-0.0460 *** (0.0071)	-0.0521 *** (0.0075)	-0.0523 *** (0.0073)
Edificios	0.1564 *** (0.0238)	-0.0035 (0.0299)	0.0046 (0.0352)		
Viviendas		0.0234 (0.0253)	0.0187 (0.0296)		
Autocorrelación Espacial (Lambda)	0.3735 *** (0.0522)	0.2678 *** (0.0564)	0.3371 *** (0.0537)	0.3274 *** (0.0541)	0.2561 *** (0.0568)
Num. obs.	658	658	658	658	658
Parameters	8	9	9	7	7
Log Likelihood	954.8303	1020.0414	934.2530	896.6825	911.4475
AIC (Linear model)	-1852.6739	-1998.3847	-1811.9031	-1743.3813	-1789.0817
AIC (Spatial model)	-1893.6606	-2022.0828	-1850.5059	-1779.3649	-1808.8950
LR test: statistic	42.9867	25.6981	40.6028	37.9836	21.8133
LR test: p-value	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001

En los modelos de hurtos, el Intercepto es positivo y significativo en todos los años, reflejando una base constante para este tipo de delito. La variable Precio es significativa y positiva en todos los años, con su mayor impacto en 2024 (0.2182***), indicando que las áreas con altos valores económicos son más vulnerables a los hurtos.

En 2021, Instituciones presenta un efecto positivo y significativo (**) sobre los hurtos, con un coeficiente de 0.0505. Este factor resulta significativo en todos los años analizados, aunque su efecto es moderado en 2024, lo que podría estar asociado a cambios en los patrones de uso de estos espacios. Residencial es consistentemente negativa y significativa, confirmando su relación inversa con los hurtos.

Otras variables como Parques/jardines, Edificios y Viviendas no presentan efectos estadísticamente significativos, lo que sugiere que no están asociadas de forma clara con la incidencia de hurtos.

El parámetro Lambda es positivo y significativo en todos los años, pero disminuye de 0.3735*** en 2020 a 0.2561*** en 2024. Aunque el Lambda del modelo de 2020 es más

alto, el modelo de 2021 tiene un mayor log-likelihood (1020.0414) y un menor AIC (-2222.0828), lo que indica que el modelo de 2021 es más eficiente en términos de ajuste general.

Muertes violentas

Tabla 12. Modelo de Error Espacial (SEM) para muertes violentas

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Intercepto	0.0234 (0.0147)	0.0109 (0.0095)	0.0097 (0.0096)	0.0218 *** (0.0062)	0.0296 *** (0.0078)
Precio	-0.1074 * (0.0462)	-0.0350 (0.0212)	-0.0239 (0.0216)	-0.0430 * (0.0200)	-0.0631 * (0.0245)
Instituciones	0.0700 (0.0396)	0.0225 (0.0175)	0.0207 (0.0176)	0.0306 (0.0177)	0.0607 ** (0.0190)
Parques/jardines	0.0469 (0.0341)	0.0004 (0.0145)	-0.0114 (0.0149)	-0.0027 (0.0146)	0.0088 (0.0184)
Residencial	0.0004 (0.0128)	-0.0103 (0.0055)	-0.0104 (0.0055)	-0.0089 (0.0056)	-0.0141 * (0.0070)
Detención traficante	0.0972 * (0.0446)				
Edificios		-0.0126 (0.0252)	0.0236 (0.0259)		
Viviendas		0.0282 (0.0215)	0.0076 (0.0220)		
Autocorrelación Espacial (Lambda)	0.1873 ** (0.0591)	0.1280 * (0.0608)	0.1830 ** (0.0592)	0.0799 (0.0621)	0.1328 * (0.0607)
Num. obs.	658	658	658	658	658
Parameters	8	9	9	7	7
Log Likelihood	541.6554	1088.2985	1088.4042	1061.3358	926.1050
AIC (Linear model)	-1059.6989	-2156.1100	-2151.2947	-2108.9585	-1835.0839
AIC (Spatial model)	-1067.3108	-2158.5970	-2158.8083	-2108.6715	-1838.2100
LR test: statistic	9.6119	4.4870	9.5136	1.7130	5.1261
LR test: p-value	0.0019	0.0342	0.0020	0.1906	0.0236

p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001

Los modelos para muertes violentas muestran un desempeño más débil. El Intercepto es positivo y significativo solo en 2023 y 2024, indicando que estos años presentan niveles básicos de violencia letal. La variable Precio es negativa y significativa en 2020, 2023 y

2024, lo que sugiere que las áreas de mayor valor económico tienen menores tasas de violencia letal, manteniendo el comportamiento del modelo SAR.

Instituciones es significativa solo en 2024 (0.0607**), reflejando una conexión más débil con este tipo de delito. Residencial es negativa y significativa solo en 2024 (-0.0141*), mientras que otras variables, como Parques/Jardines, Edificios y Viviendas no muestran relaciones estadísticamente significativas.

El parámetro Lambda es positivo y significativo en varios años, con su punto más alto en 2020 (0.1873**), indicando una dependencia espacial más limitada para las muertes violentas en comparación con otros delitos. Aunque el Lambda del modelo de 2020 es más alto, el modelo de 2022 es el mejor, con el menor AIC (-2158.8083) y el mayor log-likelihood (1088.4042), lo que sugiere un ajuste más preciso. La distribución de la violencia letal es menos estructurada territorialmente en comparación con robos y hurtos, reflejando un patrón espacial disperso e inestable.

En general, los modelos de error espacial muestran que las interacciones geográficas son un factor importante para comprender los patrones de criminalidad en Guayaquil. Sin embargo, esta dependencia es más fuerte para robo a personas y hurtos que para muertes violentas, reflejando diferencias significativas en las dinámicas de cada delito.

3.8 Análisis de Resultados del Modelo Durbin Espacial para Robo a Personas, Hurtos y Muertes Violentas

Los modelos Durbin espaciales permiten evaluar tanto los efectos directos como los efectos indirectos de las variables explicativas, reflejando cómo los cambios en una zona pueden influir en las tasas de criminalidad en áreas vecinas. Esto es particularmente relevante para delitos como robo a personas, hurtos y muertes violentas, donde las interacciones espaciales pueden amplificar o mitigar patrones delictivos.

Robo a Personas

La autocorrelación espacial (ρ) es alta y significativa en todos los años (entre 0.3391*** y 0.4685***), lo que confirma una fuerte dependencia espacial: el nivel de robos en una zona está influenciado tanto por condiciones locales como por lo que ocurre en zonas vecinas.

Tabla 13. Modelo de Durbin Espacial (SDM) para robo a personas

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Intercepto	0.0394 (0.0213)	0.0242 (0.0405)	-0.0149 (0.0385)	0.0318 (0.0204)	0.0217 (0.0166)
Precio	-0.0211 (0.0591)	0.1195 (0.0642)	-0.0194 (0.0611)	0.0684 (0.0594)	0.0719 (0.0458)
Instituciones	0.2409 *** (0.0362)	0.1699 *** (0.0399)	0.2394 *** (0.0379)	0.2304 *** (0.0363)	0.1849 *** (0.0244)
Parques/jardines	0.0338 (0.0406)	0.0688 (0.0447)	0.0781 (0.0425)	0.0877 * (0.0408)	0.0248 (0.0315)
Residencial	-0.0623 *** (0.0125)	-0.0849 *** (0.0135)	-0.0644 *** (0.0128)	-0.0728 *** (0.0124)	-0.0597 *** (0.0096)
Detención traficante	0.0628 (0.0402)				
Edificios		0.0773 (0.0830)	0.1731 * (0.0788)		
Viviendas		0.2009 ** (0.0676)	0.1005 (0.0642)		
Lag. Precio	0.2961 *** (0.0853)	0.0051 (0.0971)	0.3853 *** (0.0939)	0.3179 *** (0.0880)	0.2547 *** (0.0657)
Lag. Instituciones	-0.0702 (0.0692)	0.0361 (0.0789)	-0.0859 (0.0751)	-0.0401 (0.0689)	0.0274 (0.0465)
Lag. Parques/jardines	-0.1544 ** (0.0569)	-0.1286 * (0.0616)	-0.2198 *** (0.0587)	-0.1561 ** (0.0565)	-0.0749 (0.0435)
Lag. Residencial	0.0617 ** (0.0201)	0.0897 *** (0.0219)	0.0817 *** (0.0207)	0.0526 ** (0.0202)	0.0338 * (0.0159)
Lag. Detención traficante	0.0255 (0.0710)				
Lag. Edificios		-0.2676 * (0.1112)	-0.2474 * (0.1051)		
Lag. Viviendas		-0.0037 (0.0938)	0.0215 (0.0883)		
Autocorrelación Espacial (Rho)	0.4098 *** (0.0503)	0.4540 *** (0.0482)	0.4685 *** (0.0472)	0.4423 *** (0.0486)	0.3391 *** (0.0530)
Num. obs.	658	658	658	658	658
Parameters	13	15	15	11	11
Log Likelihood	613.3854	555.7036	588.6917	606.9106	782.1783
AIC (Linear model)	-1134.4302	-999.7053	-1059.8486	-1115.0662	-1501.5107
AIC (Spatial model)	-1200.7709	-1081.4072	-1147.3833	-1191.8212	-1542.3565
LR test: statistic	68.3407	83.7019	89.5347	78.7550	42.8458
LR test: p-value	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001

Efectos directos:

- Instituciones presenta un efecto positivo y significativo en todos los años analizados. En 2024, este efecto se mantiene altamente significativo (***) con un coeficiente de 0.1849, lo que indica que, manteniendo constantes las demás variables, pasar del valor mínimo al máximo en este indicador se asocia con un incremento de 0.1849 unidades en la tasa normalizada de robos. Este resultado sugiere que las zonas con mayor presencia institucional registran más robos, probablemente debido a una mayor afluencia de personas.
- Parques/jardines no es significativo salvo en 2023, donde muestra un efecto positivo débil, lo que sugiere una posible exposición al robo ese año, aunque sin un patrón constante.
- Residencial mantiene un efecto negativo y significativo, lo que indica que las zonas predominantemente residenciales presentan menos robos, patrón consistente con modelos anteriores.
- Precio no es significativo de forma directa, pero sí lo es en su efecto vecinal (ver más abajo).
- Viviendas solo es significativa en 2021 (positiva), mientras que edificios solo lo es en 2022 (positiva).

Efectos espaciales (lag de las variables):

- Lag de precio es positivo y altamente significativo en todos los años excepto 2021. Esto indica que los robos aumentan en un área cuando el precio es alto en las zonas vecinas, reflejando un posible desplazamiento del delito.
- Lag de residencial es positivo y significativo en todos los años, lo que sugiere que vivir cerca de áreas residenciales puede aumentar el riesgo de robo, incluso si la zona propia es menos vulnerable.
- Lag de parques/jardines tiene un efecto negativo y significativo entre 2020 y 2023, lo que indica que la proximidad a parques/jardines está asociada a menor incidencia de robos, lo que podría reflejar su uso como zonas de escape o dispersión del delito.

- Otros efectos vecinales como Lag de instituciones, Lag de viviendas y Lag de detención de traficantes no muestran efectos significativos

El modelo Durbin mejora significativamente sobre el modelo lineal en todos los años, y el mejor ajuste general ocurre en 2024, con el AIC más bajo (-1542.36). Esto indica que, entre todos los modelos estimados para robo a personas, el modelo Durbin 2024 captura de mejor manera la complejidad espacial del fenómeno.

Hurtos

El modelo Durbin para hurtos muestra autocorrelación espacial positiva y significativa en todos los años (ρ entre 0.2062*** y 0.3061***), lo que confirma que la ocurrencia de hurtos en un sector se relaciona con los niveles de hurtos en zonas vecinas.

Tabla 14. Modelo de Durbin Espacial (SDM) para hurtos

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Intercepto	0.0292 *	0.0458 *	0.0575 *	0.0497 ***	0.0389 **
	(0.0122)	(0.0198)	(0.0225)	(0.0131)	(0.0134)
Precio	0.0743 *	0.0634 *	0.0765 *	0.0653	0.0487
	(0.0341)	(0.0311)	(0.0353)	(0.0375)	(0.0365)
Instituciones	0.0642 **	0.0437 *	0.0562 *	0.0835 ***	0.0399 *
	(0.0209)	(0.0193)	(0.0220)	(0.0229)	(0.0194)
Parques/jardines	0.0140	-0.0016	-0.0040	0.0114	0.0020
	(0.0234)	(0.0217)	(0.0246)	(0.0258)	(0.0251)
Residencial	-0.0312 ***	-0.0290 ***	-0.0356 ***	-0.0409 ***	-0.0389 ***
	(0.0072)	(0.0065)	(0.0074)	(0.0078)	(0.0076)
Detención traficante	0.1622 ***				
	(0.0232)				
Edificios		0.1255 **	0.1353 **		
		(0.0402)	(0.0456)		
Viviendas		-0.0785 *	-0.0838 *		
		(0.0328)	(0.0372)		
Lag. Precio	0.2671 ***	0.1519 **	0.1754 **	0.2526 ***	0.2946 ***
	(0.0518)	(0.0483)	(0.0550)	(0.0561)	(0.0531)
Lag. Instituciones	-0.1277 **	-0.1238 ***	-0.1534 ***	-0.1292 **	-0.0619
	(0.0389)	(0.0375)	(0.0426)	(0.0423)	(0.0353)
Lag. Parques/jardines	-0.0970 **	-0.0724 *	-0.0802 *	-0.1013 **	-0.0764 *
	(0.0328)	(0.0300)	(0.0340)	(0.0358)	(0.0348)
Lag. Residencial	0.0027	-0.0015	-0.0009	-0.0043	0.0037
	(0.0118)	(0.0108)	(0.0123)	(0.0130)	(0.0128)
Lag. Detención traficante	0.0551				
	(0.0427)				

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Lag. Edificios		-0.2076 *** (0.0536)	-0.2126 *** (0.0608)		
Lag. Viviendas		0.1398 ** (0.0446)	0.1322 ** (0.0505)		
Autocorrelación Espacial (Rho)	0.2627 *** (0.0557)	0.2424 *** (0.0566)	0.3061 *** (0.0543)	0.2691 *** (0.0557)	0.2062 *** (0.0577)
Num. obs.	658	658	658	658	658
Parameters	13	15	15	11	11
Log Likelihood	982.8416	1042.9335	957.5635	918.0756	936.5046
AIC (Linear model)	-1916.6182	-2033.4421	-1847.9406	-1786.0487	-1835.9161
AIC (Spatial model)	-1939.6832	-2055.8671	-1885.1269	-1814.1513	-1851.0092
LR test: statistic	25.0650	24.4249	39.1864	30.1025	17.0931
LR test: p-value	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001					

Efectos directos (variables locales):

- Precio es positivo y significativo en 2020–2022, lo que indica que los hurtos se concentran en zonas de mayor valor económico, aunque pierde significancia en los años posteriores.
- Instituciones resulta significativa en todos los años, con efectos positivos y consistentes sobre los hurtos. En 2021, mantiene un efecto positivo y significativo (*) con un coeficiente de 0.0437.
- Residencial mantiene un efecto negativo y altamente significativo, lo que sugiere menos hurtos en zonas residenciales.
- Parques/jardines no es significativa en ningún año.
- Edificios muestra efectos positivos y significativos en 2021 y 2022, mientras que viviendas tiene un efecto negativo en esos mismos años.
- Detención de traficantes es significativa solo en 2020 (positiva), lo que puede indicar asociación con zonas de actividad delictiva.

Efectos espaciales (variables lag):

- Lag de precio es positivo y altamente significativo en todos los años, lo que sugiere que los hurtos aumentan en un sector cuando los precios son altos en zonas vecinas.

- Lag de instituciones presenta un efecto negativo y significativo entre 2020 y 2023. En 2021, presenta un efecto negativo y altamente significativo (***) con un coeficiente de -0.1238, lo que sugiere que estar cerca de zonas institucionales puede reducir el riesgo de hurto.
- Lag de parques/jardines es negativo y significativo en todos los años, lo que indica que la cercanía a parques/jardines en zonas vecinas se asocia con menor incidencia de hurtos.
- Lag de residencial no muestra significancia.
- Lag de edificios tiene un efecto negativo y significativo en 2021–2022, mientras que lag de viviendas muestra un efecto positivo en esos mismos años.

El modelo Durbin mejora significativamente frente al modelo lineal en todos los años. El mejor ajuste se observa en 2021, con el AIC más bajo y el mayor log-likelihood.

Muertes Violentas

El modelo muestra una autocorrelación espacial débil y variable (ρ entre 0.07 y 0.17**), con significancia solo entre 2020 y 2022. Esto indica que las muertes violentas presentan un patrón espacial poco estructurado, lo que coincide con lo observado en modelos SAR y SEM previos.

Tabla 15. Modelo de Durbin Espacial (SDM) para muertes violentas

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Intercepto	-0.0310 (0.0232)	0.0011 (0.0183)	0.0047 (0.0183)	0.0113 (0.0102)	0.0066 (0.0131)
Precio	-0.0200 (0.0660)	-0.0040 (0.0291)	0.0165 (0.0289)	0.0103 (0.0302)	0.0276 (0.0367)
Instituciones	0.0613 (0.0405)	0.0220 (0.0181)	0.0209 (0.0180)	0.0340 (0.0184)	0.0579 ** (0.0196)
Parques/jardines	0.1208 ** (0.0453)	-0.0017 (0.0202)	-0.0053 (0.0202)	0.0061 (0.0207)	0.0225 (0.0253)
Residencial	-0.0118 (0.0140)	-0.0144 * (0.0061)	-0.0163 ** (0.0061)	-0.0163 ** (0.0063)	-0.0251 ** (0.0077)
Detención traficante	0.0767 (0.0450)				

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Edificios		-0.0124 (0.0375)	0.0171 (0.0374)		
Viviendas		0.0265 (0.0306)	0.0116 (0.0305)		
Lag. Precio	-0.0717 (0.0941)	-0.0571 (0.0439)	-0.0599 (0.0437)	-0.0624 (0.0430)	-0.1133 * (0.0503)
Lag. Instituciones	0.1125 (0.0760)	0.0107 (0.0351)	0.0060 (0.0350)	0.0058 (0.0341)	0.0405 (0.0359)
Lag. Parques/jardines	-0.1460 * (0.0633)	0.0105 (0.0279)	-0.0048 (0.0277)	-0.0130 (0.0287)	-0.0202 (0.0349)
Lag. Residencial	0.0566 * (0.0224)	0.0102 (0.0099)	0.0198 * (0.0098)	0.0196 (0.0101)	0.0327 ** (0.0125)
Lag. Detención traficante	0.0743 (0.0796)				
Lag. Edificios		-0.0182 (0.0501)	-0.0275 (0.0499)		
Lag. Viviendas		0.0212 (0.0417)	0.0079 (0.0414)		
Autocorrelación Espacial (Rho)	0.1702 ** (0.0594)	0.1213 * (0.0610)	0.1724 ** (0.0594)	0.0701 (0.0622)	0.1111 (0.0610)
Num. obs.	658	658	658	658	658
Parameters	13	15	15	11	11
Log Likelihood	549.2204	1090.2032	1092.1081	1065.3237	933.6387
AIC (Linear model)	-1066.1885	-2148.3358	-2147.5794	-2109.2988	-1843.5717
AIC (Spatial model)	-1072.4409	-2150.4063	-2154.2163	-2108.6474	-1845.2773
LR test: statistic	8.2524	4.0705	8.6368	1.3486	3.7057
LR test: p-value	0.0041	0.0436	0.0033	0.2455	0.0542

p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001

Efectos directos (variables locales):

- En 2024, *Instituciones* mantiene un efecto positivo y significativo (**) sobre las muertes violentas, con un coeficiente de 0.0579. Esto indica que, manteniendo constantes las demás variables, un aumento desde el valor mínimo al máximo en este indicador se asocia con un incremento de 0.0579 unidades en la tasa normalizada de muertes violentas. Aunque en la mayoría de los años el efecto no alcanza significancia estadística, en 2024 se observa un impacto relevante que podría reflejar cambios en la dinámica de estas zonas.

- Residencial muestra un efecto negativo y significativo desde 2021 en adelante, indicando que las zonas residenciales presentan menos muertes violentas.
- Parques/jardines solo es significativa en 2020 (positiva), sin consistencia en otros años.
- Precio, edificios y viviendas no presentan significancia, lo que sugiere una influencia limitada de factores económicos o urbanos inmediatos.
- Detención de traficantes es positiva y significativa solo en 2020.

Efectos espaciales (variables lag):

- Lag de precio es negativo y significativo solo en 2024, lo que podría sugerir un efecto vecinal reciente en zonas de menor valor económico.
- Lag de residencial es positivo y significativo en varios años, indicando que la proximidad a zonas residenciales puede estar asociada a un leve aumento en muertes violentas, aunque este efecto es débil.
- Lag de parques/jardines solo es negativo y marginalmente significativo en 2020.
- El resto de las variables en rezago (lag de instituciones, viviendas, edificios, etc.) no presentan efectos espaciales consistentes o significativos.

El mejor ajuste ocurre en 2022, con el AIC más bajo y mayor log-likelihood. Sin embargo, los valores LR test y ρ indican que el modelo espacial aporta relativamente poco frente al modelo lineal, especialmente en 2023 y 2024 donde la autocorrelación no es significativa.

En resumen, los modelos Durbin espaciales muestran que los efectos indirectos son importantes para comprender los patrones de criminalidad en Guayaquil, destacando la importancia de considerar tanto los efectos locales como las conexiones espaciales para diseñar políticas de seguridad más efectivas.

En los Anexos, desde la Tabla 29 hasta la Tabla 34 se hicieron modelos donde la variable dependiente es muertes violentas y se incorpora una nueva variable explicativa, que corresponde a la suma de robos a personas y hurtos (Robo/Hurto), que representa la suma normalizada de robos a personas y hurtos. Esta variable fue evaluada en los modelos

espaciales SAR, SEM y SDM. En todos los casos, Robo/Hurto no resultó estadísticamente significativa y, además, los modelos sin esta variable mostraron un mejor ajuste.

3.9 Efectos Directos y Efectos Spillover en la ciudad de Guayaquil

A partir de los modelos Durbin se presentan los impactos estimados para robo a personas, hurtos y muertes violentas, diferenciando entre efectos directos, *spillover* y totales. Estos resultados permiten identificar qué variables inciden localmente y cuáles generan efectos más allá de su zona inmediata, ofreciendo así una visión más integral de la dinámica delictiva en Guayaquil.

Robo a Personas

En los modelos de **robo a personas**, la variable precio presenta efectos directos bajos pero positivos, alcanzando su punto máximo en 2021 (0.1256) y disminuyendo en 2024 (0.0915). Sin embargo, los efectos indirectos son considerablemente mayores, especialmente en 2022 (0.6675) y 2023 (0.5898), lo que sugiere que el aumento en el valor del suelo no solo incrementa los robos localmente, sino que también tiene un impacto significativo en las áreas vecinas. Esto puede reflejar un patrón de atracción hacia zonas económicamente activas que no solo concentran delitos, sino que también amplifican su efecto en el entorno inmediato.

La presencia de instituciones muestra impactos directos consistentemente altos cada año, con su mayor efecto en 2020 (0.2435), lo que indica que estos espacios son puntos críticos para el robo a personas. Los efectos indirectos, aunque más moderados, también son significativos, alcanzando su punto más alto en 2021 (0.1957). Esto sugiere que estos espacios no solo concentran actividad delictiva localmente, sino que también influyen en las dinámicas delictivas de las áreas cercanas, aunque en menor medida que el precio del suelo.

Parques/jardines presentan impactos directos pequeños pero positivos, mientras que sus efectos indirectos son consistentemente negativos, siendo más pronunciados en 2022 (-0.3251). Esto revela que la cercanía a parques puede reducir los robos en zonas aledañas, posiblemente por mayor visibilidad, flujo peatonal o vigilancia informal.

Residencia muestra impactos directos negativos en todos los años, reflejando que las áreas predominantemente residenciales son menos vulnerables a los robos. Sin embargo, los efectos indirectos son ligeramente positivos, lo cual sugiere que el robo a personas podría estar desplazándose hacia zonas cercanas a áreas residenciales.

Detención traficante en 2020 tiene un impacto directo positivo (0.0674) y efectos indirectos también positivos (0.0823), indicando que las áreas con mayor actividad de tráfico pueden influir en los niveles de criminalidad en zonas cercanas.

La presencia de edificios muestra patrones mixtos, con efectos directos positivos, pero con efectos indirectos negativos, lo que sugiere que estas estructuras pueden concentrar el crimen localmente mientras reducen el riesgo en sus alrededores. Por otro lado, la vivienda (densidad residencial) capturada se asocia con mayores niveles de robos tanto dentro como en sus alrededores.

Hurtos

En los modelos de hurtos, los impactos directos de precio son más consistentes que en robos a personas, con valores positivos en todos los años y su punto más alto en 2020 (0.0892). Por otro lado, los efectos indirectos son mayores, lo que sugiere que los hurtos se concentran en zonas de mayor valor económico y se extienden hacia zonas cercanas con características similares, lo que refuerza un patrón de oportunidad territorial.

Entre 2020 y 2024, *Instituciones* presenta efectos directos débilmente positivos (0.0378 a 0.0778) y efectos indirectos (*spillover*) consistentemente negativos (-0.0655 a -0.1879), lo que indica que estos espacios pueden concentrar actividad delictiva en su propia zona, pero no propagarla a las áreas vecinas. En consecuencia, los efectos totales son negativos en todos los años, destacando -0.1402 en 2022, cuando la reducción proveniente de zonas colindantes supera el aumento interno.

Parques/Jardines tienen impactos directos bajos, pero con efectos indirectos negativos en todos los años, reflejando un efecto disuasivo en las áreas vecinas, similar a lo observado en robos a personas. Por otro lado, las zonas residenciales se asocian con menores niveles de hurtos tanto localmente como en los alrededores.

Tabla 16. Efectos espaciales directos, spillover y totales de las variables explicativas sobre el robo a personas en Guayaquil (2020–2024)

Variable	Impactos 2020			Impactos 2021			Impactos 2022			Impactos 2023			Impactos 2024		
	Directo	Spillover	Total												
Precio	0.0046	0.4614	0.4660	0.1256	0.1027	0.2283	0.0209	0.6675	0.6884	0.1029	0.5898	0.6928	0.0915	0.4026	0.4941
Instituciones	0.2435	0.0458	0.2893	0.1815	0.1957	0.3772	0.2422	0.0465	0.2888	0.2366	0.1048	0.3413	0.1912	0.1300	0.3212
Parques /jardines	0.0212	-0.2256	-0.2044	0.0588	-0.1683	-0.1094	0.0584	-0.3251	-0.2667	0.0761	-0.1987	-0.1226	0.0202	-0.0959	-0.0757
Residencia	-0.0591	0.0581	-0.0010	-0.0797	0.0884	0.0088	-0.0588	0.0915	0.0326	-0.0708	0.0347	-0.0361	-0.0587	0.0196	-0.0391
Detención traficante	0.0674	0.0823	0.1496	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Edificios	-	-	-	0.0534	-0.4019	-0.3485	0.1553	-0.2951	-0.1398	-	-	-	-	-	-
Viviendas	-	-	-	0.2099	0.1512	0.3611	0.1079	0.1218	0.2297	-	-	-	-	-	-

Tabla 17. Efectos espaciales directos, spillover y totales de las variables explicativas sobre los hurtos en Guayaquil (2020–2024)

Variable	Impactos 2020			Impactos 2021			Impactos 2022			Impactos 2023			Impactos 2024		
	Directo	Spillover	Total												
Precio	0.0892	0.3739	0.4631	0.0713	0.2129	0.2841	0.0888	0.2742	0.3630	0.0797	0.3553	0.4350	0.0607	0.3717	0.4324
Instituciones	0.0584	-0.1446	-0.0862	0.0383	-0.1441	-0.1058	0.0477	-0.1879	-0.1402	0.0778	-0.1403	-0.0625	0.0378	-0.0655	-0.0277
Parques/ jardines	0.0092	-0.1217	-0.1125	-0.0050	-0.0926	-0.0976	-0.0090	-0.1123	-0.1213	0.0061	-0.1292	-0.1231	-0.0010	-0.0927	-0.0937

Residencia	-0.0314	-0.0071	-0.0385	-0.0294	-0.0108	-0.0402	-0.0364	-0.0163	-0.0527	-0.0417	-0.0201	-0.0618	-0.0391	-0.0053	-0.0444
Detención traficante	0.1673	0.1275	0.2947	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Edificios	-	-	-	0.1171	-0.2255	-0.1084	0.1247	-0.2361	-0.1114	-	-	-	-	-	-
Viviendas	-	-	-	-	-0.0728	0.1537	0.0809	-0.0772	0.1469	0.0697	-	-	-	-	-

Tabla 18. Efectos espaciales directos, spillover y totales de las variables explicativas sobre las muertes violentas en Guayaquil (2020–2024)

Variable	Impactos 2020			Impactos 2021			Impactos 2022			Impactos 2023			Impactos 2024		
	Directo	Spillover	Total												
Precio	-0.0224	-0.0881	-0.1106	-0.0052	-0.0643	-0.0695	0.0146	-0.0671	-0.0525	0.0095	-0.0655	-0.0560	0.0253	-0.1217	-0.0964
Instituciones	0.0652	0.1442	0.2094	0.0223	0.0150	0.0373	0.0212	0.0113	0.0324	0.0341	0.0087	0.0428	0.0589	0.0518	0.1107
Parques/ jardines	0.1168	-0.1471	-0.0303	-0.0015	0.0115	0.0101	-0.0055	-0.0067	-0.0122	0.0059	-0.0134	-0.0075	0.0221	-0.0196	0.0025
Residencia	-0.0101	0.0640	0.0539	-0.0142	0.0094	-0.0048	-0.0157	0.0200	0.0042	-0.0161	0.0196	0.0035	-0.0245	0.0330	0.0085
Detención traficante	0.0795	0.1025	0.1821	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Edificios	-	-	-	-0.0129	-0.0220	-0.0349	0.0163	-0.0289	-0.0126	-	-	-	-	-	-
Viviendas	-	-	-	-	0.0270	0.0273	0.0543	0.0119	0.0116	0.0235	-	-	-	-	-

Detención traficante muestra un impacto directo significativo solo en 2020 (0.1673) y efectos indirectos positivos (0.1275), sugiriendo que esta actividad puede influir tanto local como regionalmente en los niveles de hurtos.

En 2021 y 2022, los edificios presentan efectos directos positivos, pero spillover negativos, lo que sugiere que atraen hurtos localmente, pero los reducen en zonas vecinas, posiblemente por mayor vigilancia o saturación del riesgo. En contraste, las viviendas presentan menor riesgo dentro de la zona, pero mayor susceptibilidad en los alrededores.

Muertes Violentas

En los modelos de muertes violentas, los impactos directos de precio son negativos en la mayoría de los años, reflejando que las áreas de mayor valor económico tienden a tener tasas más bajas de violencia letal. Además, los efectos *spillover* también son negativos, reforzando esta relación protectora en las áreas vecinas. Esto sugiere que, al estar cerca de estas zonas de alto valor económico, las áreas circundantes también se benefician de una menor exposición a la violencia letal, posiblemente debido a una extensión de las medidas de seguridad y una menor tolerancia al crimen en los alrededores.

Entre 2020 y 2024, *Instituciones* muestra impactos directos positivos en todos los años, destacando 2020 con 0.0652, mientras que los efectos indirectos (*spillover*) son también positivos, pero de menor magnitud (0.0087 a 0.1442) y varían entre períodos. Esto se traduce en efectos totales positivos en todo el periodo, alcanzando su máximo en 2020 (0.2094). Estos resultados sugieren que la presencia institucional puede actuar como un foco de violencia letal en la zona donde se ubica, sin necesariamente amplificar el riesgo en zonas cercanas.

Parques/Jardines presentan patrones mixtos, con impactos directos positivos en algunos años, pero efectos indirectos negativos, lo que sugiere que estos espacios pueden actuar como barreras contra la propagación de violencia.

Residencia tiene impactos directos negativos en todos los años, reflejando que estas áreas son menos vulnerables a la violencia letal, aunque sus efectos indirectos son positivos, lo que sugiere que las áreas residenciales cercanas pueden ser más vulnerables en ciertos contextos.

Detención traficante muestra un impacto directo positivo solo en 2020 (0.0795), con efectos indirectos positivos, lo que indica que esta actividad puede aumentar el riesgo de violencia tanto localmente como en las áreas vecinas.

En resumen, los resultados de los impactos en los modelos Durbin espaciales indican que las características urbanas no solo influyen en los niveles de criminalidad localmente, sino que también tienen efectos significativos en las áreas vecinas. La presencia de **instituciones** y el **precio del suelo** muestran efectos directos positivos y consistentes para **robo a personas y hurtos**, mientras que las áreas **residenciales** presentan efectos protectores. Sin embargo, las dinámicas de **muertes violentas** parecen estar menos influenciadas por estos factores, reflejando patrones más complejos que requieren un enfoque diferenciado en las políticas de seguridad.

3.10 Limitaciones de la investigación

Si bien la presente investigación emplea una base de datos espacial robusta y una metodología adecuada para el análisis territorial del crimen en Guayaquil, se reconocen algunas limitaciones que deben considerarse al interpretar los resultados.

En primer lugar, la cobertura temporal de las variables dependientes —robo a personas, hurtos y muertes violentas— está restringida a datos del ECU 911 hasta septiembre de 2024. Esta fecha de corte implica que el último año analizado no cuenta con información anual completa, lo que podría influir en la comparabilidad con años previos.

En segundo lugar, la variable explicativa del precio del metro cuadrado de la vivienda se basa en información de 2019, proyectada para los años siguientes únicamente mediante el ajuste por inflación. Este enfoque asume que los cambios en el valor del suelo responden solo a la variación inflacionaria, lo cual representa una simplificación que deja fuera otros factores territoriales, como la gentrificación, las inversiones urbanas o transformaciones del entorno. Además, es posible que el aumento del crimen haya reducido el valor de la vivienda en ciertos sectores, por lo que no en todos los casos el precio habría seguido una trayectoria creciente conforme al índice inflacionario, generando una relación que esta estimación no logra captar.

Asimismo, la ubicación geográfica de algunas variables explicativas —como escuelas, hospitales y parques— fue determinada con base en registros administrativos y UPC en plataformas colaborativas como OpenStreetMap, que pueden contener imprecisiones o falta de actualización.

Finalmente, se debe considerar que el análisis parte de información agregada a nivel de sector censal. Aunque esta unidad geográfica es útil para estudios espaciales, puede ocultar dinámicas intra-sectoriales importantes y limitar el nivel de desagregación del análisis. Además, la utilización de registros administrativos y fuentes oficiales puede estar sujeta a subregistro, especialmente en delitos que no siempre son denunciados formalmente, como hurtos o robos menores.

Pese a estas limitaciones, se han adoptado criterios técnicos y metodológicos rigurosos que permiten garantizar la validez general de los resultados y su relevancia para el análisis de la seguridad urbana en Guayaquil.

4. CONCLUSIONES

La presente investigación tuvo como propósito analizar la relación entre la infraestructura pública y la incidencia del crimen en la zona urbana del cantón Guayaquil durante el período 2020-2024, a partir de la aplicación de modelos econométricos espaciales. Los resultados obtenidos permiten comprender con mayor profundidad cómo factores urbanos, económicos e institucionales inciden en la distribución geográfica de distintos tipos de delitos, entendidos en esta investigación —como los robos a personas, hurtos y muertes violentas— como manifestaciones directas de criminalidad.

La presencia de UPC, hospitales y centros educativos en cada zona fue considerada como una expresión concreta de la institucionalidad del Estado, medida a través del indicador directo denominado Instituciones, que contempla la presencia conjunta de estos tres componentes en cada unidad territorial. En lo que respecta al valor del suelo, este se utilizó como un indicador indirecto, al reflejar en el mercado inmobiliario la valorización derivada de la calidad y disponibilidad de estos servicios públicos.

La investigación se fundamentó en un enfoque cuantitativo, aplicando técnicas de estadística descriptiva, análisis exploratorio espacial y modelos de regresión espacial para explicar la relación entre la infraestructura pública y la incidencia del crimen urbano. Se utilizaron indicadores de forma, concentración y autocorrelación espacial —como la simetría, curtosis, pruebas de normalidad, índices de Moran y Geary— que permitieron identificar la distribución geográfica de los delitos y su comportamiento estadístico previo

al ajuste de los modelos. Esta aproximación metodológica permitió establecer con mayor precisión la existencia de patrones espaciales diferenciados para cada tipo de delito, y contribuyó a afinar la selección de variables y la interpretación de los efectos directos e indirectos.

En síntesis, según los índices de Moran y Geary, mientras que robos y hurtos presentan una autocorrelación espacial alta y sostenida —lo que confirma la presencia de zonas críticas persistentes—, las muertes violentas muestran una estructura más dispersa y cambiante, sin una tendencia clara de agrupamiento espacial. De igual forma, los resultados de ambos índices muestran que, en el caso de Instituciones, existe una concentración espacial estadísticamente significativa, lo que respalda su carácter como indicador de presencia estatal en el territorio. Por su parte, el precio del suelo presenta una distribución altamente agrupada en el espacio, reflejando una clara estructura territorial.

El análisis LISA permitió identificar patrones diferenciados entre robos a personas, hurtos y muertes violentas, al evidenciar la existencia de conglomerados espaciales de alta o baja incidencia delictiva. Mientras que los robos y hurtos se concentraron de forma persistente en las zonas centro-sur y este del cantón, reflejando focos urbanos de alta conflictividad relacionados con desigualdad, densidad poblacional y baja presencia estatal, las muertes violentas presentaron una distribución más dinámica: inicialmente focalizadas en el sur, se desplazaron hacia el norte, mostrando un agravamiento del fenómeno delictivo y una expansión territorial de la violencia letal.

El modelo MCO, robusto a heterocedasticidad, refuerza esta lectura general al mostrar una relación positiva entre la presencia de instituciones y los delitos de robo a personas, lo que sugiere que estos espacios —al concentrar flujos de personas— pueden ser más vulnerables a este tipo de delito. En hurtos, esta relación fue menos consistente, lo que indicaría que estos responden a dinámicas más locales. En cuanto al precio del suelo, se observa una asociación positiva con los delitos de robo a personas y hurtos, y una relación inversa en el caso de las muertes violentas. Esta diferenciación inicial se profundiza con el uso de modelos espaciales.

La comparación entre los modelos SAR, SEM y SDM permite identificar patrones comunes y contrastes relevantes. Tanto en SAR como en SEM, la presencia de

instituciones y el precio del suelo son variables significativas y positivas en robos y hurtos, mientras que las zonas residenciales actúan como factores protectores. El SAR se distingue por su alta autocorrelación espacial, reflejando una fuerte concentración territorial del delito, mientras que el SEM pone en evidencia patrones no observados en los errores, lo que indica la existencia de dinámicas estructurales no explícitas en los datos. En el caso del robo a personas, la densidad de viviendas se relaciona positivamente con la incidencia delictiva en ambos modelos, pero no así en los hurtos, donde esta variable carece de significancia. En muertes violentas, ambos modelos coinciden en el efecto negativo del precio del suelo. En cuanto a la institucionalidad, ambos modelos solo muestran un efecto positivo en 2024, mientras que en los demás años no se observa una relación significativa.

El modelo SDM (Durbin) revela importantes efectos espaciales indirectos. En robos a personas, se observa un aumento del delito en zonas vecinas a áreas de alto precio, aunque el precio local no resulte significativo; las zonas residenciales funcionan como barreras de protección en su propia área, pero su proximidad puede aumentar el riesgo en sectores aledaños. Las instituciones, por su parte, mantienen una influencia positiva constante. En hurtos, el precio del suelo es positivo y significativo entre 2020 y 2022, lo que indica una mayor concentración del delito en zonas de alto valor económico durante esos años, aunque la relación pierde fuerza en los años siguientes; además, el precio del suelo en zonas vecinas también contribuye a su incremento. Instituciones y edificios elevan el riesgo local y lo reducen en las zonas colindantes, mientras que los parques cercanos ayudan a disminuir los hurtos. En cuanto a las muertes violentas, si bien la autocorrelación espacial es baja, se observa que la cercanía a zonas residenciales incrementa levemente el riesgo, mientras que, de forma local, estas zonas brindan protección. Además, el precio del suelo en zonas vecinas tuvo un efecto protector en 2024.

A partir de los modelos Durbin se presentan los impactos estimados para robo a personas, hurtos y muertes violentas, diferenciando entre efectos directos, spillover y totales. En robo a personas, Instituciones muestra efectos directos elevados de manera constante, lo que indica que estos espacios concentran el delito; también generan impactos indirectos relevantes, influyendo en áreas vecinas, aunque en menor medida que el precio del suelo. En hurtos, Instituciones presenta efectos directos bajos y positivos, pero efectos indirectos negativos durante todo el periodo, lo que sugiere una concentración local del

delito sin propagación a zonas colindantes. Por su parte, el precio del suelo muestra impactos directos positivos en todos los años, y efectos indirectos aún más marcados, lo que refuerza su rol como factor de atracción del delito y su propagación hacia zonas con características similares. En muertes violentas, Instituciones mantiene efectos directos positivos en todo el periodo y efectos indirectos menores, también positivos, lo que sugiere que estos espacios pueden ser focos de violencia letal, sin necesariamente amplificar el riesgo en zonas cercanas. En cuanto al precio del suelo, sus impactos indirectos son más relevantes que los directos: con impactos indirectos positivos en robos y hurtos —lo que evidencia una expansión del delito hacia zonas económicamente activas— y efectos indirectos negativos en muertes violentas, reflejando un posible efecto disuasorio en las zonas vecinas. Los parques generan efectos disuasorios indirectos, mientras que la detención de traficantes en 2020 se vincula con un aumento del delito tanto a nivel local como en zonas cercanas, lo que refleja dinámicas criminales con impacto territorial.

A pesar de sus enfoques distintos, los modelos espaciales comparten coincidencias clave: la institucionalidad y el precio del suelo local aparecen como factores de riesgo en robos y hurtos, mientras que las zonas residenciales actúan como elementos protectores. Las diferencias entre modelos radican en su capacidad para capturar relaciones ocultas (SEM), concentraciones territoriales (SAR) o efectos de vecindad (SDM). En el caso de las muertes violentas, el patrón es más errático, disperso y menos determinado por las variables analizadas, lo que refleja un fenómeno más complejo.

A partir de los hallazgos obtenidos, es posible responder afirmativamente —aunque con matices— a la pregunta de investigación: *¿Puede el Estado, a través de su presencia institucional en el territorio, influir en la reducción de la criminalidad?* La evidencia empírica sugiere que la institucionalidad, representada por la presencia de UPC, hospitales y centros educativos, tiene un papel determinante en la configuración espacial del delito. No obstante, su efecto no es exclusivamente disuasorio: en el caso de los robos a personas y hurtos, estos espacios tienden a atraer el delito, mientras que las muertes violentas tienen un impacto ambiguo. Esto indica que la sola presencia institucional no basta para reducir el crimen, siendo necesario considerar factores como la calidad del servicio, la coordinación interinstitucional y la cohesión comunitaria. Por otro lado, el precio del suelo, indicador indirecto de la presencia y calidad de la infraestructura pública

y los servicios estatales en una zona, mostró una relación clara con patrones espaciales delictivos: zonas de mayor valorización concentran robos y hurtos, mientras que presentan menores niveles de violencia letal. En conjunto, estos resultados refuerzan la importancia de repensar la presencia estatal como parte de una estrategia integral de seguridad urbana.

Se sugiere que investigaciones futuras exploren no solo la presencia, sino también el desempeño y la percepción de las instituciones públicas en relación con el crimen. Incorporar dimensiones cualitativas como la confianza ciudadana, la capacidad operativa y el nivel de articulación institucional permitiría comprender con mayor profundidad cómo la acción estatal incide en la construcción de entornos urbanos más seguros.

Finalmente, los resultados de la investigación subrayan la importancia de incorporar un enfoque espacial para comprender la criminalidad urbana. Las dinámicas delictivas no son aleatorias ni homogéneas, sino profundamente vinculadas a las características del entorno urbano y su configuración territorial. Diseñar políticas públicas eficaces exige considerar no solo los factores locales, sino también sus impactos en áreas vecinas, para construir estrategias más focalizadas, preventivas y adaptadas a la realidad geográfica del crimen en Guayaquil.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Alcaldía de Guayaquil. (2019). *Catastro urbano de guayaquil en AutoCAD | CAD (5.4 MB)*.
Bibliocad. https://www.bibliocad.com/es/biblioteca/catastro-urbano-de-guayaquil_107217/

Alcaldía de Guayaquil. (2024). *Geoportal del GAD Municipal de Guayaquil*.
<https://geoportal-guayaquil.opendata.arcgis.com/datasets/8220748efd914a4688fe2b8874ccebc2/>
about

Anselin, L. (1988). *Spatial Econometrics: Methods and Models* | SpringerLink.
<https://link.springer.com/book/10.1007/978-94-015-7799-1>

Anselin, L., Gallo, J. L., & Jayet, H. (2008). Spatial Panel Econometrics. En L. Mátyás & P. Sevestre (Eds.), *The Econometrics of Panel Data: Fundamentals and Recent Developments in Theory and Practice* (pp. 625-660). Springer Berlin Heidelberg.
https://doi.org/10.1007/978-3-540-75892-1_19

Anser, M. K., Yousaf, Z., Nassani, A. A., Alotaibi, S. M., Kabbani, A., & Zaman, K. (2020). Dynamic linkages between poverty, inequality, crime, and social expenditures in a panel of 16 countries: Two-step GMM estimates. *Journal of Economic Structures*, 9(1), 43. <https://doi.org/10.1186/s40008-020-00220-6>

Baysoy, M. (2023). Regional Growth Model With Spatial Externalities. En *Considerations of Territorial Planning, Space, and Economic Activity in the Global Economy* (pp. 183-204). IGI Global Scientific Publishing. <https://doi.org/10.4018/978-1-6684-5976-8.ch011>

Bea, D. C. (2016). Transport Engineering and Reduction in Crime: The Medellín Case. *Transportation Research Procedia*, 18, 88-92.
<https://doi.org/10.1016/j.trpro.2016.12.012>

Becker, G. S. (1968). Crime and Punishment: An Economic Approach. *Journal of Political Economy*, 76(2), 169-217.

Blesse, S., & Diegmann, A. (2022). The place-based effects of police stations on crime: Evidence from station closures. *Journal of Public Economics*, 207, 104605.

<https://doi.org/10.1016/j.jpubeco.2022.104605>

Carrillo, P. E., Lopez-Luzuriaga, A., & Malik, A. S. (2018). Pollution or crime: The effect of driving restrictions on criminal activity. *Journal of Public Economics*, 164, 50-69.

<https://doi.org/10.1016/j.jpubeco.2018.05.007>

Chalfin, A., Hansen, B., Lerner, J., & Parker, L. (2022). Reducing Crime Through Environmental Design: Evidence from a Randomized Experiment of Street Lighting in New York City. *Journal of Quantitative Criminology*, 38(1), 127-157.

<https://doi.org/10.1007/s10940-020-09490-6>

Chen, Q., Sterner, G., Segel, J., & Feng, Z. (2022). Trends in opioid-related crime incidents and comparison with opioid overdose outcomes in the United States. *International Journal of Drug Policy*, 101, 103555. <https://doi.org/10.1016/j.drugpo.2021.103555>

Cozens, P., & Love, T. (2015). A Review and Current Status of Crime Prevention through Environmental Design (CPTED). *Journal of Planning Literature*, 30(4), 393-412.

<https://doi.org/10.1177/0885412215595440>

Cracolici, M. F., & Uberti, T. E. (2009). Geographical distribution of crime in Italian provinces: A spatial econometric analysis. *Jahrbuch Für Regionalwissenschaft*, 29(1), 1-28. <https://doi.org/10.1007/s10037-008-0031-1>

Cueva, D., & Cabrera-Barona, P. (2024). Spatial, Temporal, and Explanatory Analyses of Urban Crime. *Social Indicators Research*, 174(2), 611-629.

<https://doi.org/10.1007/s11205-024-03408-6>

De Siano, R., Leone Scialbolazza, V., & Sapiro, A. (2020). Spatial Econometric Models: Theory. En R. De Siano, V. Leone Scialbolazza, & A. Sapiro (Eds.), *Regional Resilience to Climate and Environmental Shocks: A Spatial Econometric Perspective* (pp. 31-43). Springer International Publishing.

https://doi.org/10.1007/978-3-030-54588-8_3

DeAngelo, G. (2012). Making space for crime: A spatial analysis of criminal competition. *Regional Science and Urban Economics*, 42(1), 42-51.

<https://doi.org/10.1016/j.regsciurbeco.2011.04.008>

Dewey, M. (2017). La demanda de productos ilegales. Elementos para explicar los intercambios ilegales desde la perspectiva de la sociología económica. *Papeles de trabajo: La revista electrónica del IDAES*, 11(20), 39-58.

El Universo. (2023, julio 27). *Inseguridad pasa factura a comercios e industrias que acortan sus horarios para cuidar a sus empleados, pero proyectan pérdidas*. El Universo. <https://www.eluniverso.com/noticias/economia/inseguridad-pasa-factura-a-comercios-e-industrias-que-acortan-sus-horarios-para-cuidar-a-sus-empleados-pero-proyectan-perdidas-nota/>

Elhorst, J. P. (2010). Applied Spatial Econometrics: Raising the Bar. *Spatial Economic Analysis*, 5(1), 9-28. <https://doi.org/10.1080/17421770903541772>

Elhorst, J. P. (2014). *Spatial Econometrics: From Cross-Sectional Data to Spatial Panels*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-40340-8>

Escudero, I., Angulo, J. M., Mateu, J., & Choiruddin, A. (2025). Crime risk assessment through Cox and self-exciting spatio-temporal point processes. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 39(1), 181-203.

<https://doi.org/10.1007/s00477-024-02857-2>

Estévez, P. R. (2021). Determinants of extortion compliance: Empirical evidence from a victimization survey. *The British Journal of Criminology*, 61(5), 1187-1205.

<https://doi.org/10.1093/bjc/azab007>

Fratesi, U., Elhorst ,Paul, Abreu ,Maria, Amaral ,Pedro, Bond-Smith ,Steven, Corrado ,Luisa, Ditzen ,Jan, Felsenstein ,Daniel, Franklin ,Rachel S., Fuerst ,Franz, Monastiriotis ,Vassilis, Piras ,Gianfranco, Quatraro ,Francesco, Ravazzolo ,Francesco, Tranos ,Emmanouil, Tsiotas ,Dimitrios, & and Yu, J. (2024). The inextricable nature of space and economy. *Spatial Economic Analysis*, 19(2), 107-114. <https://doi.org/10.1080/17421772.2024.2352306>

Geary, R. C. (1954). The Contiguity Ratio and Statistical Mapping. *Journal of the Royal Statistical Society Series D: The Statistician*, 5(3), 115-141.

<https://doi.org/10.2307/2986645>

Getis, A. (2008). A History of the Concept of Spatial Autocorrelation: A Geographer's Perspective. *Geographical Analysis*, 40(3), 297-309.

<https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.2008.00727.x>

Guevara, C., Flores, M., Llumiquinga, M., & Tulcán, M. (2024). Patrones espaciales de la criminalidad en Ecuador: Analizando el impacto de los sistemas judiciales y elementos geográficos. *Investigaciones Regionales - Journal of Regional Research*.

<https://doi.org/10.38191/iirr-jorr.25.001>

Hao, Y., & Liu, Y.-M. (2016). Los factores influyentes en las concentraciones urbanas de PM 2,5 en China: Un análisis econométrico espacial. *Journal of Cleaner Production*, 112, 1443-1453. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2015.05.005>

InSight Crime. (2023, marzo 20). *Perfil de Ecuador*. InSight Crime.

<http://insightcrime.org/es/noticias-crimen-organizado-ecuador/ecuador/>

Instituto Nacional de Estadística y Censos. (2021). *Geoportal INEC*.

https://www.ecuadorencifras.gob.ec/documentos/web-inec/Geografia_Estadistica/Micrositio_geoportal/index.html

Instituto Nacional de Estadística y Censos. (2025). *Índice de Precios al Consumidor*.

<https://www.ecuadorencifras.gob.ec/indice-de-precios-al-consumidor/>

Isnain, S., Bin Abdullah, A. F., Shariff, A. R., Ishak, I., Syed Ismail, S. N., & Appanan, M. R.

(2025). Moran's I and Geary's C: investigation of the effects of spatial weight matrices for assessing the distribution of infectious diseases. *Geospatial Health*, 20(1). <https://doi.org/10.4081/gh.2025.1277>

Iuga, I. C., & Socol, A. (2024). Government Artificial Intelligence readiness and brain drain: Influencing factors and spatial effects in the European Union member states.

Journal of Business Economics and Management, 25(2), Article 2.

<https://doi.org/10.3846/jbem.2024.21136>

Jara, G., Salinas, P., & Orellana, M. (2022). Ghost companies and their relationship with money laundering, a corruption problem that attacks the Ecuadorian tax system.

Journal of Microfinance Planning and Control, 22-32.

<https://doi.org/10.35429/JMPC.2022.22.8.22.32>

Jiang, H., & Zheng, C. (2023). Will the Structure of Food Imports Improve China's Water-Intensive Food Cultivation Structure? A Spatial Econometric Analysis. *Water*, 15(15), Article 15. <https://doi.org/10.3390/w15152800>

LeSage, J., & Pace, R. K. (2009). *Introduction to Spatial Econometrics*. CRC Press.

Levitt, S. D., & Dubner, S. J. (2005). *Freakonomics: A Rogue Economist Explores the Hidden Side of Everything*. HarperCollins.

Liao, W.-C., & Wang, X. (2010). *Hedonic House Prices and Spatial Quantile Regression* (SSRN Scholarly Paper 1954507). <https://doi.org/10.2139/ssrn.1954507>

Loja, P. S., Heras, W. M., & Mendoza, C. A. (2024). Amenities and crime: What is the association of amenities with crime in urban areas of Cuenca, Ecuador? *Regional Science Policy and Practice*, 16(8). Scopus.

<https://doi.org/10.1016/j.rspp.2024.100062>

Lucero, M. M., & Sánchez, J. A. (2023). Implicancias penales del lavado de activos en Ecuador. *MQRInvestigar*, 7(1), Article 1.

<https://doi.org/10.56048/MQR20225.7.1.2023.1382-1406>

Moreno, P., Zambrano, J. A., Zambrano, G. R., & Piloso, J. C. (2019). Neutrosophic model for the analysis of criminal behaviour in Quevedo, Ecuador, from a spatial econometric analysis. *Neutrosophic Sets and Systems*, 26(1).

https://digitalrepository.unm.edu/nss_journal/vol26/iss1/8

Moscoso, B. (2022). *The Aftermath of Crime: Indirect Exposure to Homicides, Maternal Stress, and Newborns' Health* (SSRN Scholarly Paper 4160203). Social Science Research Network. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4160203>

Mulamba, K. C. (2021). A Spatial Analysis of Property Crime Rates in South Africa. *South African Journal of Economics*, 89(3), 329-347. Scopus.

<https://doi.org/10.1111/saje.12279>

Observatorio Ecuatoriano del Crimen Organizado. (2025a, junio 17). *Boletines – OECO*. <https://oeco.padf.org/boletines-de-homicidios/>

Observatorio Ecuatoriano del Crimen Organizado. (2025b, agosto 5). *Boletines – OECO*. <https://oeco.padf.org/boletines-de-homicidios/>

PADF, & OECO. (2024, mayo 7). Radiografía de la Extorsión: Tipologías y resultado de la Encuesta Nacional de Victimización de Casos de Extorsión Empresarial. *Observatorio Ecuatoriano de Crimen Organizado*.

<https://oeco.padf.org/radiografia-de-la-extorsion-tipologias-y-resultado-de-la-encuesta-nacional-de-victimizacion-de-casos-de-extorsion-empresarial/>

Park, M., Park, S., Lee, Y., & Lee, J. (2025). Exploring the association between emergency hospital services and homicide incidents in Pennsylvania. *SSM - Population Health*, 29, 101744. <https://doi.org/10.1016/j.ssmph.2024.101744>

Pérez, J. A. (2006). Econometría espacial y ciencia regional. *Investigación económica*, 65(258), 129-160.

Polga, J. (2023). The Evolution of Crime Policy and Attitudes Toward Mano Dura in Ecuador. En *Mano Dura Policies in Latin America* (pp. 91-114). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781003398417-7>

Ramírez, E. (2019). *Impacto de la iluminación y construcción de canchas sintéticas en parques de la ciudad de Bogotá sobre la criminalidad en zonas aledañas (2016-2019)*. <https://repositorio.uniandes.edu.co/entities/publication/84ae57b8-0a2c-41b4-baa1-f80dfe160b43>

Reisig, M. D. (2010). Community and Problem-Oriented Policing. *Crime and Justice*, 39, 1-53. <https://doi.org/10.1086/652384>

Shepley, M., Sachs, N., Sadatsafavi, H., Fournier, C., & Peditto, K. (2019). The Impact of Green Space on Violent Crime in Urban Environments: An Evidence Synthesis. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 16(24). <https://doi.org/10.3390/ijerph16245119>

Sosa, J., Briz-Redón, Á., Flores, M., Abril, M., & Mateu, J. (2023). A spatio-temporal multinomial model of firearm death in Ecuador. *Spatial Statistics*, 54, 100738. <https://doi.org/10.1016/j.spasta.2023.100738>

Tobler, W. R. (1970). A Computer Movie Simulating Urban Growth in the Detroit Region. *Economic Geography*, 46(sup1), 234-240. <https://doi.org/10.2307/143141>

Torres, V. H., Polanco-Gaytán, M., & Venegas-Martínez, F. (2015). Criminal activity and private investment in Mexico: A spatial perspective, 1997-2010. *Papeles de Poblacion*, 21(83), 203-251. Scopus.

Turkewitz, J. (2023, julio 12). Ecuador era un país pacífico. Ahora es un violento centro del negocio de la droga. *The New York Times*.

<https://www.nytimes.com/es/2023/07/12/espanol/narcotrafico-violencia-ecuador.html>

Venter, Z. S., Shackleton, C., Faull, A., Lancaster, L., Breetzke, G., & Edelstein, I. (2022). Is green space associated with reduced crime? A national-scale study from the Global South. *Science of The Total Environment*, 825, 154005.

<https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.154005>

Walter, R. J., Acolin, A., & Tillyer, M. S. (2024). Association between property investments and crime on commercial and residential streets: Implications for maximizing public safety benefits. *SSM - Population Health*, 25, 101537.

<https://doi.org/10.1016/j.ssmph.2023.101537>

Yu, P., Yung, E. H. K., Chan, E. H. W., Zhang, S., Wang, S., & Chen, Y. (2023). The Spatial Effect of Accessibility to Public Service Facilities on Housing Prices: Highlighting the Housing Equity. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 12(6).

<https://doi.org/10.3390/ijgi12060228>

ANEXOS

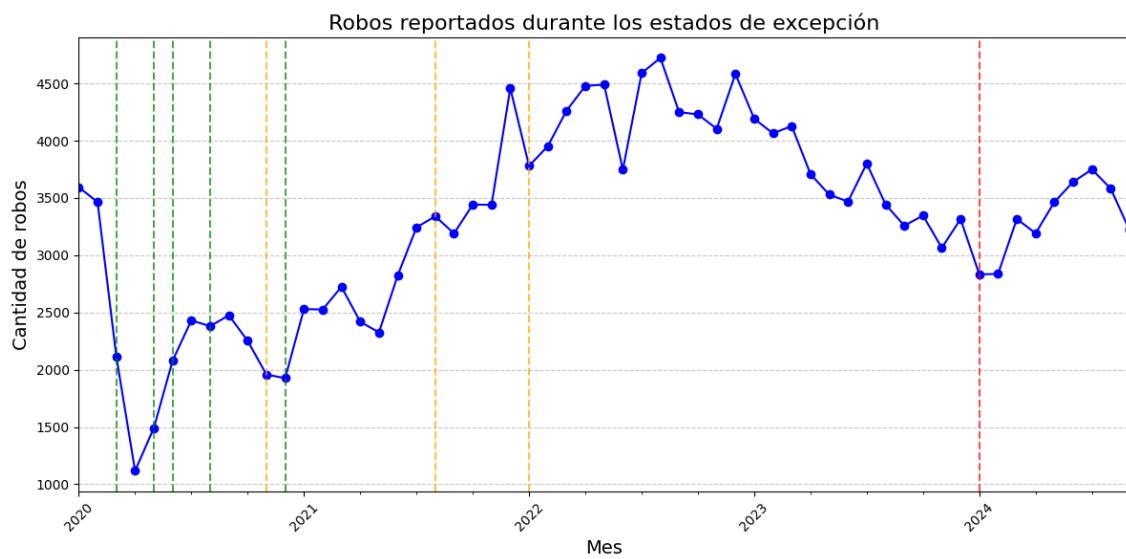


Ilustración 19. Robos a personas reportados al ECU-911 en Ecuador durante los estados de excepción (enero 2020 – septiembre 2024)

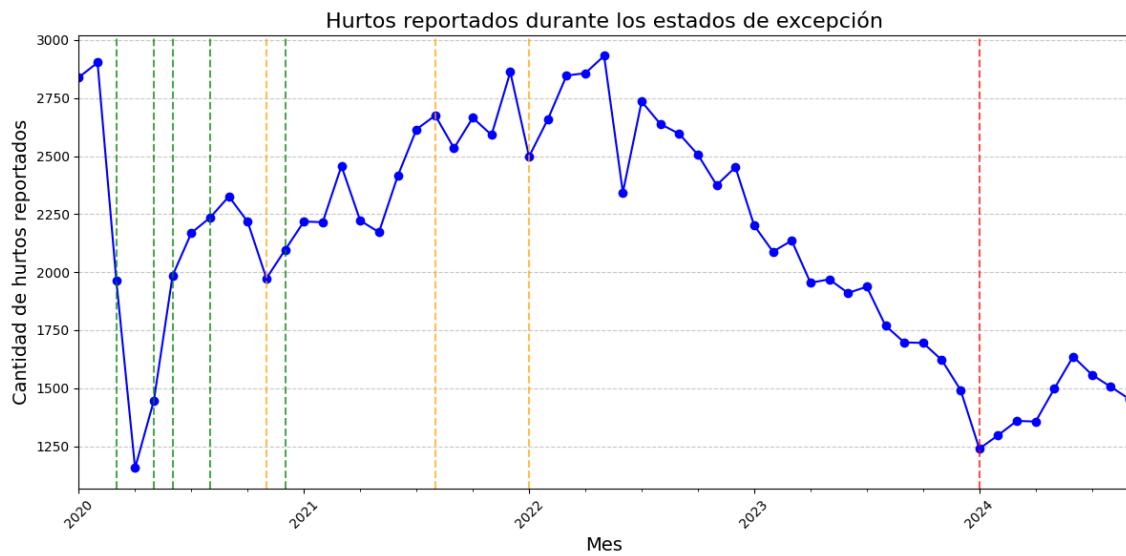


Ilustración 20. Hurtos reportados al ECU-911 en Ecuador durante los estados de excepción (enero 2020 – septiembre 2024)

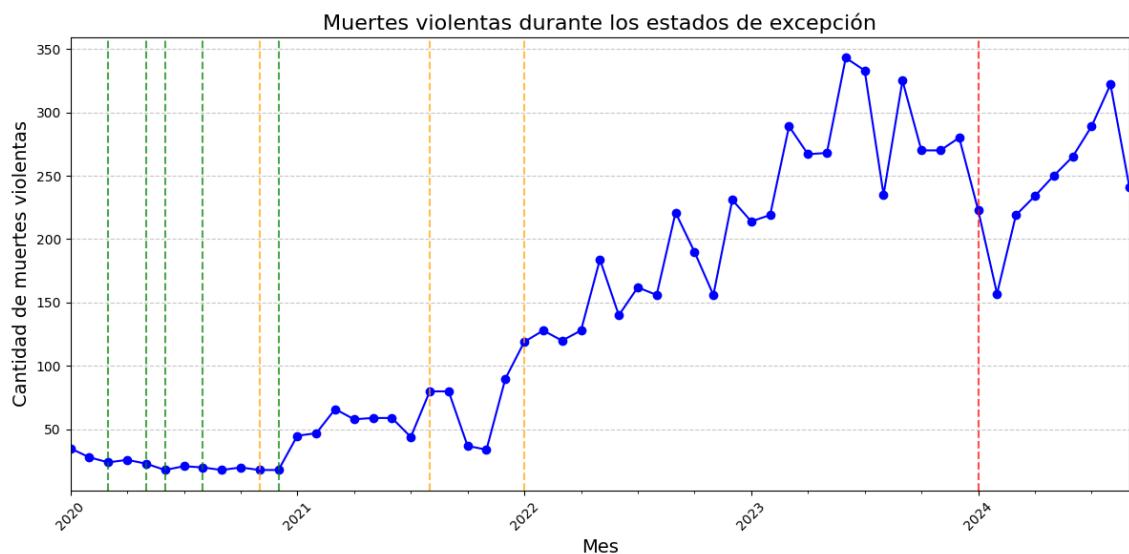


Ilustración 21. Muertes violentas reportadas al ECU-911 en Ecuador durante los estados de excepción (enero 2020 – septiembre 2024)

Tabla 19. Test de concentración

Variable \ Modelo	Simetría	Curtosis	Normalidad (Shapiro-Wilk)	Moran	Geary	Lisa
Robos 2020	1.8395	7.0746	0	0.3837***	0.7230***	0.3837
Robos 2021	1.7229	4.4996	0	0.4011***	0.6950***	0.4011
Robos 2022	2.2211	7.1013	0	0.4610***	0.6097***	0.461
Robos 2023	2.748	10.4215	0	0.5179***	0.6013***	0.5179
Robos 2024	3.1173	15.3074	0	0.5076***	0.6353***	0.5076
Hurtos 2020	6.2887	58.0756	0	0.5082***	0.6449***	0.5082
Hurtos 2021	8.7866	110.7451	0	0.4060***	0.8190*	0.406
Hurtos 2022	7.6617	79.5161	0	0.4443***	0.7720***	0.4443
Hurtos 2023	6.8674	65.7224	0	0.4772***	0.7241***	0.4772
Hurtos 2024	6.4409	63.1467	0	0.4414***	0.7633***	0.4414
Muertes						
Violentas 2020	4.0372	20.0265	0	0.0932***	0.9327	0.0932
Muertes						
Violentas 2021	15.5308	306.0403	0	0.0593***	0.9868	0.0593
Muertes						
Violentas 2022	15.6328	303.3817	0	0.0810***	0.9824	0.081
Muertes						
Violentas 2023	15.877	291.5227	0	0.0373*	1.0418	0.0373
Muertes						
Violentas 2024	12.2922	181.734	0	0.0704***	1.0489	0.0704
Precio 2020	3.2614	16.3047	0	0.6875***	0.3156***	0.6875
Precio 2021	3.2614	16.3048	0	0.6875***	0.3156***	0.6875
Precio 2022	3.2614	16.3048	0	0.6875***	0.3156***	0.6875
Precio 2023	3.2614	16.3047	0	0.6875***	0.3156***	0.6875
Precio 2024	3.2614	16.3048	0	0.6875***	0.3156***	0.6875
Instituciones						
2020-2023	1.8241	6.4739	0	0.2855***	0.7305***	0.2855

Instituciones						
2024	1.5355	4.2221	0	0.2501***	0.7717***	0.2501
Parques/jardines	2.9212	10.2589	0	0.5997***	0.4053***	0.5997
Residencial	-1.8862	1.56	0	0.3820***	0.7090***	0.382
Detención						
traficante	4.4692	31.0248	0	0.1559***	0.9726	0.1559
Edificios	0.0453	0.7365	0.0018	0.3048***	0.7127***	0.3048
Viviendas	-0.3163	1.655	0	0.1550***	0.8313***	0.155

p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001

Modelo de Rezago Espacial (SAR) – Matriz W de contigüidad tipo Distancia Inversa

Tabla 20. Resultados del Modelo de Rezago Espacial (SAR) para robo a personas – Matriz de Contigüidad por Distancia Inversa (2020–2024)

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Intercepto	0.0670 *** (0.0145)	-0.0472 * (0.0219)	-0.0634 ** (0.0208)	0.0663 *** (0.0136)	0.0506 *** (0.0105)
Precio	0.0532 (0.0398)	0.0961 * (0.0470)	0.1358 ** (0.0458)	0.1860 *** (0.0446)	0.1654 *** (0.0333)
Parques/jardines	-0.0056 (0.0277)	0.0277 (0.0305)	0.0194 (0.0295)	0.0461 (0.0286)	0.0216 (0.0216)
Instituciones	0.1938 *** (0.0350)	0.1716 *** (0.0393)	0.2256 *** (0.0380)	0.2122 *** (0.0365)	0.1712 *** (0.0239)
Residencial	-0.0517 *** (0.0111)	-0.0655 *** (0.0122)	-0.0538 *** (0.0117)	-0.0680 *** (0.0116)	-0.0583 *** (0.0089)
Detención traficante	0.0514 (0.0389)				
Edificios		0.0504 (0.0555)	0.0933 (0.0535)		
Viviendas		0.1958 *** (0.0486)	0.1397 ** (0.0467)		
Autocorrelación Espacial (Rho)	0.6167 *** (0.0530)	0.6273 *** (0.0511)	0.6489 *** (0.0482)	0.5851 *** (0.0503)	0.5380 *** (0.0522)
Num. obs.	658	658	658	658	658
Parameters	8	9	9	7	7
Log Likelihood	610.0866	543.4384	565.7589	583.3479	768.8067
AIC (Linear model)	-1109.3662	-980.2475	-1007.9197	-1071.5521	-1456.3120
AIC (Spatial model)	-1204.1732	-1068.8767	-1113.5179	-1152.6958	-1523.6133
LR test: statistic	96.8070	90.6292	107.5982	83.1437	69.3013
LR test: p-value	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

Tabla 21. Resultados del Modelo de Rezago Espacial (SAR) para hurtos – Matriz de Contigüidad por Distancia Inversa (2020–2024)

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Intercepto	0.0148 *	0.0114	0.0144	0.0292 ***	0.0320 ***
	(0.0073)	(0.0099)	(0.0113)	(0.0075)	(0.0075)
Precio	0.1464 ***	0.1156 ***	0.1415 ***	0.1232 ***	0.1329 ***
	(0.0241)	(0.0225)	(0.0259)	(0.0261)	(0.0250)
Parques/jardines	-0.0080	-0.0149	-0.0193	-0.0092	-0.0057
	(0.0157)	(0.0143)	(0.0163)	(0.0170)	(0.0165)
Instituciones	0.0398 *	0.0326	0.0414 *	0.0577 **	0.0177
	(0.0198)	(0.0183)	(0.0209)	(0.0216)	(0.0180)
Residencial	-0.0277 ***	-0.0262 ***	-0.0325 ***	-0.0372 ***	-0.0366 ***
	(0.0064)	(0.0057)	(0.0065)	(0.0069)	(0.0067)
Detención traficante	0.1580 ***				
	(0.0221)				
Edificios		0.0397	0.0502		
		(0.0252)	(0.0288)		
Viviendas		-0.0120	-0.0187		
		(0.0217)	(0.0249)		
Autocorrelación Espacial (Rho)	0.6306 ***	0.6322 ***	0.6553 ***	0.6414 ***	0.6472 ***
	(0.0473)	(0.0527)	(0.0494)	(0.0485)	(0.0487)
Num. obs.	658	658	658	658	658
Parameters	8	9	9	7	7
Log Likelihood	982.7349	1043.9886	954.6023	922.6747	941.7134
AIC (Linear model)	-1852.6739	-1998.3847	-1811.9031	-1743.3813	-1789.0817
AIC (Spatial model)	-1949.4698	-2069.9772	-1891.2045	-1831.3493	-1869.4269
LR test: statistic	98.7959	73.5926	81.3014	89.9680	82.3452
LR test: p-value	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

Tabla 22. Resultados del Modelo de Rezago Espacial (SAR) para muertes violentas – Matriz de Contigüidad por Distancia Inversa (2020–2024)

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Intercepto	0.0134	0.0074	0.0054	0.0195 **	0.0229 **
	(0.0144)	(0.0094)	(0.0094)	(0.0063)	(0.0079)
Precio	-0.1035 *	-0.0336	-0.0249	-0.0420 *	-0.0603 **
	(0.0427)	(0.0201)	(0.0202)	(0.0193)	(0.0230)
Parques/jardines	0.0390	0.0017	-0.0089	-0.0019	0.0105
	(0.0312)	(0.0135)	(0.0136)	(0.0140)	(0.0172)
Instituciones	0.0781 *	0.0226	0.0206	0.0303	0.0601 **
	(0.0388)	(0.0173)	(0.0174)	(0.0175)	(0.0187)
Residencial	0.0045	-0.0097	-0.0090	-0.0083	-0.0122
	(0.0124)	(0.0053)	(0.0053)	(0.0055)	(0.0068)

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Detención traficante	0.1033 * (0.0440)				
Edificios		-0.0092 (0.0236)	0.0207 (0.0237)		
Viviendas		0.0255 (0.0204)	0.0091 (0.0204)		
Autocorrelación Espacial (Rho)	0.1692 (0.1020)	0.2258 * (0.0981)	0.2257 * (0.0979)	0.1193 (0.1055)	0.2280 * (0.0972)
Num. obs.	658	658	658	658	658
Parameters	8	9	9	7	7
Log Likelihood	538.4353	1088.2184	1085.6903	1061.0402	926.1942
AIC (Linear model)	-1059.6989	-2156.1100	-2151.2947	-2108.9585	-1835.0839
AIC (Spatial model)	-1060.8706	-2158.4367	-2153.3805	-2108.0805	-1838.3884
LR test: statistic	3.1718	4.3267	4.0858	1.1219	5.3045
LR test: p-value	0.0749	0.0375	0.0432	0.2895	0.0213

Modelo Error Espacial (SEM) – Matriz W de contigüidad tipo Distancia Inversa

Tabla 23. Resultados del Modelo de Error Espacial (SEM) para robo a personas – Matriz de Contigüidad por Distancia Inversa (2020–2024)

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Intercepto	0.1594 *** (0.0169)	0.0542 * (0.0255)	0.0307 (0.0254)	0.1459 *** (0.0173)	0.1020 *** (0.0126)
Precio	0.1121 * (0.0496)	0.1983 *** (0.0554)	0.1884 *** (0.0543)	0.2659 *** (0.0519)	0.2237 *** (0.0385)
Instituciones	0.2097 *** (0.0364)	0.1921 *** (0.0400)	0.2558 *** (0.0389)	0.2488 *** (0.0379)	0.1897 *** (0.0252)
Parques/jardines	0.0033 (0.0342)	0.0353 (0.0379)	0.0428 (0.0371)	0.0617 (0.0356)	0.0307 (0.0269)
Residencial	-0.0665 *** (0.0121)	-0.0874 *** (0.0131)	-0.0714 *** (0.0128)	-0.0860 *** (0.0125)	-0.0701 *** (0.0094)
Detención traficante	0.0333 (0.0400)				
Edificios		-0.0333 (0.0722)	0.0154 (0.0709)		
Viviendas			0.2810 *** (0.0607)	0.2156 *** (0.0596)	
Autocorrelación Espacial (Lambda)	0.6890 *** (0.0524)	0.7124 *** (0.0493)	0.7355 *** (0.0463)	0.6958 *** (0.0515)	0.6587 *** (0.0561)
Num. obs.	658	658	658	658	658
Parameters	8	9	9	7	7

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Log Likelihood	608.1292	549.8574	566.9116	580.3066	762.0358
AIC (Linear model)	-1109.3662	-980.2475	-1007.9197	-1071.5521	-1456.3120
AIC (Spatial model)	-1200.2583	-1081.7149	-1115.8232	-1146.6133	-1510.0716
LR test: statistic	92.8921	103.4673	109.9036	77.0612	55.7596
LR test: p-value	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

Tabla 24. Resultados del Modelo de Error Espacial (SEM) para hurtos – Matriz de Contigüidad por Distancia Inversa (2020–2024)

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Intercepto	0.0425 *** (0.0102)	0.0270 * (0.0118)	0.0325 * (0.0138)	0.0493 *** (0.0109)	0.0574 *** (0.0108)
Precio	0.1919 *** (0.0289)	0.1430 *** (0.0263)	0.1806 *** (0.0303)	0.1596 *** (0.0316)	0.1633 *** (0.0305)
Instituciones	0.0670 ** (0.0210)	0.0482 * (0.0192)	0.0635 ** (0.0219)	0.0849 *** (0.0229)	0.0334 (0.0195)
Parques/jardines	-0.0027 (0.0198)	-0.0080 (0.0180)	-0.0121 (0.0207)	-0.0009 (0.0216)	-0.0039 (0.0210)
Residencial	-0.0313 *** (0.0070)	-0.0278 *** (0.0062)	-0.0351 *** (0.0072)	-0.0380 *** (0.0075)	-0.0403 *** (0.0073)
Detención traficante	0.1444 *** (0.0231)				
Edificios		0.0238 (0.0340)	0.0177 (0.0393)		
Viviendas		0.0026 (0.0287)	0.0093 (0.0331)		
Autocorrelación Espacial (Lambda)	0.7168 *** (0.0488)	0.6758 *** (0.0540)	0.6988 *** (0.0511)	0.7216 *** (0.0481)	0.7280 *** (0.0473)
Num. obs.	658	658	658	658	658
Parameters	8	9	9	7	7
Log Likelihood	969.5284	1035.5171	946.4577	911.6268	929.8274
AIC (Linear model)	-1852.6739	-1998.3847	-1811.9031	-1743.3813	-1789.0817
AIC (Spatial model)	-1923.0567	-2053.0343	-1874.9153	-1809.2537	-1845.6548
LR test: statistic	72.3828	56.6496	65.0122	67.8723	58.5731
LR test: p-value	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

Tabla 25. Resultados del Modelo de Error Espacial (SEM) para muertes violentas – Matriz de Contigüidad por Distancia Inversa (2020–2024)

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Intercepto	0.0190 (0.0145)	0.0112 (0.0097)	0.0095 (0.0097)	0.0215 *** (0.0062)	0.0288 *** (0.0079)
Precio	-0.1060 * (0.0451)	-0.0303 (0.0216)	-0.0214 (0.0217)	-0.0410 * (0.0201)	-0.0544 * (0.0253)
Instituciones	0.0759 (0.0396)	0.0246 (0.0176)	0.0215 (0.0177)	0.0312 (0.0178)	0.0605 ** (0.0192)
Parques/jardines	0.0429 (0.0329)	0.0003 (0.0147)	-0.0102 (0.0148)	-0.0023 (0.0146)	0.0111 (0.0187)
Residencial	0.0048 (0.0127)	-0.0106 (0.0055)	-0.0100 (0.0055)	-0.0089 (0.0056)	-0.0141 * (0.0070)
Detención traficante	0.1013 * (0.0445)				
Edificios		-0.0089 (0.0260)	0.0239 (0.0261)		
Viviendas		0.0244 (0.0223)	0.0067 (0.0224)		
Autocorrelación Espacial (Lambda)	0.1551 (0.1040)	0.2305 * (0.0986)	0.2340 * (0.0983)	0.1218 (0.1062)	0.2352 * (0.0982)
Num. obs.	658	658	658	658	658
Parameters	8	9	9	7	7
Log Likelihood	538.0146	1088.1175	1085.6338	1060.9999	925.8935
AIC (Linear model)	-1059.6989	-2156.1100	-2151.2947	-2108.9585	-1835.0839
AIC (Spatial model)	-1060.0291	-2158.2350	-2153.2676	-2107.9997	-1837.7871
LR test: statistic	2.3303	4.1250	3.9729	1.0412	4.7032
LR test: p-value	0.1269	0.0423	0.0462	0.3075	0.0301

Modelo Durbin Espacial (SDM) – Matriz W de contigüidad tipo Distancia Inversa

Tabla 26. Resultados del Modelo de Durbin Espacial (SDM) para robo a personas – Matriz de Contigüidad por Distancia Inversa (2020–2024)

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Intercepto	-0.0065 (0.0355)	-0.0057 (0.0575)	-0.0166 (0.0555)	0.0076 (0.0354)	0.0216 (0.0289)
Precio	0.0723 (0.0545)	0.1778 ** (0.0597)	0.1224 * (0.0577)	0.1793 ** (0.0564)	0.1505 *** (0.0427)
Instituciones	0.2067 *** (0.0367)	0.1908 *** (0.0404)	0.2529 *** (0.0390)	0.2442 *** (0.0379)	0.1850 *** (0.0253)
Parques/jardines	0.0213 (0.0361)	0.0397 (0.0400)	0.0538 (0.0386)	0.0630 (0.0374)	0.0307 (0.0285)
Residencial	-0.0622 *** (0.0123)	-0.0858 *** (0.0134)	-0.0665 *** (0.0130)	-0.0805 *** (0.0126)	-0.0633 *** (0.0096)
Detención traficante	0.0335 (0.0400)				
Edificios		0.0192 (0.0790)	0.0942 (0.0763)		
Viviendas		0.2362 *** (0.0660)	0.1490 * (0.0637)		
Lag. Precio	0.1375 (0.1143)	-0.0217 (0.1287)	0.2904 * (0.1298)	0.2413 (0.1257)	0.1145 (0.0885)
Lag. Instituciones	-0.0481 (0.1037)	-0.1066 (0.1277)	-0.2897 * (0.1228)	-0.2184 * (0.1020)	-0.0840 (0.0670)
Lag. Parques/jardines	-0.1186 (0.0772)	-0.1038 (0.0833)	-0.2310 ** (0.0816)	-0.1462 (0.0778)	-0.0687 (0.0587)
Lag. Residencial	0.0793 * (0.0347)	0.1112 ** (0.0387)	0.1138 ** (0.0374)	0.0872 * (0.0359)	0.0414 (0.0282)
Lag. Detención traficante	0.2122 (0.1465)				
Lag. Edificios		-0.1635 (0.1401)	-0.2214 (0.1348)		
Lag. Viviendas		-0.0967 (0.1173)	-0.0423 (0.1124)		
Autocorrelación Espacial (Rho)	0.6057 *** (0.0618)	0.6744 *** (0.0538)	0.6615 *** (0.0546)	0.6293 *** (0.0590)	0.5761 *** (0.0654)
Num. obs.	658	658	658	658	658
Parameters	13	15	15	11	11
Log Likelihood	614.0535	552.7054	576.4955	589.2044	771.1241
AIC (Linear model)	-1140.7017	-993.1382	-1041.4482	-1093.6887	-1478.4675
AIC (Spatial model)	-1202.1071	-1075.4107	-1122.9910	-1156.4088	-1520.2482
LR test: statistic	63.4053	84.2725	83.5429	64.7200	43.7807
LR test: p-value	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

Tabla 27. Resultados del Modelo de Durbin Espacial (SDM) para hurtos – Matriz de Contigüidad por Distancia Inversa (2020–2024)

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Intercepto	0.0495 *	0.0840 **	0.1006 **	0.0869 ***	0.0515 *
	(0.0204)	(0.0278)	(0.0318)	(0.0223)	(0.0225)
Precio	0.1432 ***	0.0951 ***	0.1292 ***	0.0988 **	0.1011 **
	(0.0306)	(0.0281)	(0.0321)	(0.0337)	(0.0328)
Instituciones	0.0578 **	0.0353	0.0494 *	0.0713 **	0.0284
	(0.0206)	(0.0190)	(0.0217)	(0.0226)	(0.0194)
Parques/jardines	0.0005	-0.0076	-0.0129	-0.0014	-0.0068
	(0.0203)	(0.0188)	(0.0215)	(0.0223)	(0.0218)
Residencial	-0.0247 ***	-0.0210 ***	-0.0279 ***	-0.0313 ***	-0.0347 ***
	(0.0069)	(0.0063)	(0.0072)	(0.0076)	(0.0074)
Detención traficante	0.1436 ***				
	(0.0225)				
Edificios		0.0860 *	0.0794		
		(0.0372)	(0.0425)		
Viviendas		-0.0444	-0.0365		
		(0.0310)	(0.0355)		
Lag. Precio	0.1003	0.0510	0.0319	0.0960	0.0949
	(0.0691)	(0.0632)	(0.0723)	(0.0740)	(0.0684)
Lag. Instituciones	-0.2364 ***	-0.2106 ***	-0.2645 ***	-0.2037 ***	-0.0972
	(0.0573)	(0.0606)	(0.0695)	(0.0608)	(0.0501)
Lag. Parques/jardines	-0.0081	-0.0383	-0.0300	-0.0274	-0.0132
	(0.0431)	(0.0395)	(0.0450)	(0.0465)	(0.0450)
Lag. Residencial	-0.0357	-0.0319	-0.0388	-0.0481 *	-0.0127
	(0.0202)	(0.0187)	(0.0215)	(0.0224)	(0.0219)
Lag. Detención traficante	0.2996 ***				
	(0.0887)				
Lag. Edificios		-0.1865 **	-0.1828 *		
		(0.0656)	(0.0748)		
Lag. Viviendas		0.0982	0.0917		
		(0.0540)	(0.0616)		
Autocorrelación Espacial (Rho)	0.5122 ***	0.5567 ***	0.6017 ***	0.5840 ***	0.6053 ***
	(0.0691)	(0.0657)	(0.0605)	(0.0628)	(0.0615)
Num. obs.	658	658	658	658	658
Parameters	13	15	15	11	11
Log Likelihood	995.6475	1053.3066	964.0802	930.6602	944.4787
AIC (Linear model)	-1933.7572	-2038.3273	-1851.0707	-1793.7750	-1825.9111
AIC (Spatial model)	-1965.2950	-2076.6131	-1898.1604	-1839.3205	-1866.9575
LR test: statistic	33.5378	40.2858	49.0897	47.5455	43.0464
LR test: p-value	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

Tabla 28. Resultados del Modelo de Durbin Espacial (SDM) para muertes violentas – Matriz de Contigüidad por Distancia Inversa (2020–2024)

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Intercepto	-0.0217 (0.0399)	-0.0119 (0.0258)	-0.0113 (0.0259)	0.0003 (0.0174)	-0.0171 (0.0226)
Precio	-0.0446 (0.0615)	0.0029 (0.0268)	0.0209 (0.0269)	0.0153 (0.0278)	0.0293 (0.0337)
Instituciones	0.0627 (0.0414)	0.0264 (0.0181)	0.0241 (0.0182)	0.0395 * (0.0186)	0.0593 ** (0.0199)
Parques/jardines	0.0899 * (0.0408)	0.0016 (0.0180)	0.0003 (0.0180)	0.0068 (0.0184)	0.0282 (0.0224)
Residencial	0.0024 (0.0139)	-0.0149 * (0.0060)	-0.0161 ** (0.0060)	-0.0166 ** (0.0062)	-0.0236 ** (0.0076)
Detención traficante	0.0822 (0.0452)				
Edificios		-0.0098 (0.0355)	0.0069 (0.0355)		
Viviendas		0.0201 (0.0296)	0.0166 (0.0297)		
Lag. Precio	-0.1313 (0.1284)	-0.0878 (0.0579)	-0.0776 (0.0578)	-0.0640 (0.0576)	-0.1211 (0.0656)
Lag. Instituciones	0.1350 (0.1152)	-0.0372 (0.0570)	-0.0052 (0.0572)	0.0081 (0.0499)	0.0930 (0.0531)
Lag. Parques/jardines	-0.0816 (0.0864)	0.0072 (0.0373)	-0.0280 (0.0375)	-0.0330 (0.0382)	-0.0554 (0.0463)
Lag. Residencial	0.0199 (0.0392)	0.0088 (0.0174)	0.0264 (0.0174)	0.0315 (0.0176)	0.0506 * (0.0220)
Lag. Detención traficante	0.2719 (0.1665)				
Lag. Edificios		-0.0528 (0.0626)	-0.0381 (0.0624)		
Lag. Viviendas		0.0875 (0.0525)	0.0397 (0.0518)		
Autocorrelación Espacial (Rho)	0.0911 (0.1072)	0.1425 (0.1045)	0.1510 (0.1038)	0.0583 (0.1095)	0.1151 (0.1053)
Num. obs.	658	658	658	658	658
Parameters	13	15	15	11	11
Log Likelihood	543.1747	1092.0375	1090.5108	1066.5833	935.3942
AIC (Linear model)	-1061.5665	-2154.5977	-2151.4006	-2112.9175	-1849.6341
AIC (Spatial model)	-1060.3495	-2154.0750	-2151.0215	-2111.1665	-1848.7884
LR test: statistic	0.7830	1.4772	1.6210	0.2490	1.1543
LR test: p-value	0.3762	0.2242	0.2030	0.6178	0.2826

Modelos espaciales con muertes violentas como dependiente y robo/hurto como independiente.

Tabla 29. Resultados del Modelo de Rezago Espacial (SAR) para muertes violentas – Matriz de Contigüidad tipo Reina, incluyendo variable normalizada de robo a personas y hurtos

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Intercepto	0.0043 (0.0150)	0.0086 (0.0094)	0.0057 (0.0094)	0.0198 ** (0.0066)	0.0264 ** (0.0082)
Precio	-0.1295 ** (0.0451)	-0.0365 (0.0209)	-0.0313 (0.0211)	-0.0440 * (0.0210)	-0.0600 * (0.0253)
Robo/Hurto	0.1075 (0.0613)	0.0030 (0.0284)	0.0201 (0.0233)	0.0029 (0.0218)	-0.0112 (0.0321)
Instituciones	0.0592 (0.0395)	0.0219 (0.0175)	0.0172 (0.0177)	0.0296 (0.0181)	0.0624 ** (0.0195)
Parques/jardines	0.0438 (0.0310)	0.0015 (0.0136)	-0.0086 (0.0136)	-0.0023 (0.0140)	0.0087 (0.0172)
Residencial	0.0091 (0.0127)	-0.0095 (0.0055)	-0.0076 (0.0055)	-0.0080 (0.0058)	-0.0133 (0.0072)
Detención traficante	0.0846 (0.0445)				
Edificios		-0.0124 (0.0237)	0.0209 (0.0236)		
Viviendas		0.0276 (0.0209)	0.0059 (0.0209)		
Autocorrelación Espacial (Rho)	0.1908 ** (0.0583)	0.1269 * (0.0605)	0.1722 ** (0.0591)	0.0776 (0.0619)	0.1297 * (0.0602)
Num. obs.	658	658	658	658	658
Parameters	9	10	10	8	8
Log Likelihood	543.7271	1088.3187	1088.4407	1061.3188	926.2249
AIC (Linear model)	-1060.7890	-2154.1127	-2150.1895	-2106.9732	-1833.2182
AIC (Spatial model)	-1069.4542	-2156.6374	-2156.8814	-2106.6377	-1836.4498
LR test: statistic	10.6652	4.5247	8.6918	1.6645	5.2316
LR test: p-value	0.0011	0.0334	0.0032	0.1970	0.0222

Tabla 30. Resultados del Modelo de Rezago Espacial (SAR) para muertes violentas – Matriz de Contigüidad por Distancia Inversa, incluyendo variable normalizada de robo a personas y hurtos

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Intercepto	0.0037 (0.0154)	0.0073 (0.0094)	0.0049 (0.0095)	0.0192 ** (0.0067)	0.0237 ** (0.0084)
Precio	-0.1318 ** (0.0456)	-0.0342 (0.0209)	-0.0307 (0.0213)	-0.0432 * (0.0211)	-0.0573 * (0.0253)
Robo/Hurto	0.1084 (0.0619)	0.0029 (0.0284)	0.0204 (0.0234)	0.0032 (0.0218)	-0.0089 (0.0321)
Parques/jardines	0.0445 (0.0312)	0.0018 (0.0136)	-0.0080 (0.0137)	-0.0019 (0.0140)	0.0104 (0.0172)
Instituciones	0.0619 (0.0398)	0.0223 (0.0175)	0.0172 (0.0178)	0.0297 (0.0181)	0.0617 ** (0.0195)
Residencial	0.0106 (0.0128)	-0.0095 (0.0055)	-0.0076 (0.0055)	-0.0080 (0.0058)	-0.0129 (0.0072)
Detención traficante	0.0869 (0.0449)				
Edificios		-0.0089 (0.0237)	0.0225 (0.0238)		
Viviendas		0.0250 (0.0209)	0.0050 (0.0210)		
Autocorrelación Espacial (Rho)	0.1683 (0.1015)	0.2260 * (0.0981)	0.2222 * (0.0981)	0.1197 (0.1055)	0.2270 * (0.0973)
Num. obs.	658	658	658	658	658
Parameters	9	10	10	8	8
Log Likelihood	539.9683	1088.2236	1086.0695	1061.0511	926.2326
AIC (Linear model)	-1060.7890	-2154.1127	-2150.1895	-2106.9732	-1833.2182
AIC (Spatial model)	-1061.9366	-2156.4471	-2152.1390	-2106.1022	-1836.4652
LR test: statistic	3.1476	4.3345	3.9495	1.1291	5.2470
LR test: p-value	0.0760	0.0373	0.0469	0.2880	0.0220

Tabla 31. Resultados del Modelo de Error Espacial (SEM) para muertes violentas – Matriz de Contigüidad por tipo Reina, incluyendo variable normalizada de robo a personas y hurtos

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Intercepto	0.0129 (0.0158)	0.0108 (0.0096)	0.0091 (0.0096)	0.0214 ** (0.0067)	0.0306 *** (0.0084)
Precio	-0.1324 ** (0.0482)	-0.0359 (0.0218)	-0.0284 (0.0223)	-0.0441 * (0.0216)	-0.0597 * (0.0265)
Robo/Hurto	0.1139 (0.0635)	0.0049 (0.0290)	0.0181 (0.0241)	0.0030 (0.0222)	-0.0112 (0.0328)
Instituciones	0.0529 (0.0406)	0.0220 (0.0178)	0.0177 (0.0181)	0.0299 (0.0183)	0.0626 ** (0.0198)
Parques/jardines	0.0508 (0.0341)	0.0005 (0.0145)	-0.0109 (0.0149)	-0.0027 (0.0146)	0.0088 (0.0184)
Residencial	0.0068 (0.0133)	-0.0101 (0.0057)	-0.0092 (0.0057)	-0.0086 (0.0059)	-0.0149 * (0.0074)
Detención traficante	0.0817 (0.0453)				
Edificios		-0.0122 (0.0253)	0.0248 (0.0259)		
Viviendas		0.0274 (0.0220)	0.0042 (0.0225)		
Autocorrelación Espacial (Lambda)	0.1887 ** (0.0590)	0.1285 * (0.0608)	0.1804 ** (0.0593)	0.0800 (0.0621)	0.1326 * (0.0607)
Num. obs.	658	658	658	658	658
Parameters	9	10	10	8	8
Log Likelihood	543.2583	1088.3126	1088.6835	1061.3449	926.1635
AIC (Linear model)	-1060.7890	-2154.1127	-2150.1895	-2106.9732	-1833.2182
AIC (Spatial model)	-1068.5166	-2156.6251	-2157.3669	-2106.6897	-1836.3269
LR test: statistic	9.7276	4.5125	9.1774	1.7165	5.1087
LR test: p-value	0.0018	0.0336	0.0025	0.1901	0.0238

Tabla 32. Resultados del Modelo de Error Espacial (SEM) para muertes violentas – Matriz de Contigüidad por Distancia Inversa, incluyendo variable normalizada de robo a personas y hurtos

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Intercepto	0.0090 (0.0155)	0.0110 (0.0097)	0.0088 (0.0097)	0.0212 ** (0.0067)	0.0296 *** (0.0085)
Precio	-0.1336 ** (0.0476)	-0.0313 (0.0223)	-0.0270 (0.0226)	-0.0420 (0.0218)	-0.0521 (0.0272)
Robo/Hurto	0.1113 (0.0632)	0.0053 (0.0293)	0.0205 (0.0243)	0.0029 (0.0222)	-0.0081 (0.0329)

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Instituciones	0.0597 (0.0405)	0.0241 (0.0179)	0.0180 (0.0181)	0.0305 (0.0184)	0.0619 ** (0.0200)
Parques/jardines	0.0472 (0.0329)	0.0004 (0.0147)	-0.0098 (0.0147)	-0.0023 (0.0146)	0.0111 (0.0187)
Residencial	0.0110 (0.0131)	-0.0103 (0.0057)	-0.0087 (0.0057)	-0.0086 (0.0059)	-0.0147 * (0.0074)
Detención traficante	0.0860 (0.0452)				
Edificios		-0.0085 (0.0260)	0.0252 (0.0261)		
Viviendas		0.0236 (0.0227)	0.0029 (0.0228)		
Autocorrelación Espacial (Lambda)	0.1538 (0.1041)	0.2316 * (0.0985)	0.2299 * (0.0986)	0.1221 (0.1062)	0.2335 * (0.0983)
Num. obs.	658	658	658	658	658
Parameters	9	10	10	8	8
Log Likelihood	539.5586	1088.1339	1085.9881	1061.0085	925.9239
AIC (Linear model)	-1060.7890	-2154.1127	-2150.1895	-2106.9732	-1833.2182
AIC (Spatial model)	-1061.1173	-2156.2678	-2151.9762	-2106.0170	-1835.8478
LR test: statistic	2.3283	4.1552	3.7866	1.0439	4.6296
LR test: p-value	0.1270	0.0415	0.0517	0.3069	0.0314

Tabla 33. Resultados del Modelo de Durbin Espacial (SDM) para muertes violentas – Matriz de Contigüidad tipo Reina, incluyendo variable normalizada de robo a personas y hurtos

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Intercepto	-0.0305 (0.0243)	0.0011 (0.0184)	0.0047 (0.0183)	0.0110 (0.0108)	0.0071 (0.0137)
Precio	-0.0181 (0.0664)	-0.0025 (0.0293)	0.0117 (0.0292)	0.0094 (0.0304)	0.0276 (0.0371)
Robo/Hurto	0.1318 (0.0673)	0.0145 (0.0305)	0.0216 (0.0262)	0.0187 (0.0242)	0.0142 (0.0347)
Instituciones	0.0421 (0.0415)	0.0203 (0.0183)	0.0179 (0.0184)	0.0305 (0.0190)	0.0558 ** (0.0202)
Parques/jardines	0.1168 ** (0.0452)	-0.0022 (0.0202)	-0.0054 (0.0202)	0.0048 (0.0208)	0.0222 (0.0253)
Residencial	-0.0058 (0.0142)	-0.0138 * (0.0063)	-0.0151 * (0.0062)	-0.0151 * (0.0065)	-0.0243 ** (0.0079)
Detención traficante	0.0621 (0.0457)				

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Edificios		-0.0161 (0.0378)	0.0158 (0.0377)		
Viviendas		0.0277 (0.0306)	0.0101 (0.0305)		
Lag. Precio	-0.0841 (0.1005)	-0.0514 (0.0448)	-0.0789 (0.0459)	-0.0660 (0.0464)	-0.1130 * (0.0547)
Lag. Robo/Hurto	-0.1240 (0.1129)	-0.0421 (0.0480)	0.0292 (0.0419)	-0.0126 (0.0389)	-0.0163 (0.0574)
Lag. Instituciones	0.1383 (0.0782)	0.0185 (0.0362)	-0.0013 (0.0366)	0.0088 (0.0358)	0.0434 (0.0384)
Lag. Parques/jardines	-0.1370 * (0.0643)	0.0094 (0.0281)	0.0027 (0.0283)	-0.0107 (0.0289)	-0.0198 (0.0351)
Lag. Residencial	0.0489 * (0.0231)	0.0080 (0.0102)	0.0205 * (0.0100)	0.0185 (0.0106)	0.0314 * (0.0132)
Lag. Detención traficante	0.0931 (0.0853)				
Lag. Edificios		-0.0157 (0.0506)	-0.0226 (0.0502)		
Lag. Viviendas		0.0251 (0.0423)	0.0002 (0.0418)		
Autocorrelación Espacial (Rho)	0.1732 ** (0.0593)	0.1216 * (0.0609)	0.1677 ** (0.0595)	0.0697 (0.0622)	0.1101 (0.0611)
Num. obs.	658	658	658	658	658
Parameters	15	17	17	13	13
Log Likelihood	551.2548	1090.6120	1093.0162	1065.6233	933.7376
AIC (Linear model)	-1065.9633	-2145.1302	-2145.8905	-2105.9130	-1839.8477
AIC (Spatial model)	-1072.5096	-2147.2241	-2152.0323	-2105.2466	-1841.4752
LR test: statistic	8.5463	4.0939	8.1418	1.3337	3.6275
LR test: p-value	0.0035	0.0430	0.0043	0.2482	0.0568

Tabla 34. Resultados del Modelo de Durbin Espacial (SDM) para muertes violentas – Matriz de Contigüidad por Distancia Inversa, incluyendo variable normalizada de robo a personas y hurtos

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Intercepto	-0.0145 (0.0412)	-0.0060 (0.0263)	-0.0121 (0.0261)	-0.0003 (0.0181)	-0.0125 (0.0230)
Precio	-0.0511 (0.0622)	0.0048 (0.0272)	0.0172 (0.0272)	0.0126 (0.0281)	0.0312 (0.0342)
Robo/Hurto	0.1205 (0.0685)	0.0219 (0.0314)	0.0321 (0.0264)	0.0175 (0.0241)	0.0259 (0.0348)
Instituciones	0.0485 (0.0421)	0.0235 (0.0184)	0.0189 (0.0186)	0.0362 (0.0192)	0.0559 ** (0.0205)

	Modelo 2020	Modelo 2021	Modelo 2022	Modelo 2023	Modelo 2024
Parques/jardines	0.0887 *	0.0017	-0.0003	0.0061	0.0283
	(0.0407)	(0.0179)	(0.0180)	(0.0184)	(0.0224)
Residencial	0.0077	-0.0142 *	-0.0145 *	-0.0155 *	-0.0224 **
	(0.0142)	(0.0062)	(0.0062)	(0.0064)	(0.0078)
Detención traficante	0.0741				
	(0.0457)				
Edificios		-0.0123	0.0039		
		(0.0355)	(0.0356)		
Viviendas		0.0198	0.0149		
		(0.0296)	(0.0297)		
Lag. Precio	-0.0960	-0.0798	-0.0797	-0.0668	-0.0752
	(0.1378)	(0.0582)	(0.0607)	(0.0654)	(0.0773)
Lag. Robo/Hurto	-0.2543	-0.1228	-0.0333	-0.0121	-0.1472
	(0.1941)	(0.0877)	(0.0717)	(0.0701)	(0.1156)
Lag. Instituciones	0.1864	-0.0229	0.0058	0.0124	0.1357 *
	(0.1197)	(0.0579)	(0.0583)	(0.0528)	(0.0627)
Lag. Parques/jardines	-0.0953	-0.0026	-0.0264	-0.0314	-0.0705
	(0.0887)	(0.0381)	(0.0398)	(0.0393)	(0.0481)
Lag. Residencial	0.0095	0.0032	0.0248	0.0308	0.0446 *
	(0.0401)	(0.0178)	(0.0175)	(0.0180)	(0.0225)
Lag. Detención traficante	0.3326				
	(0.1875)				
Lag. Edificios		-0.0762	-0.0347		
		(0.0657)	(0.0648)		
Lag. Viviendas		0.1150 *	0.0423		
		(0.0562)	(0.0547)		
Autocorrelación Espacial (Rho)	0.0803	0.1236	0.1465	0.0583	0.1014
	(0.1076)	(0.1055)	(0.1041)	(0.1095)	(0.1059)
Num. obs.	658	658	658	658	658
Parameters	15	17	17	13	13
Log Likelihood	545.0007	1093.0227	1091.2481	1066.8518	936.2475
AIC (Linear model)	-1061.4003	-2152.9609	-2148.9747	-2109.4547	-1847.6127
AIC (Spatial model)	-1060.0015	-2152.0453	-2148.4963	-2107.7036	-1846.4951
LR test: statistic	0.6012	1.0844	1.5216	0.2489	0.8823
LR test: p-value	0.4381	0.2977	0.2174	0.6179	0.3476

Tabla 35. Comparación del desempeño de matrices espaciales según tipo de delito y modelo econométrico espacial (2020-2024)

		2020	2021	2022	2023	2024	W_reina	W_inv_dist
ROBO A PERSONAS	SAR					X	X	
	SDM					X	X	
	SEM					X		X
HURTO	SAR		X					X
	SDM		X					X
	SEM		X				X	
MUERTE	SAR		X				X	
	SDM			X			X	
	SEM		X	X			X	
MUERTE (Robo/Hurto)	SAR		X				X	
	SDM		X					X
	SEM			X			X	
TOTAL			7	3		3	8	4

La matriz espacial basada en contigüidad tipo reina mostró mejores resultados en 8 casos, principalmente en robo y muertes, mientras que la matriz basada en inversa de la distancia destacó en 4 casos, especialmente en hurto. Entre los años analizados, el modelo del año 2021 presentó el mejor ajuste general.

Resumen de significancia de variables

Tabla 36. Significancia estadística de las variables para robo a personas (marcadas con “Sí” cuando fueron significativas en al menos dos años del período analizado)

Variable \ Modelo	MCO	Rezago espacial	Error espacial	Durbin espacial	
				Directo	Rezago
Intercepción	Sí	Sí	Sí	No	
Precio	Sí	Sí	Sí	No	Sí
Instituciones	Sí	Sí	Sí	Sí	No
Parques/jardines	No	No	No	No	Sí
Residencial	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Detención traficante	No	No	No	No	No
Edificios	No	No	No	Sí	Sí
Viviendas	Sí	Sí	Sí	Sí	No
Autocorr. Espacial		Sí	Sí	Sí	

Tabla 37. Significancia estadística de las variables para hurtos (marcadas con “Sí” cuando fueron significativas en al menos dos años del período analizado)

Variable \ Modelo	MCO	Rezago espacial	Error espacial	Durbin espacial	
				Directo	Rezago
Intercepción	Sí	Sí	Sí	Sí	
Precio	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Instituciones	No	Sí	Sí	Sí	Sí
Parques/jardines	No	No	No	No	Sí
Residencial	Sí	Sí	Sí	Sí	No
Detención traficante	No	Sí	Sí	Sí	No
Edificios	No	No	No	Sí	Sí
Viviendas	No	No	No	Sí	Sí
Autocorr. Espacial		Sí	Sí	Sí	

Tabla 38. Significancia estadística de las variables para muertes violentas (marcadas con “Sí” cuando fueron significativas en al menos dos años del período analizado)

Variable \ Modelo	MCO	Rezago espacial	Error espacial	Durbin espacial	
				Directo	Rezago
Intercepción	Sí	Sí	Sí	No	
Precio	Sí	Sí	Sí	No	No
Instituciones	No	No	No	No	No
Parques/jardines	No	No	No	No	No
Residencial	No	No	No	Sí	Sí
Detención traficante	No	Sí	Sí	No	No
Edificios	No	No	No	No	No
Viviendas	No	No	No	No	No
Autocorr. Espacial		Sí	Sí	Sí	