



**Análisis espacio-temporal para caracterización, predicción y mitigación del hurto a personas en Bogotá**  
Ángela Viviana Martínez Chitiva

Tesis de maestría presentada para optar al título de Magíster en Tecnologías de la Información Geográfica

Director: Alberto Boada Rodríguez, Doctor (PhD) en Investigación y Docencia.

Asesores de recursos académicos: Luz Andrea Sepúlveda Escobar (asesora bibliográfica), y Elvia Lucía Sánchez García (asesora de integridad académica)

Universidad de Manizales  
Facultad de Ciencias e Ingeniería  
Maestría en Tecnologías de la Información Geográfica  
Manizales, Caldas, Colombia  
2025

---

<b>Cita</b>	(Martínez Chitiva, 2025)
<b>Referencia</b>	Martínez Chitiva, A. V. (2025). <i>Análisis espacio-temporal para caracterización, predicción y mitigación del hurto a personas en Bogotá</i> [Tesis de maestría]. Universidad de Manizales. RIDUM: Repositorio Institucional Universidad de Manizales.
<b>Estilo APA 7 (2020)</b>	

---



Maestría en Tecnologías de la Información Geográfica, XI

Centro de Investigaciones en Medio Ambiente y Desarrollo

Línea de Investigación Análisis y Modelamiento Espacial.

Centro de Investigaciones en Medio Ambiente y Desarrollo - CIMAD.

**Declaración de inteligencia artificial:** el o los autores de este trabajo de grado declaran que han utilizado herramientas de inteligencia artificial (IA), tales como ChatGPT, Copilot y Cursor, de manera ética y responsable, tal como se establece en el Acuerdo UManizales 002 (julio 26 de 2023) sobre propiedad intelectual e IA. Estas herramientas son empleadas como apoyo en la redacción, revisión gramatical y generación de ideas, pero en ningún caso sustituyen el análisis crítico, la argumentación académica ni la originalidad del trabajo. Asimismo, cualquier contenido generado con asistencia de IA está citado y referenciado adecuadamente, garantizando la integridad académica y el cumplimiento de los principios éticos de la investigación.

**Biblioteca y Centro de Recursos:** <https://biblioteca.umanizales.edu.co/>

**Repositorio Institucional:** <http://ridum.umanizales.edu.co/>

**Universidad de Manizales:** [www.umanizales.edu.co](http://www.umanizales.edu.co)

**Revistas:** <http://revistasum.umanizales.edu.co/>

**Fondo Editorial:** <https://editorialum.umanizales.edu.co/>

El contenido de esta obra corresponde al derecho de expresión de los autores y no compromete el pensamiento institucional de la Universidad de Manizales ni desata su responsabilidad frente a terceros. Los autores asumen la responsabilidad por los derechos de autor y conexos.

### **Dedicatoria**

Dedico este trabajo a mi esposo, quien ha sido mi mayor apoyo, compañero y motivación en cada paso de este camino. Gracias por tu paciencia, comprensión y por creer siempre en mí, incluso en los momentos más difíciles. A mis padres, por su amor incondicional, sus consejos y por enseñarme con su ejemplo el valor del esfuerzo y la perseverancia. Y a mis hijas, jóvenes fuertes y maravillosas, que con su madurez, cariño y ejemplo me inspiran a seguir creciendo y superándome.

### **Agradecimientos**

Quiero expresar mi sincero agradecimiento a mi director, por su guía, dedicación y por compartir su conocimiento de manera generosa a lo largo de este proceso. Sus observaciones y sugerencias fueron fundamentales para la culminación de este trabajo.

---

**Tabla de contenido**

Resumen .....	12
Abstract .....	14
Introducción .....	15
1. Planteamiento del problema .....	17
1.1 Descripción del área problemática. ....	17
1.2 Antecedentes .....	20
2. Justificación.....	26
3. Objetivos .....	27
3.1 Objetivo general .....	27
3.2 Objetivos específicos.....	27
4. Hipótesis.....	28
4.1 Hipótesis de trabajo .....	28
4.1.1 Hipótesis nula.....	28
4.1.1.1 Hipótesis alterna.....	28
5. Marco teórico .....	29
5.1 Criminalidad en Bogotá .....	30
5.2 Conceptos fundamentales y aspectos sociales del delito .....	31
5.3 Factores asociados al hurto a personas.....	32
5.4 El hurto y el espacio geográfico .....	33
5.5 Análisis espacio- temporal y modelos predictivos en criminología.....	34
6. Marco normativo .....	36
6.1 Marco legal nacional sobre el hurto a personas .....	36
6.2 Código Nacional de Seguridad y Convivencia Ciudadana (Código de Policía).....	37

---

6.3 Articulación institucional y políticas públicas .....	37
7. Metodología .....	39
7.1. Variables.....	40
7.2. Procedimientos de análisis .....	40
Descarga y depuración.....	40
Georreferenciación y análisis espacial.....	42
Creación del space- time cube .....	47
Análisis de puntos calientes.....	49
Elaboración de mapas de calor y (hot spots) .....	52
Análisis de información .....	53
Modelado predictivo .....	54
Regresión de Poisson: .....	55
Random Forest: .....	57
8. Resultados .....	60
8.1 Estadística descriptiva .....	60
Análisis de variables básicas.....	62
Análisis temporal .....	70
Análisis de movilización agresor y movilización víctima .....	75
Análisis del perfil de la víctima .....	79
8.2 Análisis Espacio-temporal.....	82
Análisis del Space-Time Cube de hurtos .....	82
Análisis de tendencias espaciales.....	84
8.3 Modelo predictivo .....	99
9. Conclusiones .....	103

---

10. Recomendaciones.....	105
Referencias .....	106
Anexos.....	113

### **Lista de tablas**

Tabla 1: Grupos de emparejamiento de información de sectores .....	45
Tabla 2: Distribución de hurtos por zona .....	64
Tabla 3: Clase de sitio donde ocurre el hurto .....	65
Tabla 4: Comparación entre modelos.....	99

---

## Lista de figuras

Figura 1: Flujograma general de actividades .....	39
Figura 2: Descarga de información .....	41
Figura 3: Limpieza de información en Python.....	42
Figura 4:Limpieza de campo barrio .....	43
Figura 5: Normalización de información. ....	44
Figura 6: Normalización Fuzzy $\geq 90$ .....	44
Figura 7:Geoproceso join feature .....	46
Figura 8: Habilitación de la dimensión temporal en ArcgisPro .....	47
Figura 9: Feature to point .....	48
Figura 10: creación del Space Time Cube .....	48
Figura 11: Geoproceso Make NetCDF Table view.....	49
Figura 12: Geoproceso Spatial Join con información socioeconómica .....	50
Figura 13:Proyección masiva de coordenadas a CTM12.....	51
Figura 14: Tipo de variables.....	52
Figura 15: Geoproceso Emerging Hot Spot Analysis .....	53
Figura 16:Geoproceso autocorrelación de Morgan's I .....	54
Figura 17: Geoproceso Generalized Linear Regression.....	56
Figura 18: Variables predictoras Poisson.....	56
Figura 19:Tipos de variables Poisson.....	57
Figura 20: División de variables Poisson.....	57
Figura 21: Modelo Poisson .....	57
Figura 22: Código Python para modelo random forest.....	58

---

Figura 23: Localización mayor número de incidentes .....	61
Figura 24: Distribución por sexo de la victima .....	62
Figura 25: Distribución por localidad por sexo .....	63
Figura 26: Distribución principales sitios donde ocurren hurtos .....	64
Figura 27: Principales armas empleadas en hurtos .....	66
Figura 28: Distribución de tipo de arma por localidad .....	67
Figura 29: Distribución de la edad de las víctimas de hurtos .....	68
Figura 30: Distribución de edades por localidad .....	69
Figura 31: Distribución de hurtos por grupo de edad y sexo .....	70
Figura 32: Distribución anual de hurtos .....	71
Figura 33: Distribución de hurtos por día de la semana .....	72
Figura 34: Diferencia Lunes vs Jueves .....	73
Figura 35: Distribución hora del delito de hurto .....	75
Figura 36: Distribución de la movilización del agresor .....	76
Figura 37: Distribución de movilidad de la victima .....	77
Figura 38: Distribución de la movilización de la victima .....	78
Figura 39: Relación entre la movilidad del agresor y la victima .....	79
Figura 40: Distribución de escolaridad de la victima .....	80
Figura 41: Distribución del estado civil de la victima .....	81
Figura 42: Distribución de profesión de las victimas .....	82
Figura 43: Evolución temporal .....	83
Figura 44: Análisis de tendencias espaciales .....	85
Figura 45: Análisis espacial de tendencias .....	86
Figura 46: Distribución de tendencias positivas por localidad .....	87

Figura 47: Correlación de Moran's 12 meses .....	88
Figura 48: Diagrama de dispersión de Moran's.....	89
Figura 49: Histograma de Z-score.....	89
Figura 50: Autocorrelación espacial local.....	90
Figura 51: Zonas de tendencia más extrema .....	91
Figura 52: Distribución espacial de valores extremos .....	92
Figura 53: Categorías HotSpots .....	93
Figura 54: Hotspot emergentes .....	94
Figura 55: Análisis de alta intensidad delictiva .....	94
Figura 56: Análisis de calidad de los datos .....	95
Figura 57: Tendencias espaciales de hurtos en Bogotá.....	97
Figura 58: Hotspots emergentes de hurtos en Bogotá.....	98
Figura 59: Análisis de coeficientes de Poisson .....	100
Figura 60: Comparación de las predicciones con ambos modelos.....	101

### **Siglas, acrónimos y abreviaturas**

<b>SIG</b>	Sistema de información geográfica
<b>MAE</b>	Mean Absolute Error (Error medio absoluto)
<b>CAI</b>	Centro de Atención Inmediata
<b>SITP</b>	Sistema Integrado del Transporte
<b>SIEDCO</b>	Sistema de Información Estadístico, Delincuencial Contravencional y Operativo de la Policía Nacional

## Resumen

Este proyecto de investigación tuvo como objetivo desarrollar un modelo integral para analizar y predecir la evolución del hurto a personas en Bogotá, utilizando técnicas de análisis espacio-temporal y herramientas de modelado predictivo. Para ello, se consolidaron datos provenientes de múltiples fuentes y se procesaron en un entorno de Sistemas de Información Geográfica (SIG), buscando identificar patrones y factores clave que inciden en la ocurrencia de este delito.

El análisis permitió caracterizar la distribución espacio-temporal de los hurtos, evaluando variables contextuales, socioeconómicas, demográficas y situacionales que influyen en su frecuencia y localización. Gracias al uso del Space Time Cube y otros métodos exploratorios, se detectaron hotspots emergentes y persistentes en localidades como Chapinero, Kennedy y el centro de Bogotá, así como variaciones temporales asociadas a días de la semana y periodos específicos del año.

En cuanto a la predicción, se implementaron diversos modelos, destacando el desempeño superior del modelo Random Forest frente a métodos estadísticos tradicionales, debido a su capacidad para manejar la complejidad y no linealidad de los datos. Este modelo facilitó anticipar zonas y momentos de mayor riesgo, contribuyendo a la toma de decisiones estratégicas para la prevención del delito.

Los resultados y la metodología aplicada permiten no solo comprender la dinámica del hurto a personas en Bogotá, sino también aportar herramientas analíticas sólidas para la gestión de la seguridad urbana. No obstante, los hallazgos se basan en datos hasta el año 2020, por lo que se recomienda mantener actualizadas las bases de datos y modelos para adaptarse a posibles cambios en la dinámica urbana y delictiva.

Finalmente, esta investigación propone la incorporación de variables dinámicas adicionales y la mejora en la precisión geográfica de los datos, además de recomendar la replicación del enfoque en otros contextos urbanos. De esta forma, se espera fortalecer la formulación de políticas públicas basadas en evidencia y optimizar la asignación de recursos en la lucha contra el hurto a personas.

*.Palabras clave:* hurto a personas, modelo predictivo, análisis espacio-temporal, hotspots delictivos, Bogotá.

### **Abstract**

This research project aimed to develop a comprehensive model to analyze and predict the evolution of personal theft in Bogotá, using space-time analysis techniques and predictive modeling tools. To achieve this, data from multiple sources were consolidated and processed within a Geographic Information Systems (GIS) environment, seeking to identify patterns and key factors influencing the occurrence of this crime.

The analysis allowed the characterization of the spatial-temporal distribution of thefts, evaluating contextual, socioeconomic, demographic, and situational variables that affect their frequency and location. Thanks to the use of the Space Time Cube and other exploratory methods, emerging and persistent hotspots were detected in areas such as Chapinero, Kennedy, and downtown Bogotá, as well as temporal variations associated with days of the week and specific periods of the year.

Regarding prediction, several models were implemented, highlighting the superior performance of the Random Forest model compared to traditional statistical methods, due to its ability to handle data complexity and non-linearity. This model facilitated anticipating zones and times of higher risk, contributing to strategic decision-making for crime prevention.

The results and methodology not only enable a better understanding of the dynamics of personal theft in Bogotá but also provide robust analytical tools for urban security management. However, the findings are based on data up to 2020, so it is recommended to keep databases and models updated to adapt to possible changes in urban and criminal dynamics.

Finally, this research proposes incorporating additional dynamic variables and improving the geographic accuracy of the data, as well as recommending the replication of this approach in other urban contexts. In this way, it aims to strengthen evidence-based public policy formulation and optimize resource allocation in the fight against personal theft.

*Keywords:* personal theft, predictive model, space-time analysis, crime hotspots, Bogotá.

## Introducción

El fenómeno de la delincuencia afecta a todos los países del mundo y se manifiesta en diversas formas de infringir la ley, conocer y analizar su frecuencia en la sociedad representa un desafío complejo (Rausis et al., 2023; Siegel, 2015). Existen instituciones públicas y privadas encargadas de atender, analizar, formular y ejecutar políticas que contrarreste el aumento de la delincuencia en la sociedad y una de las mayores herramientas para comprenderla cualitativa y cuantitativamente es la información arrojada por los datos de información estadística.

Para captar la información se tiene en cuenta las tipificaciones que se enmarcan en los marcos jurídico legales y las investigaciones de criminalística (Leclerc et al., 2018). Una de las primeras clarificaciones pertinentes para analizar el fenómeno consiste en distinguir la delincuencia común de la delincuencia organizada. Esta última suele tener mayor logística, pretensiones y recursos y, sin embargo, la delincuencia común reporta mayor impacto en la sociedad. En el caso colombiano, a pesar de haber sufrido un conflicto armado interno y la presencia de grupos narcotraficantes, la delincuencia común supera en impacto social a la organizada (Jargiełło, 2023). Dentro de esta categoría, el hurto a personas destaca por su alta incidencia y su impacto negativo en la población (Castillo, 2024).

En el marco del anterior panorama, la modalidad de delincuencia común que destaca por su cantidad e impacto negativo en la sociedad colombiana es el hurto. A pesar de su magnitud, no se cuenta con la información estadística estructurada y centralizada que guíen medidas operativas y políticas públicas efectivas para reducir el impacto de baja intensidad que representa el hurto en la sociedad Colombiana. Esto se debe a que por una parte la información estadística de las instituciones no está unificadas, por otra parte, no se agrega datos poblacionales que nutrirían el análisis estadístico del fenómeno. Además, si el conocimiento de este radica en la base de datos de los casos comunicados, denunciados, judicializados y penalizados, los cuales por sí mismos no arrojan más información que una cantidad de crímenes alejados de la realidad efectiva, la comprensión del fenómeno del hurto a partir del análisis estadístico está limitado por partida doble: una por la poca eficacia del análisis de los datos y otra por la incapacidad fáctica de captar la realidad concreta por medio de las estadísticas.

Ha pesar de estas dificultades, un correcto análisis sobre los datos recolectados, aun con su limitante de captar la realidad efectiva, lograría arrojar información integral que denote las dinámicas y las tendencias del fenómeno, los focos del delito, las disposiciones espaciales de los hechos delictivos. Ante esta crisis de información resulta fundamental aplicar herramientas SIG que permiten capturar, almacenar, gestionar, integrar y analizar los datos de manera eficiente facilitando su, el estudio detallado de fenómenos complejos como el hurto, al centralizar y comparar diversas fuentes de información, y sintetizarla para lograr mayor nivel de comprensión, de esta forma, se puedan disponer operaciones y políticas públicas pertinentes de atención y prevención del delito.

## 1. Planteamiento del problema

### 1.1 Descripción del área problemática.

La delincuencia es un fenómeno social presente a nivel mundial. Las diferentes instituciones encargadas de la seguridad, la convivencia y la paz de cada país han emprendido un arduo trabajo a la hora de recolectar toda la información sobre este fenómeno, de lo cual se ha logrado cierta tipología conceptual que permite abordar la complejidad del asunto.

Antes de abordar los conceptos se debe precisar sobre las condiciones de existencia de la delincuencia con el fin de lograr distinción frente a otros fenómenos. La delincuencia se entiende como la conducta que viola normas penales establecidas y que genera una reacción social sancionadora dentro del grupo social. Esta definición enfatiza el carácter socialmente construido del delito y la importancia del contexto normativo y cultural para su comprensión (Gabaldón, 2021; Murrieta López, 2013). Sin un código normativo social, un acto trasgresor y unos sucesivos efectos en una determinada sociedad, es imposible distinguir la delincuencia de otros fenómenos sociales. Por ejemplo, la desobediencia civil, que, en comparación con la delincuencia, transgrede una determinada norma o código social, se manifiesta en actos transgresores pero sus finalidades van más allá del beneficio o lucro y sus efectos están relacionados con la legitimidad. A partir de los códigos legales se determina y clasifica las múltiples modalidades del delito, siendo una base de terminológica fundamental para realizar un análisis estadístico del fenómeno de la delincuencia.

Por razones prácticas, se abordará la delincuencia como la acción de cometer actos fuera de la ley o de lo impuesto por una sociedad (Murrieta López, 2013; «¿Qué tipos de delincuencia existen?», 2024). De ahí que toda acción u omisión voluntaria que quebranta o infringe la ley se califique como delito. Todos los actos espontáneos cometidos por la reacción involuntaria o por coacción son descartados en este análisis. Sin embargo, el rango sigue siendo muy amplio para lograr un análisis, por lo tanto, se requiere se ha ahondado en la especificación de los elementos que compone este fenómeno.

Los delitos se diferencian entre sí. Los aspectos diferenciales de los delitos son: el número de involucrados, los procedimientos, los recursos y los objetivos. Según estos aspectos diferenciales se ha clasificado dos grandes categorías de la delincuencia, a saber: la delincuencia organizada y la delincuencia común. La delincuencia menor o delincuencia común “es cometida

por un individuo, o cuando mucho por dos, que tiene por objetivo la comisión de un delito que podría ser desde una falta menor hasta una grave y calificada, pero que no trasciende su escalada y proporciones, es decir, no son cometidos por bandas, no hay una gran planeación en los hechos delictivos, y no se pretende operar permanentemente a gran escala.”(Cespedes Mora, 2020). De lo contrario, dichos delitos se califican como delincuencia organizada. Como dice la anterior cita, es la magnitud, el nivel de logística y de operación de los aspectos del delito lo que determina si un delito pertenezca a una u otra clasificación, lo cual permite no solo determinar el castigo ante la ley, sino también otorga herramientas para rastrear las dinámicas propias de cada hecho.

Ahora bien, una de las características más notorias de la delincuencia común es la enorme proporción de casos y de actores que incurren en este tipo de delitos. Por ende, también es la el tipo de delincuencia más referenciada, experimentada y temida por una sociedad. Colombia no es la excepción. A pesar de haber sufrido una guerra interna, de la presencia de grupos armados al margen de la ley y del narcotráfico, los casos de la delincuencia común sobre la sociedad son mayor que los delitos asociados por la delincuencia organizada y los delitos relacionados con el conflicto armado interno. Se confirma lo anterior si tenemos en cuenta que, según los informes de la Policía Nacional de Colombia, los delitos contra el Patrimonio Económico encabezan la tendencia de la estructura delictiva de Colombia durante el periodo 1958 -2008 Según el informe del Observatorio de Seguridad Ciudadana de Bogotá (2022), los delitos contra la propiedad, como hurtos y robos a personas y comercios, continúan siendo los más reportados, superando en incidencia a los relacionados con el conflicto armado y la delincuencia organizada(Castillo, 2023).

Entre los múltiples tipos de delitos que encajan en la delincuencia común se destaca el hurto, el cual es el delito más referenciado, experimentado y denunciado por la sociedad, según el artículo 239 del Código Penal (*Ley 599 de 2000 - Gestor Normativo*, s. f.)se menciona que “Hurto. El que se apodere de una cosa mueble ajena, con el propósito de obtener provecho para sí o para otro”(Ley 599 de 2000 - *Gestor Normativo*, s. f.). Además, según el artículo 240 del mismo código menciona las características para determinar el hurto calificado: la violencia, trasgresión de la víctima, invasión o permanencia arbitraria de la propiedad y el uso de herramientas o instrumentos para superar. Dentro de esta categoría están las modalidades de hurto a las personas, a residencia y a comercios(Ley 599 de 2000 - *Gestor Normativo*, s. f.).

Con estas características, ya se logra distinguir cabalmente un determinado aspecto del fenómeno de la delincuencia, lo cual lo hace susceptible al análisis estadístico, al otorgar la terminología para delimitar el objeto de estudio y rastreo que se quiere describir. Por razones prácticas y el límite de investigación del presente trabajo se estudiará los casos de hurtos a personas.

La modalidad de hurto más frecuente es el robo a personas. Según el Espectador, el primer semestre del 2019 registra “21 hurtos cada hora, 419 personas afectadas por día y 77.100 denuncias; seguida del robo de celulares, con 15 hurtos cada hora, 272 aparatos robados por día y 49.949 denuncias.” (Espectador, 2020). Además, el fenómeno del hurto se focaliza en los centros urbanos. “Mientras que las modalidades de hurto a autopartes, bicicletas, celulares, personas y vehículos aumentaron en un 24, 22, 19, 16 y 11% respectivamente, los hurtos de cabeza de ganado, el fleteo, el robo a establecimientos y a fincas disminuyeron en un 29,9, 8, 7 y 2,8%.” (Cespedes Mora, 2020).

Las razones del incremento y el desborde de los casos de hurto relacionados con el patrimonio económico en las zonas urbanas varían dependiendo del enfoque. Desde la perspectiva de prevención y la convivencia ciudadana no existen las suficientes políticas sociales para que las personas no opten por la salida de la delincuencia. Por otra parte, desde la lógica de enfrentar el delito de hurto, no existe las herramientas y dispositivos tecnológicos para detectar y contrarrestar el incremento de actos delictivos, por ejemplo, el hurto en el sistema de transporte público.

Cómo se mencionó anteriormente, las causas de la delincuencia, y en este caso el hurto, se suele asociar con los factores de pobreza, el desempleo, falta de cobertura educativa, el precario servicio de salud y las carentes o nulas ofertar culturales. Además, en Colombia se suma las consecuencias que trajo consigo 50 años de conflicto armado interno y la influyente y creciente delincuencia organizada de los grupos armados al margen de la ley. El impacto del conflicto armado y el narcotráfico es incuestionable. Sin embargo, alrededor del 18% de los homicidios está relacionado con el conflicto armado y organizaciones ilegales. La mayor parte de las lesiones no fatales se atribuyen a la delincuencia común que afrenta directamente la seguridad y percepción de la ciudadanía (Castillo, 2023). Por otra parte, no deja de sorprender el hecho que ciertos los individuos de una población, con la misma condición socioeconómica y cultura, opten por la delincuencia mientras que otros no. Estos hechos frecuentes impulsan a preguntar ¿Qué es lo que induce a un sujeto a delinquir?.

Aunque el desarrollo y el análisis de la anterior pregunta desbordan los propósitos de este escrito, implícitamente plantea un viraje nuevo de análisis: las causas de la delincuencia común pueden hallarse en el ámbito individual (subjetivo) y familiar. Con base en este nuevo viraje se deduce la conexión entre la delincuencia y el comportamiento, según la cual la conducta de la persona que comete un delito es antisocial, ya que la agresión a la ley significa dilapidar las condiciones de orden y estabilidad social. Además, La razón de ser de las conductas antisociales, a su vez, son reflejos del poco o nulo desarrollo de valores éticos, sociales, humanos y religiosos; y a la apropiación de valores decadentes productos de la globalización. En el caso contrario, las personas que han sido formadas adecuadamente bajo las normas morales de una sociedad no son propensas a transgredirla (Cespedes Mora, 2020).

El anterior enfoque del análisis de la delincuencia concentra su intención en la formación del carácter del delincuente, desplazando a un segundo plano las estructuras de la sociedad. Pero, al preguntarse por los factores que intervienen en la formación del carácter, se refiere vagamente a la situación o estado de las condiciones estructurales de una sociedad, por ejemplo: las instituciones escolares, estabilidad laboral, la salud (sea en el ámbito sexual o en el consumo de estupefacientes) y las dinámicas de las relaciones sociales. Aunque se alegue que la conducta antisocial puede ser una mezcla de factores biológicos, familiares, sociales, esta postura ignora el influjo causal de las estructuras a una determinada sociedad, centrándose en el carácter del delincuente como si fuera un hecho surgido por sí mismo. Ante esta complejidad, es indispensable dilucidar el nivel de influencia y relacionamiento de las condiciones y características reales de una sociedad que circundan el fenómeno de la delincuencia y, específicamente, del hurto, con el fin de alcanzar una mayor comprensión y, consecuentemente, tratamiento.

## **1.2 Antecedentes**

Dentro de la recopilación de información existente y trabajos realizados en diferentes centros de investigación y universidades como en Quito - Ecuador en donde se realizó un sistema de información geográfica móvil para la seguridad ciudadana, en el cual se desarrolló una aplicación móvil con el objetivo de identificar las Unidades de Policía Comunitaria-UPC en la ciudad de Quito - Ecuador. Las pruebas que se le han hecho a este aplicativo han demostrado que “ofrece óptimos índices de accesibilidad como en tiempo de respuesta. Para realizar pruebas se ha

---

publicado el software en una plataforma de descarga pública, donde un grupo de 50 personas del sector norte de la ciudad ha podido utilizarlo y se ha obtenido los resultados de accesibilidad de interfaz de un 69%, contra un 31% poca accesibilidad. Además, un 72% de facilidad de uso de la interfaz frente a un 28% de poca usabilidad”(Guevara et al., 2019).

Por otra parte en la ciudad de Mumbai, India se realizó un proyecto titulado “Crime Anatomization Using QGIS”(Joshi et al., 2019) en el cual, el trabajo de investigación propuesto crea una interfaz fácil de usar para mapear el crimen usando QGIS, visualizar y analizar y predecir patrones y tendencias de incidentes delictivos usando algoritmos de agrupación como K-Means, algoritmo aglomerativo y predictivo como SVM y Random Forest, como conclusión se realizó solo para Mumbai he incluyo todos los aspectos necesarios para el analizar de forma eficiente los delitos, y la identificación precisa de puntos críticos, este modelos aseguran se puede utilizar en cualquier ciudad con un nivel alto de criminalidad.

De igual manera en Shenzhen – China se realizó un estudio denominado “Detección de robo de electricidad mediante datos de medidores inteligentes” (Haq et al., 2023), en donde se relaciona que el robo de electricidad es una de las principales preocupaciones de las empresas de servicios públicos de ese territorio y con la llegada de los medidores inteligentes, la frecuencia de recolección los datos de consumo de energía de los hogares han aumentado, lo que favorece el análisis de datos avanzado. Por lo cual, en el proyecto se propuso un modelo predictivo que utiliza datos de contadores inteligentes y datos de distribución transformador para detectar robo de electricidad en una zona. El modelo fue probado para diferentes cantidades de robos de energía y también para diferentes tipos de aproximaciones de circuitos. Los resultados son buenos y el modelo se puede utilizar para aplicaciones en el mundo real. Como conclusión, se ajustó un modelo predictivo para calcular la pérdida técnica para una sucursal en la distribución red, incorporando la dependencia de la temperatura de resistencias en una red de distribución. El desempeño de los modelos en estos circuitos también fue muy bueno, lo que implica que pueden utilizarse para detectar robos de electricidad utilizando datos de medidores inteligentes reales.

Ahora bien, en Castellon – España se realizó un estudio de predicción espacio-temporal de eventos delictivos en Baltimore mediante redes neuronales CLSTM (Esquivel et al., 2020), en donde se menciona que la predicción espacio-temporal de la actividad delictiva puede ayudar a las ciudades a tener una mejor asignación de recursos policiales y vigilancia, del mismo modo

menciona que las técnicas de aprendizaje profundo se consideran herramientas eficientes para predecir el futuro. eventos que analizan el comportamiento del pasado; Sin embargo, a hoy no se suelen aplicar a la predicción de eventos delictivos utilizando un enfoque espacio-temporal. En este artículo, una red neuronal convolucionada (CNN) junto con una red de memoria a largo plazo (LSTM) (por lo tanto, CLSTM-NN) para predecir la presencia de hechos delictivos en la ciudad de Baltimore (EE. UU.). En particular, las matrices de hechos delictivos pasados se utilizan como datos de entrada un CLSTM-NN para predecir la presencia de al menos un evento en días futuros. El modelo se implementa en dos tipos de eventos: "robo callejero" y "hurto". El procedimiento propuesto puede tener en cuenta el espacio y correlaciones temporales de los datos pasados para mejorar la predicción futura. El rendimiento de la predicción de la red neuronal propuesta se evalúa en una serie de escenarios plausibles controlados, utilizando algunas métricas estándar. Ahora bien, en manera de conclusión, el contexto del aprendizaje automático, el uso de redes neuronales juega un papel importante en el análisis de datos demostrando que las redes son útiles para aprender de los patrones pasados y para predecir el futuro. En ese artículo se propone la red neuronal de memoria corta (CLSTM-NN) para predecir la presencia de eventos delictivos sobre la ciudad de Baltimore (ESTADOS UNIDOS). El CLSTM-NN proporcionó mejores resultados en el segundo escenario alcanzando una precisión de 0,86 y un AUC-PR de 0,93 para el delito de hurto utilizando secuencias de matrices de los eventos ocurrieron en  $d = 7$  días. Los resultados obtenidos muestran que el modelo de red es capaz de aprender patrones espaciales pasados para predecir la presencia futura de delitos. Los principales resultados podrían ser resumido como sigue: (i) la resolución temporal y espacial es relevante en el desempeño del modelo; (ii) el tipo de el crimen podría influir en el desempeño de la red neuronal; (iii) un oportuno tratamiento previo de los datos y el uso de la arquitectura óptima de la red neuronal son componentes importantes para la predicción de delitos.

Un estudio interesante se denomina Precisión y equidad en un generativo condicional Modelo Adversario de Predicción del Crimen (Urcuqui et al., 2020), en la cual, se propone una arquitectura novedosa de GAN condicional para la predicción de delitos en Bogotá. El modelo utiliza varias capas de redes neuronales ConvLSTM tanto en la red generativa como en la discriminatoria, esta es entrenada y capaz de capturar espacio-temporal patrones y supera a los modelos predictivos de última generación como proceso de punto de Poisson espacio-temporal, así como otros modelos entrenados con el mismo conjunto de datos. La precisión del modelo alcanzo

---

un área bajo la curva Tasa de aciertos - Porcentaje de área cubierta por zonas activas de 0,86. Sin embargo, sus predicciones sugieren que existe un potencial sesgo con efectos heterogéneos en poblaciones vulnerables, ellos abordan como consecuencia de equidad, teniendo en cuenta los ingresos bajos vs. residentes de altos ingresos mediante la estimación de una prueba de calibración condicional a estas variables protegidas. Esta técnica reduce notablemente el sesgo con un efecto marginal en la precisión. En conclusión, el modelo propuesto combinado con el uso de aprendizaje automático o modelos de aprendizaje profundo para asignar policías, la distribución del recurso puede conducir a sesgos del bucle de retroalimentación sobre el uso a largo plazo de los modelos. El uso de modelos cGAN con capas ConvLSTM es buena opción para capturar patrones en datos espacio-temporales y predecir robos criminales, los resultados muestran que es posible alcanzar predicciones de 0,86 AUC (área bajo la tasa de aciertos vs. área cubierta por la curva de puntos calientes) utilizando 42 días de historia en Chapinero. Sin embargo, la metodología puede introducir sesgos contra las variables protegidas que se puede probar mediante una prueba de calibración. Con el fin de mejorar los resultados espacio-temporales, ellos demostraron que utilizando MMCE para calibrar el algoritmo del modelo delictivo puede mejorar sus predicciones en el espacio y el tiempo preservando la exactitud de el mejor modelo en casi 0,85 AUC.

Otro estudio importante fue denominado Mitigar las vulnerabilidades a través de la previsión y Análisis de tendencias delictivas (Dakalbab et al., 2022), el estudio agrupó los datos delictivos indexados del provincia de Misamis Occidental, Filipinas y proporcionó una predicción de su aparición en los próximos cinco años. Este utilizó el algoritmo de agrupación en clústeres k-means y Autoregressive Integrated Modelo de media móvil (ARIMA) para agrupar y pronosticar los datos delictivos indexados, respectivamente. Los resultados mostraron que 3 de los datos de delitos indexados estaban en el primer grupo y cinco en el segundo grupo. Además, violación, robo de ganado, lesiones físicas, robo y hurto mostraron un patrón creciente basado en los datos pronosticados de 2015 a 2020. Por otro lado, el asesinato mostró un patrón de disminución basado en los datos previstos de 2015 hasta 2020. Homicidios y secuestros mostraron lo impredecible comportamiento de los datos pronosticados en cada año pronosticado. Investigación futura Los esfuerzos pueden utilizar otros algoritmos de agrupamiento y pronóstico. y realizar un estudio comparativo de los diferentes resultados.

---

Ahora bien, en la Universidad de los Andes se realizó una investigación denominada una Metodología de enriquecimiento de datos de aprendizaje múltiple para la predicción de homicidios (Moreno Pabon et al., 2020), en la cual se afirma que los homicidios son estadísticamente más desafiantes debido a su escasez y baja frecuencia. Por ejemplo, durante los últimos cinco años, el número promedio de homicidios en la ciudad de Bogotá ha sido aproximadamente mil eventos por año, frente a los más de cien mil robos informado en el mismo período. Sin embargo, más del 80% de los homicidios en la ciudad ocurren durante peleas callejeras, lo que sugiere una fuerte correlación espacial y temporal entre estos dos tipos de delitos. Con esto en mente, utilizaron un enfoque de aprendizaje múltiple que capitaliza un gran conjunto de datos de peleas callejeras para descubrir a un criminal múltiple, que utilizaron para penalizar un modelo de homicidios de KDE donde la escasez y la baja frecuencia son un problema. Para implementar esto utilizaron una metodología Kernel Warping, esta reduce el espacio relevante para el homicidio predicción a regiones de la ciudad donde homicidios o peleas callejeras han ocurrido, dando más peso a los episodios de homicidio, en el cual, tal modelo propuesto supera un KDE estándar entrenado con datos de homicidios, ahora bien, marcar solo el 5% del área de la ciudad con el mayor estimador de densidad, el modelo Kernel Warping identifica correctamente entre 30% y 35% de los homicidios en el conjunto de prueba.

Del mismo modo, la Universidad Tadeo de Colombia, realizó el proyecto denominado Modelos estocásticos para la predicción y visualización espacial del delito de hurto a personas en la modalidad de atraco en la localidad de Kennedy (Bogotá D.C., Colombia) (Bernal-Urrutia & Riascos-Ochoa, s. f.), mediante el cual se planteó desarrollar modelos estocásticos que permitirían predecir y visualizar la ocurrencia de hurtos a personas identificando así patrones que facilitarían la comprensión de las dinámicas. Ahora bien, se lograron identificar zonas con mayores riesgos dentro de la localidad, y los modelos fueron efectivos para la visualización de estas zonas.

Desde la administración distrital se tiene el Informe Anual de Seguridad en Bogotá 2023 (Castillo, 2024), presenta un análisis detallado de las tendencias delictivas en la ciudad, destacando que la tasa de hurto a personas alcanzó los 1.846 casos por cada 100.000 habitantes en dicho año. Entre sus principales hallazgos, se identificó un aumento de la incidencia en ciertos periodos, lo que sugiere la necesidad de estrategias preventivas focalizadas para mitigar estos picos delictivos.

Desde un enfoque metodológico, la investigación "Modelos matemáticos, la clave para predecir el crimen en Bogotá"(Riascos et al., 2021) explora el desarrollo de modelos predictivos basados en datos matemáticos para mejorar la distribución de recursos policiales. Sus resultados evidencian que estos modelos permiten identificar áreas y momentos críticos con alta probabilidad de ocurrencia delictiva, facilitando una asignación más eficiente de los recursos de seguridad y mejorando la efectividad de las estrategias preventivas.

Finalmente, el estudio "Análisis espaciotemporales del hurto a personas en Pereira (2019-2021)" (Universidad de los Andes, Bogotá, D. C., Colombia et al., 2023) ofrece un análisis detallado de la evolución del hurto en esa ciudad, resaltando patrones espacio-temporales que podrían ser comparables con los de Bogotá. Aunque el estudio no se centra en la capital, sus hallazgos pueden servir como referencia para entender cómo la distribución geográfica y temporal del delito influye en su persistencia y cómo estos conocimientos pueden aplicarse en otras ciudades con dinámicas similares.

En conjunto, estos estudios evidencian la importancia de un análisis detallado del hurto a personas, considerando tanto factores temporales como espaciales. Además, resaltan la efectividad de modelos predictivos y estrategias focalizadas para reducir la incidencia del delito, proporcionando herramientas valiosas para el diseño de políticas públicas y medidas de seguridad más eficientes.

## **2. Justificación.**

El hurto a personas es uno de los delitos de mayor incidencia en Bogotá y su crecimiento sostenido genera una percepción de inseguridad que impacta negativamente en el desarrollo personal, laboral y social de los ciudadanos. Si bien las estadísticas sobre criminalidad permiten dimensionar la magnitud del problema, su interpretación aislada no proporciona un entendimiento profundo sobre las dinámicas subyacentes al fenómeno. Para diseñar estrategias efectivas de prevención y mitigación, es fundamental realizar un análisis integral que considere no solo la ocurrencia del delito, sino también los factores espaciales, sociales, culturales y económicos que lo condicionan.

Este proyecto se justifica en la necesidad de suplir una brecha de conocimiento en la caracterización y predicción del hurto a personas en Bogotá, a través del uso de un enfoque geoespacial y predictivo basado en SIG. A diferencia de los enfoques tradicionales, que suelen centrarse en estadísticas descriptivas o estrategias reactivas, esta investigación permitirá identificar patrones espacio-temporales, evaluar variables de riesgo y generar modelos predictivos que faciliten la toma de decisiones basada en evidencia. La novedad de este estudio radica en la integración de herramientas de análisis espacial y modelado predictivo para abordar un problema de seguridad urbana de alta relevancia. Su aplicabilidad se refleja en la posibilidad de utilizar los hallazgos para optimizar estrategias de vigilancia, prevención y asignación de recursos por parte de entidades como la Policía Nacional, empresas de seguridad privada e instituciones encargadas del desarrollo social y económico de la ciudad.

Desde una perspectiva práctica, este análisis no solo contribuirá a mejorar la utilidad de los datos delictivos existentes, sino que también proporcionará una herramienta que pueda ser utilizada a largo plazo para la toma de decisiones en materia de seguridad pública. En este sentido, la información derivada del SIG permitirá diseñar estrategias de intervención más inteligentes y focalizadas, reduciendo el impacto del delito y fortaleciendo la confianza de la ciudadanía en las instituciones.

En conclusión, este proyecto responde a una necesidad urgente de Bogotá al ofrecer un enfoque innovador y aplicado para comprender, predecir y mitigar el hurto a personas. Su desarrollo no solo fortalecerá las estrategias actuales de seguridad, sino que también contribuirá a la formulación de políticas públicas más eficaces y sostenibles en el tiempo.

### **3. Objetivos**

#### **3.1 Objetivo general**

Formular y aplicar un modelo espacio-temporal para caracterizar, predecir y mitigar el hurto a personas en Bogotá en el periodo 2010-2020.

#### **3.2 Objetivos específicos**

- Evaluar variables significativas que influyen en la ocurrencia del delito.
- Identificar patrones espacio-temporales de la ocurrencia del hurto en Bogotá.
- Desarrollar un modelo predictivo que permita identificar y mitigar la incidencia del hurto a personas.

## **4. Hipótesis**

### **4.1 Hipótesis de trabajo**

Se plantea que el hurto a personas en Bogotá presenta patrones espacio-temporales que pueden ser identificados y utilizados para la predicción y mitigación del delito mediante modelos analíticos adecuados.

#### **4.1.1 Hipótesis nula**

El hurto a personas en Bogotá no presenta patrones espacio-temporales de ocurrencia significativos.

##### ***4.1.1.1 Hipótesis alterna.***

El hurto a personas en Bogotá—sí presenta patrones espacio-temporales significativos y espacio-temporales.

## 5. Marco teórico

La ciudad de Bogotá es el principal centro económico, político, social y cultural de Colombia. Su posición estratégica en la región andina y su dinamismo económico la han convertido en el epicentro del desarrollo del país. Sin embargo, estas mismas características también han generado desafíos significativos en términos de seguridad, desigualdad social, acceso a oportunidades y planificación urbana, convirtiéndola en un escenario propenso a diversas dinámicas delictivas, entre ellas el hurto a personas.

Desde su fundación en 1538, Bogotá ha experimentado un crecimiento acelerado, pero muchas veces desorganizado. A pesar de los intentos de planificación territorial, la expansión de la ciudad no ha seguido un modelo unificado de desarrollo, lo que ha generado problemáticas estructurales en movilidad, acceso a servicios y distribución de la población. En la actualidad, Bogotá se extiende sobre aproximadamente 1.775 km<sup>2</sup>, con una población estimada en 8.101.412 habitantes para el 2025, según el reporte de proyección del DANE (*DANE - Censo Nacional de Población y Vivienda 2018*, s. f.).

Bogotá ha sido históricamente un destino para migrantes internos y, en los últimos años, ha experimentado un crecimiento en la migración internacional. Desde la firma del Acuerdo de Paz en 2016, miles de personas desplazadas por el conflicto armado han llegado a la ciudad, especialmente a las localidades periféricas como Ciudad Bolívar, Usme y Bosa. Además, la crisis migratoria venezolana y el incremento de flujos migratorios de otros países han impactado la dinámica socioeconómica de la capital.

El aumento de la población ha generado retos adicionales en términos de acceso a vivienda, educación, empleo y salud. Según el Observatorio de Desarrollo Urbano de Bogotá (Idárraga et al., 2024), el déficit habitacional ha crecido un 12% en los últimos cinco años, especialmente en estratos 1 y 2. La alta densidad poblacional y la insuficiencia de infraestructura urbana han reforzado la marginación espacial y económica en ciertos sectores, lo que a su vez incide en la concentración de delitos como el hurto a personas. Otro factor que ha influido en el crecimiento desordenado de Bogotá es la arquitectura de especulación. Las diferentes constructoras han realizado sus proyectos en lotes y parcelas de la ciudad guiados simplemente por la especulación inmobiliaria, provocando que se pierda una visión global de la ciudad. Ha primado la visión comercial del terreno provocado una discontinuidad urbanística que también reafirma los límites y

segregaciones sociales a través de las demarcaciones espaciales dentro de la ciudad (Rivera, 2020). Incluso, dicha lógica ha impulsado que las urbanizadoras traspasen constantemente los límites del Distrito Capital, urbanizando zonas con vocación rural como son el caso de La Calera, Chía, Sopo y Cajicá.

Desde el punto de vista político y económico la ciudad de Bogotá se estructura desde el concepto ciudad -región, lo cual obedece a la nueva economía mundial, “las localidades y regiones se integran en redes de información y mercados, generalmente centrados en ciudades que actúan como polos estratégicos de desarrollo económico”(Economic Commission for Latin America and the Caribbean et al., 2020). Bogotá es el principal polo de desarrollo del país al integrar sus actividades locales con las demás regiones de su alrededor, construyendo una relación de mutuo beneficio.

Los índices económicos de Bogotá son:

- Genera entre el 28% y 30% del PIB del país (*DANE - Cuentas nacionales*, s. f.).
- Es el principal centro financiero, concentrando más del 30% de las transacciones económicas nacionales(*Superfinanciera*, 2024).
- Alberga más del 40% de las universidades del país, consolidándose como un polo de educación superior y formación de capital humano (*webmaster*, 2020).
- El aeropuerto El Dorado sigue siendo uno de los más importantes de América Latina en volumen de carga y uno de los principales en tráfico de pasajeros (*Kensa*, 2025).

Desde el punto político y económico, la ciudad de Bogotá como capital tiene una alta influencia en la región de Cundinamarca y representa el principal polo de desarrollo del país. Sin embargo, debido al crecimiento desorganizado, a la especulación urbanística que ahonda la marginación y el sesgo socioeconómico, a la migración interna y foránea, Bogotá es una megalópolis que, debido a su extensión y números de habitantes, es caótica es su ordenamiento, agresiva con el ser humano y poco eficaz en su administración (*Idárraga et al.*, 2024).

## **5.1 Criminalidad en Bogotá**

La inseguridad sigue siendo una de las principales preocupaciones de los ciudadanos, de acuerdo con el más reciente Informe de Seguridad de la Secretaría Distrital de Bogotá (*Castillo*,

2024), el hurto a personas ha mostrado una tendencia fluctuante, con picos en ciertos periodos del año y en zonas de alta afluencia como Usaquén, Engativá, Chapinero, Kennedy y Suba. Los factores que inciden en el hurto a personas incluyen:

- Crecimiento desordenado de la ciudad, que dificulta el control y vigilancia en ciertas áreas.
- Aumento del desempleo e informalidad, lo que incrementa la vulnerabilidad social.
- Expansión de estructuras criminales organizadas, que operan en sectores estratégicos.
- Baja percepción de seguridad, lo que limita la confianza en las instituciones y afecta la denuncia de delitos.

En respuesta a esta problemática, la administración distrital ha implementado estrategias de vigilancia con herramientas tecnológicas, como cámaras de seguridad con reconocimiento facial y sistemas de monitoreo en tiempo real, además de fortalecer el uso de SIG para la identificación de patrones delictivos y la optimización de la asignación de recursos policiales.

En Conclusión, Bogotá en 2025 sigue siendo el epicentro económico y político de Colombia, pero enfrenta retos significativos en términos de planificación urbana, seguridad y equidad social. La combinación de una expansión desordenada, la llegada constante de nuevos habitantes y la persistencia de la criminalidad requiere estrategias basadas en evidencia para mejorar la calidad de vida de sus ciudadanos; El análisis espacio-temporal del hurto a personas, apoyado en herramientas como los SIG y modelos predictivos, representa una oportunidad para fortalecer la seguridad y orientar la toma de decisiones informadas que contribuyan a la mitigación de este delito en la ciudad.

## **5.2 Conceptos fundamentales y aspectos sociales del delito**

El fenómeno de la criminalidad y la delincuencia ha sido objeto de estudio desde diversas disciplinas, dada su complejidad y su impacto en la vida social. Para abordar el hurto a personas en el contexto urbano colombiano, es imprescindible partir de una terminología precisa y de una comprensión integral de los conceptos clave.

La criminalidad puede entenderse, como un “fenómeno de masas constituido por el conjunto de las infracciones que se comenten en un tiempo y lugar dado” (Alcantara, 2023). Sin

embargo, la totalidad de los delitos cometidos —la llamada criminalidad real— rara vez es conocida en su totalidad, pues muchos hechos no son denunciados ni registrados. Por ello, se distinguen otras categorías como la criminalidad aparente, que corresponde a los delitos comunicados a las autoridades, y la criminalidad legal, que abarca aquellos que han sido judicializados y sancionados (Bracho Fuenmayor, 2022). Esta distinción es fundamental, ya que el análisis estadístico del hurto a personas se basa principalmente en la criminalidad aparente, es decir, en los datos reportados y recolectados por las autoridades competentes.

La delincuencia, por su parte, se define en función de la existencia previa de la ley penal, su violación y la reacción social que dicha transgresión ocasiona. Así, toda acción u omisión voluntaria que quebranta la ley se califica como delito, mientras que actos involuntarios o cometidos bajo coacción quedan fuera de este análisis. Esta precisión conceptual permite delimitar el objeto de estudio y diferenciar el hurto de otros fenómenos sociales, como la desobediencia civil, que, aunque implica la transgresión de normas, persigue fines distintos y tiene efectos sociales diferentes.

En el ámbito de la tipificación, la criminología distingue entre delincuencia común y delincuencia organizada. La primera se caracteriza por ser cometida por individuos o pequeños grupos, sin gran planeación ni permanencia, y es la de mayor incidencia en Colombia (Céspedes Mora, 2020). El hurto a personas, en particular, se enmarca dentro de la delincuencia común y constituye el delito más referenciado y denunciado (Bracho Fuenmayor, 2022). Esta prevalencia se explica, en parte, por la enorme proporción de casos y actores involucrados, así como por la percepción de inseguridad que genera en la sociedad.

El análisis del hurto a personas requiere, además, considerar variables como la modalidad del hurto, el horario, el lugar, el tipo y número de víctimas, y el objeto hurtado. Estos elementos, junto con factores sociales, económicos y demográficos, permiten caracterizar el fenómeno y orientar la formulación de estrategias de prevención y control.

### **5.3 Factores asociados al hurto a personas**

El hurto a personas es un fenómeno complejo y multifactorial, cuya comprensión exige analizar la interacción de diversas variables sociales, económicas, demográficas y contextuales. Entre los factores más relevantes se encuentran la edad y el sexo de los involucrados, el origen

social, el tiempo y lugar de ocurrencia, la etnia, las condiciones socioeconómicas y el nivel educativo. Estos elementos no solo influyen en la probabilidad de que una persona sea víctima o victimario, sino que también determinan la distribución y dinámica del delito en el espacio urbano.

La literatura especializada coincide en que no existe una causa única para la delincuencia; por el contrario, se trata de un fenómeno multidimensional en el que confluyen circunstancias individuales, familiares, comunitarias y estructurales (Céspedes Mora, 2020). Por ejemplo, la pobreza, el desempleo, la falta de oportunidades educativas y la debilidad de los lazos comunitarios suelen asociarse con una mayor incidencia de hurtos en contextos urbanos. Sin embargo, también es necesario considerar factores subjetivos, como la percepción de impunidad o la normalización social de ciertas conductas, que pueden incidir en la decisión de delinquir.

En el caso específico de Bogotá y otras grandes ciudades colombianas, la alta densidad demográfica, la movilidad constante de la población y la heterogeneidad social generan escenarios propicios para la ocurrencia de hurtos a personas. Además, la concentración de actividades económicas y comerciales en determinadas zonas urbanas incrementa la exposición al riesgo y la oportunidad para la comisión de este tipo de delitos (Mejía et al., 2014).

La identificación y análisis de estos factores resulta fundamental para el diseño de políticas públicas y estrategias de prevención focalizadas, así como para la implementación de herramientas tecnológicas que permitan captar y analizar la diversidad de variables asociadas al hurto a personas.

#### **5.4 El hurto y el espacio geográfico**

El delito, como fenómeno social, posee una dimensión espacial inherente: ocurre en algún lugar y responde a dinámicas territoriales específicas. Desde la cartografía tradicional hasta los actuales SIG, la representación espacial del crimen ha sido clave para comprender sus patrones y tendencias. Históricamente, la cartografía del crimen ha evolucionado a través de diferentes escuelas. La escuela cartográfica o geográfica, que surgió en Francia e Inglaterra entre 1830 y 1890, se basó en el análisis de datos sociales recolectados por instituciones y gobiernos, revelando la influencia de la riqueza y la distribución demográfica en la incidencia del delito. Posteriormente, la escuela tipológica del siglo XX centró su atención en la relación entre las características individuales y la criminalidad, mientras que la escuela de Chicago, en la década de 1920, estudió las variaciones geográficas de las condiciones sociales y su relación con el crimen (Rojas, 2017).

Estas perspectivas clásicas han evolucionado y se complementan hoy con la criminología ambiental y espacial moderna, que utiliza SIG, análisis estadísticos espaciales y técnicas de big data para mapear, entender y predecir patrones delictivos. Este enfoque interdisciplinario permite un análisis más integral que considera factores individuales, sociales y ambientales, ofreciendo herramientas más precisas para el diseño de políticas públicas y estrategias de prevención del delito («Crime Mapping and Spatial Analysis», 2017).

En la actualidad, el uso de SIG ha revolucionado el análisis espacial del delito, permitiendo la integración y visualización de grandes volúmenes de datos georreferenciados. Estas herramientas facilitan la identificación de zonas críticas, la detección de patrones espacio-temporales y la correlación del hurto a personas con factores sociales, económicos y urbanos. Así, el análisis geográfico se convierte en un insumo fundamental para la toma de decisiones en materia de seguridad ciudadana y para la formulación de intervenciones focalizadas. Diversos estudios han demostrado la eficacia de los SIG para identificar zonas críticas de hurto en ciudades como Bogotá, Mumbai y Baltimore, permitiendo focalizar las intervenciones y optimizar la asignación de recursos (Bernal-Urrutia & Riascos-Ochoa, s. f.; Joshi et al., 2019).

No obstante, la efectividad de los SIG depende en gran medida de la calidad, actualización y centralización de las bases de datos delictivos, así como de la articulación entre las diferentes entidades encargadas de la seguridad ciudadana. La experiencia internacional y nacional evidencia que la integración de información y la cooperación institucional son factores clave para maximizar el impacto de estas herramientas en la prevención y control del hurto a personas.

### **5.5 Análisis espacio- temporal y modelos predictivos en criminología**

El análisis espacio-temporal del delito combina la dimensión geográfica con la evolución temporal de los eventos delictivos, permitiendo identificar patrones recurrentes y anticipar posibles escenarios futuros. Herramientas como los mapas de calor, el análisis de puntos calientes y las series temporales han demostrado ser eficaces para visualizar la concentración y dispersión del hurto a personas en el tiempo y el espacio.

En los últimos años, el desarrollo de modelos predictivos, basados en técnicas estadísticas y de aprendizaje automático, ha permitido anticipar la ocurrencia de hurtos y optimizar la asignación de recursos policiales (Esquivel et al., 2020). Estos modelos pueden incorporar

variables como la estacionalidad, la proximidad a infraestructuras críticas, la densidad poblacional y los antecedentes delictivos, entre otros, para generar predicciones más precisas y útiles para la gestión de la seguridad urbana. Modelos predictivos aplicados en ciudades como Baltimore han logrado anticipar la ocurrencia de delitos con altos niveles de precisión, lo que evidencia el potencial de estas herramientas para la gestión de la seguridad urbana (Esquivel et al., 2020).

No obstante, el uso de modelos predictivos en criminología plantea desafíos éticos y metodológicos, como el riesgo de sesgos en los datos, la protección de la privacidad de las personas y la necesidad de validar continuamente los resultados obtenidos. Por ello, es fundamental que la aplicación de estas herramientas se realice bajo principios de transparencia, responsabilidad y respeto a los derechos fundamentales.

## 6. Marco normativo

### 6.1 Marco legal nacional sobre el hurto a personas

En el contexto colombiano, el hurto a personas constituye uno de los delitos de mayor impacto social y es abordado de manera específica en la legislación penal. El Código Penal Colombiano, Ley 599 de 2000, en su artículo 239, define el hurto como “...el que se apodere de una cosa mueble ajena, con el propósito de obtener provecho para sí o para otro...”(*Ley 599 de 2000 - Gestor Normativo*, s. f.), estableciendo así los elementos esenciales de este delito. Esta definición es fundamental para delimitar el objeto de estudio en investigaciones sobre criminalidad urbana, ya que permite diferenciar el hurto de otras conductas ilícitas.

El artículo 240 del mismo código introduce el concepto de hurto calificado, el cual se configura cuando el delito se comete bajo circunstancias agravantes, tales como el uso de violencia sobre las personas, la introducción en inmueble ajeno, o la utilización de medios que faciliten la comisión del delito. Estas agravantes no solo incrementan la pena, sino que también reflejan la complejidad y diversidad de modalidades en las que puede presentarse el hurto en entornos urbanos como Bogotá.

La Ley 890 de 2004 (*Ley 1801 de 2016 - Gestor Normativo*, s. f.) modificó y adicionó el Código Penal, incrementando las penas para varios delitos, incluido el hurto, como respuesta al aumento de la criminalidad y la percepción de inseguridad en las ciudades. Esta reforma buscó fortalecer la capacidad disuasiva del sistema penal y mejorar la protección de los bienes de los ciudadanos. Por ejemplo, tras la entrada en vigor de esta ley, las penas para el hurto simple y calificado se endurecieron, lo que ha tenido un impacto en la judicialización de los casos y en la percepción de la ciudadanía sobre la efectividad de la justicia.

Por otro lado, la Ley 1826 de 2017 (Función Pública, 2016) introdujo el procedimiento penal abreviado, diseñado para agilizar la investigación y el juzgamiento de delitos menores, entre los que se encuentra el hurto simple. Este procedimiento ha permitido reducir los tiempos procesales y descongestionar los despachos judiciales, facilitando una respuesta más eficiente ante la alta incidencia de hurtos en ciudades como Bogotá. Según informes de la Fiscalía General de la Nación (Nación, 2022), la implementación de este procedimiento ha contribuido a mejorar la tasa de resolución de casos y a fortalecer la confianza de la ciudadanía en las instituciones de justicia.

En síntesis, el marco legal nacional establece las bases para la tipificación, investigación y sanción del hurto a personas, proporcionando herramientas normativas que respaldan el análisis espacio-temporal de este delito y la formulación de estrategias de prevención y control.

## **6.2 Código Nacional de Seguridad y Convivencia Ciudadana (Código de Policía)**

El Código Nacional de Seguridad y Convivencia Ciudadana, promulgado mediante la Ley 1801 de 2016, constituye el principal instrumento normativo para la regulación de la convivencia y la seguridad en el espacio público colombiano. Este código reconoce la importancia de la prevención y el control del hurto como elementos esenciales para garantizar la tranquilidad y el bienestar de la ciudadanía (*Ley 1801 de 2016 - Gestor Normativo*, s. f.).

Entre las disposiciones más relevantes, el Código de Policía faculta a las autoridades para realizar controles preventivos en espacios públicos, regular actividades comerciales susceptibles de facilitar la comisión de hurtos (como la compraventa de objetos usados) y promover la denuncia ciudadana como mecanismo fundamental para la acción institucional. Además, establece medidas administrativas como la imposición de comparendos, la incautación de objetos y la restricción de actividades que puedan poner en riesgo la seguridad de las personas.

Un aspecto destacado de esta normativa es la promoción de la corresponsabilidad entre la ciudadanía y las autoridades. El artículo 8 de la Ley 1801 señala que “la seguridad y la convivencia son un derecho y un deber de todos” (*Ley 1801 de 2016 - Gestor Normativo*, s. f.), enfatizando la necesidad de una participación activa de la comunidad en la prevención del delito. En este sentido, el Código de Policía fomenta la utilización de tecnologías de la información, como los SIG, para la identificación de patrones delictivos y la focalización de acciones preventivas en zonas de mayor riesgo.

En el caso de Bogotá, la administración distrital ha implementado estrategias basadas en el Código de Policía, como la instalación de cámaras de videovigilancia, el patrullaje inteligente y la articulación de redes de apoyo ciudadano, con el objetivo de reducir la incidencia del hurto a personas y mejorar la percepción de seguridad en la ciudad.

### **6.3 Articulación institucional y políticas públicas**

La prevención y el control del hurto a personas en Bogotá requieren la coordinación de múltiples actores institucionales, tanto a nivel nacional como local. La Policía Nacional, la Secretaría de Seguridad, Convivencia y Justicia, y las alcaldías locales desempeñan un papel central en la implementación de políticas públicas orientadas a la reducción de este delito.

En los últimos años, Bogotá ha adoptado estrategias integrales que combinan la acción policial con intervenciones sociales y urbanísticas. Por ejemplo, el Plan Integral de Seguridad, Convivencia y Justicia del Distrito Capital (Líneas estratégicas, estrategias y acciones del PISCCJ, 2020) contempla la utilización de herramientas tecnológicas, como los SIG y los sistemas de videovigilancia, para identificar zonas críticas y optimizar la asignación de recursos. Asimismo, se han desarrollado campañas de sensibilización y programas de prevención dirigidos a comunidades vulnerables, con el fin de fortalecer la cohesión social y reducir los factores de riesgo asociados al hurto.

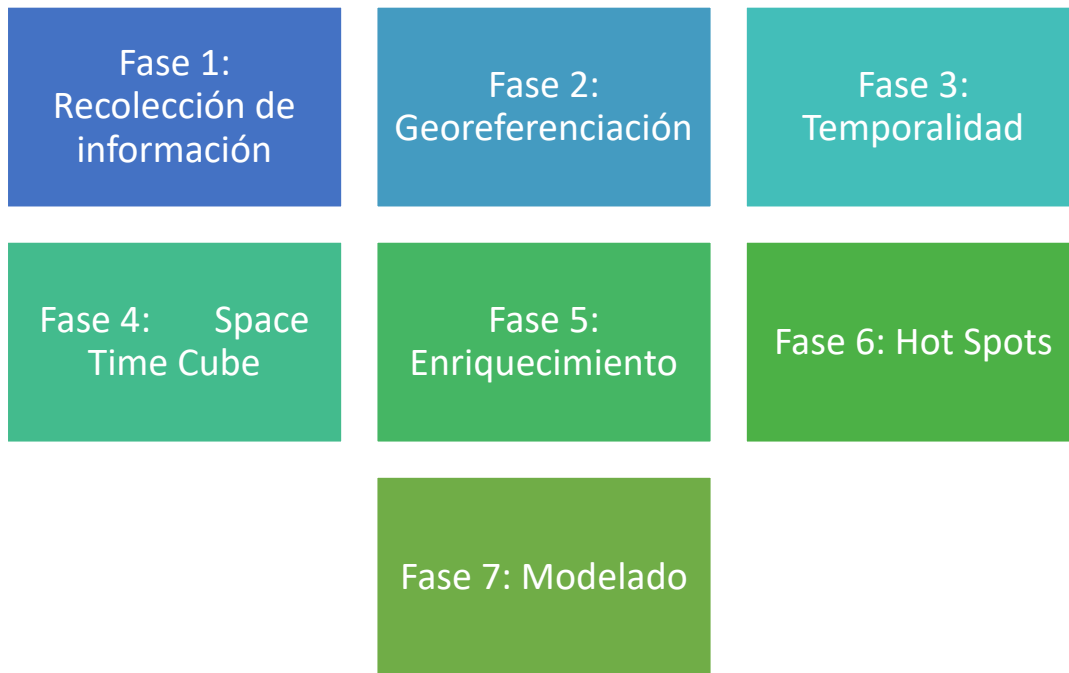
La articulación entre las diferentes entidades permite una respuesta más efectiva y coordinada frente a la dinámica delictiva, facilitando el intercambio de información, la planificación de operativos conjuntos y la evaluación de resultados. Además, la participación de la ciudadanía, a través de la denuncia y la colaboración con las autoridades, es un elemento clave para el éxito de las políticas públicas en materia de seguridad.

En conclusión, el marco normativo y legal colombiano proporciona las bases para la comprensión, análisis y abordaje del hurto a personas, integrando disposiciones penales, administrativas y de protección de datos, así como estrategias de articulación institucional que permiten enfrentar este fenómeno de manera integral y sostenible.

## 7. Metodología

La presente investigación adopta un enfoque cuantitativo, apoyado en técnicas de análisis espacio-temporal y modelado predictivo. El uso de SIG permite la integración, procesamiento y visualización de datos delictivos, facilitando la identificación de patrones y tendencias en la ocurrencia del hurto a personas en Bogotá, siendo este un estudio de tipo descriptivo y correlacional. Se analiza la evolución del hurto a personas en Bogotá durante el periodo 2010-2020 permitiendo identificar tendencias, zonas críticas y factores asociados a la dinámica delictiva. Ahora bien, el proyecto se realizó en 7 fases como se ve en la siguiente imagen:

*Figura 1: Flujoograma general de actividades*



La información utilizada para el análisis se descargó del portal oficial de la Policía Nacional de Colombia (CISC, s. f.), específicamente de la sección de estadística delictiva 1. Esta plataforma proporciona datos consolidados y desagregados por variables de tiempo, modo y lugar, permitiendo la descarga de archivos en formato Excel para diferentes tipos de delitos, incluido el hurto a personas.

Los datos utilizados provienen del Sistema de Información Estadístico, Delincuencial Contravencional y Operativo de la Policía Nacional (SIEDCO), los cuales son actualizados mensualmente por la Dirección de Investigación Criminal e INTERPOL. Se seleccionaron los registros correspondientes al periodo 2010 hasta enero de 2020, dado que a partir de esa fecha la información disponible no contiene todas las variables necesarias. Por ello, se trabajó únicamente con los datos que incluyen de manera completa variables clave como fecha, hora, ubicación geográfica, modalidad del hurto y características asociadas, asegurando así la integridad y consistencia del análisis.

La utilización de esta fuente garantiza la confiabilidad y actualidad de la información, cumpliendo con los lineamientos de confidencialidad y uso estadístico establecidos por la Ley 1581 de 2012 y la Ley 1712 de 2014.

### **7.1. Variables**

Las variables principales para analizar serán:

- Variables Hurto: Barrio, Zona, Clase de sitio, Arma Empleada, Movilización del agresor, movilización de la víctima, edad, sexo, estado civil, ocupación, escolaridad.
- Variables contextuales: Estrato, m<sup>2</sup>/habitante, población, Centro de Atención Inmediata (CAI) i, paraderos del Sistema Integrado del Transporte (SITP), gastrobares, cámaras de vigilancia.

### **7.2. Procedimientos de análisis**

El proceso metodológico se desarrollará en las siguientes etapas:

#### ***Descarga y depuración***

Se realizó la debida descarga de la información mediante la página:  
<https://www.policia.gov.co/estadistica-delictiva?page=1>

Figura 2: Descarga de información

DELITO DE IMPACTO	AÑO	DESCARGABLE
Hurto a personas	2015	<a href="#">Ver archivo</a>
Hurto a personas	2014	<a href="#">Ver archivo</a>
Hurto a personas	2013	<a href="#">Ver archivo</a>
Hurto a personas	2012	<a href="#">Ver archivo</a>
Hurto a personas	2011	<a href="#">Ver archivo</a>
Hurto a personas	2010	<a href="#">Ver archivo</a>

Al consultar la página fue posible descargar la información desde el 2010 hasta el 2020 con la información de las variables señaladas, sin embargo a partir del 2021, y al intentar realizar la descarga se evidenció que la información no contaba con las variables necesarias para el estudio, por lo que se procedió a solicitar la información al ministerio de defensa y la policía nacional mediante el radicado No. 705182-202506, para el cual en el comunicado oficial No GS-2025-369847-MEBOG en donde se informó que “..la información discriminada por modalidad, estación, CAÍ, cuadrante, son para uso institucional y su difusión es restringida para las entidades y personas ajenas a la institución, variables únicamente útiles para la planeación y seguimiento del servicio de Policía; a su vez la información solicitada como datos personales, latitud y longitud, dirección, placas, NUNC, son catalogadas en la clasificación de la información como reservadas.”(P. Vesga Suarez, comunicación personal, 26 de junio de 2025). Debido a esto, se realiza el estudio desde el 2010 al 2020.

Ahora bien, se revisó la información de todos los archivos teniendo en cuenta que todos tuvieran el mismo formato y unificándolos en un mismo archivo y dejando unificadas las filas de interés.

Posterior a eso se procede a realizar una limpieza de la información para lo cual se identifican y eliminan columnas innecesarias (Figura 3), posteriormente se unifican las columnas duplicadas (Dia vs Día), para este caso se combina la información para que quede toda en una sola columna y posteriormente se eliminar. Adicionalmente, se identifica si existe columnas que no tienen datos, para ser eliminadas.

Figura 3: Limpieza de información en Python

```
global df
df = pd.read_csv(r'D:\Universidad\Maestria\ProyectoGradoMaestria\DATOSV1\hurtos_unificado.csv',
Low_memory=False)
df = df.loc[:, ~df.columns.str.contains('^Unnamed')]
print("Columnas después de eliminar 'Unnamed':", df.columns)
df['Día'] = df['Día'].combine_first(df['Dia'])
df['Clase de sitio'] = df['Clase de sitio'].combine_first(df['Clasesitio'])
df['Arma empleada'] = df['Arma empleada'].combine_first(df['ArmaEmpleada'])
df['Móvil Agresor'] = df['Móvil Agresor'].combine_first(df['MovilAgresor'])
df['Móvil Victima'] = df['Móvil Victima'].combine_first(df['MovilVictima'])
df['Estado civil'] = df['Estado civil'].combine_first(df['EstadoCivil'])
df['País de nacimiento'] = df['País de nacimiento'].combine_first(df['Pais'])
df['Clase de empleado'] = df['Clase de empleado'].combine_first(df['Empleado'])
df['Profesión'] = df['Profesión'].combine_first(df['Profesion'])
df['Código DANE'] = df['Código DANE'].combine_first(df['CodDANE'])
df = df.drop(
    columns=['Dia', 'Clasesitio', 'ArmaEmpleada', 'MovilAgresor', 'MovilVictima',
'EstadoCivil', 'Pais', 'Empleado',
'Profesion', 'CodDANE'], errors='ignore')
df.dropna(axis=1, how='all', inplace=True)
df = df.drop(columns=['MINISTERIO DE DEFENSA NACIONAL'], errors='ignore')
```

Ahora bien, se realiza un análisis básico de la información en donde se tiene que existen 2.436.586 registros de los cuales existían filas sin información las cuales se eliminaron y corresponde a 82.584 registros, por lo cual se trabajara con 2.354.002 registros. Estos corresponden a la cantidad de hurtos a personas a nivel Colombia, en el caso de este proyecto solo se utilizarán los registros correspondientes a Bogotá, los cuales son 793.886 registros de hurtos.

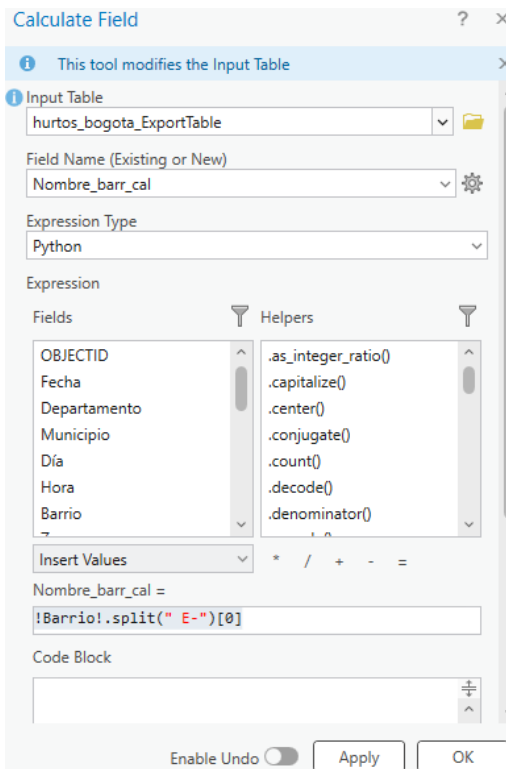
### ***Georreferenciación y análisis espacial***

Luego de tener el archivo csv con la información solo de Bogotá, se procede a ingresarlo en una GDB para mejorar el manejo de los datos. Posteriormente se verifica que toda la información de la columna “barrio” este diligenciada puesto que esta servirá como llave para realizar la georeferenciación. Así se identificó que de los 793.886 existen 1.250 registros sin identificación

de barrio, por lo que se procede a eliminarlos puesto que no es posible georreferenciarlos, debido a esto se trabajara con 792.636 registros.

Ahora bien, se procede a utilizar la capa descargada del IDECA, en esta capa se encuentra el nombre de los sectores catastrales que para efectos del proyecto relaciona directamente con el nombre de los barrios. Sin embargo, la información en el campo de barrio se encuentra con más caracteres ejemplo “POLO CLUB E-12” y el sector debería ser “Polo Club” para lo cual se creó un campo nuevo en la tabla denominado “Nombre\_barr\_cal” el cual fue calculado como se muestra en la Figura 4:

*Figura 4: Limpieza de campo barrio*



Y con esto se eliminaron los caracteres adicionales, sin embargo, se evidencio que no era suficiente, por lo que se procedió a normaliza la información mediante un Notebook en ArcgisPro en donde se quitaron las tildes, caracteres especiales, duplicados en la capa de sectores, y con esto se realizó un emparejamiento difuso mediante la función Fuzzy, la cual permite manejar variaciones y errores en los datos de entrada, permitiendo manejar variaciones y errores en los

datos de entrada; esto hace referencia a que no requiere coincidencias exactas sino grados de similitud, lo que reduce significativamente la pérdida de datos por errores menores.

Ahora bien, para la normalización se utilizaron 4 niveles de procesamiento, cada uno con diferentes criterios de normalización. El primero es una normalización básica, en donde se eliminan los acentos utilizando “unidecode” para normalizar caracteres especiales, conversión a formato UPPERCASE, eliminación de apostrofes, espacios extras y manejo de valores nulos Figura 5.

Figura 5: Normalización de información.

```
def normalizar(texto):  
    if pd.isna(texto):  
        return None  
    return (unidecode(str(texto)).upper()  
            .replace("Á", "A").replace("É", "E")  
            .replace("Í", "I").replace("Ó", "O")  
            .replace("Ú", "U").replace("'", "")  
            .replace(" ", "").strip())
```

Posteriormente se realiza el primer Fuzzy Matching Primario (Umbral  $\geq 90$ ), este mediante el algoritmo `fuzz.token_set_ratio`, el cual compara el conjunto de datos encontrando coincidencias mayores al 90%, esto ignorando espacios extras y manejando un reordenamiento si es necesario, por ejemplo "ALTO CHAPINERO E-2" vs "CHAPINERO ALTO E-2" Figura 6.

Figura 6: Normalización Fuzzy  $\geq 90$

```
for txt in unique_vals:  
    match, score, _ = process.extractOne(  
        txt, catalogo, scorer=fuzz.token_set_ratio  
    )  
    match_dict[txt] = (match, score)
```

De igual manera se implementó un fuzzy secundario con un umbral mayor o igual a 80, buscando la mejor coincidencia dentro del texto, mediante la función `fuzz.partial_ratio` la cual permitió identificar coincidencias del tipo "URB. LA FONTANA" vs "LA FONTANA", aunque tiene una menor precisión, fue de bastante ayuda ya que muchas veces los barrios referenciados no eran exactamente igual al sector catastral, lo que impedía un merge directo.

Por último, se realizó un mapeo manual de los registros sin coincidencia, en donde se identificó que nombre tiene en la capa de sectores como el caso de Colina Campestre, debido a que según la ubicación corresponde al sector de "IBERIA" y no referencia el nombre Colina por lo tanto en las búsquedas no tenía ninguna coincidencia y fue necesario realizarla manualmente. Así, en cada nivel se procesaron registros de la siguiente manera Tabla 1.

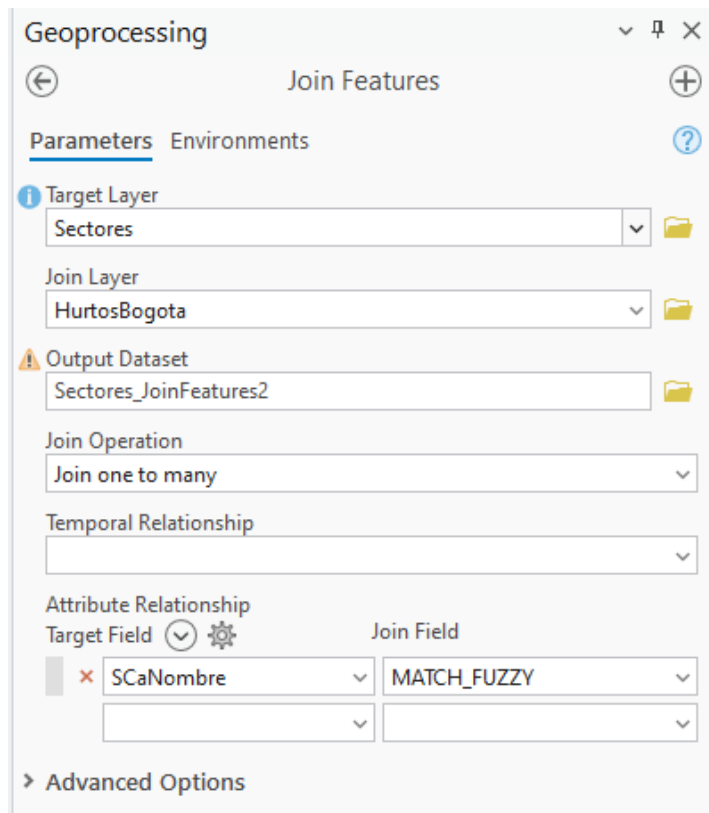
*Tabla 1: Grupos de emparejamiento de información de sectores*

<b>Grupo de emparejamiento</b>	<b>Registros</b>	<b>% sobre 793 886 hurtos</b>
Unión exacta (nombre idéntico)	2.024	0,3 %
Fuzzy $\geq 90$ % (muy alta similitud)	619.231	78,0 %
Fuzzy 80 – 89 %	115.421	14,5 %
Alias manual	26.165	3,3 %
Ajustados manualmente	31.045	4,17 %

Ahora bien, es importante aclarar que, aunque utilizamos el término "fuzzy logic" en el contexto de este proyecto, la implementación se basa específicamente en algoritmos de fuzzy string matching (coincidencia difusa de cadenas de texto) y no en sistemas de lógica difusa tradicional. Los algoritmos implementados (`fuzz.token_set_ratio`` y `fuzz.partial_ratio``) pertenecen a la familia de métodos de aproximación de similitud textual que calculan grados de similitud entre cadenas de caracteres. Estos algoritmos utilizan métricas de distancia de edición y comparación de tokens para determinar qué tan similares son dos nombres de barrios, asignando un score numérico (0-100) que permite establecer umbrales de decisión. A diferencia de la lógica difusa tradicional que opera con conjuntos difusos y reglas de inferencia, nuestro enfoque se centra en la tolerancia a variaciones textuales mediante algoritmos de matching aproximado, lo que es más apropiado para el problema específico de normalización de nombres geográficos.

Luego de tener la información consistente y acorde a los sectores catastrales se procede a realizar un Join Features (Figura 7) para tener la información de manera geográfica y realizar los análisis correspondientes.

Figura 7: Geoproceso join feature

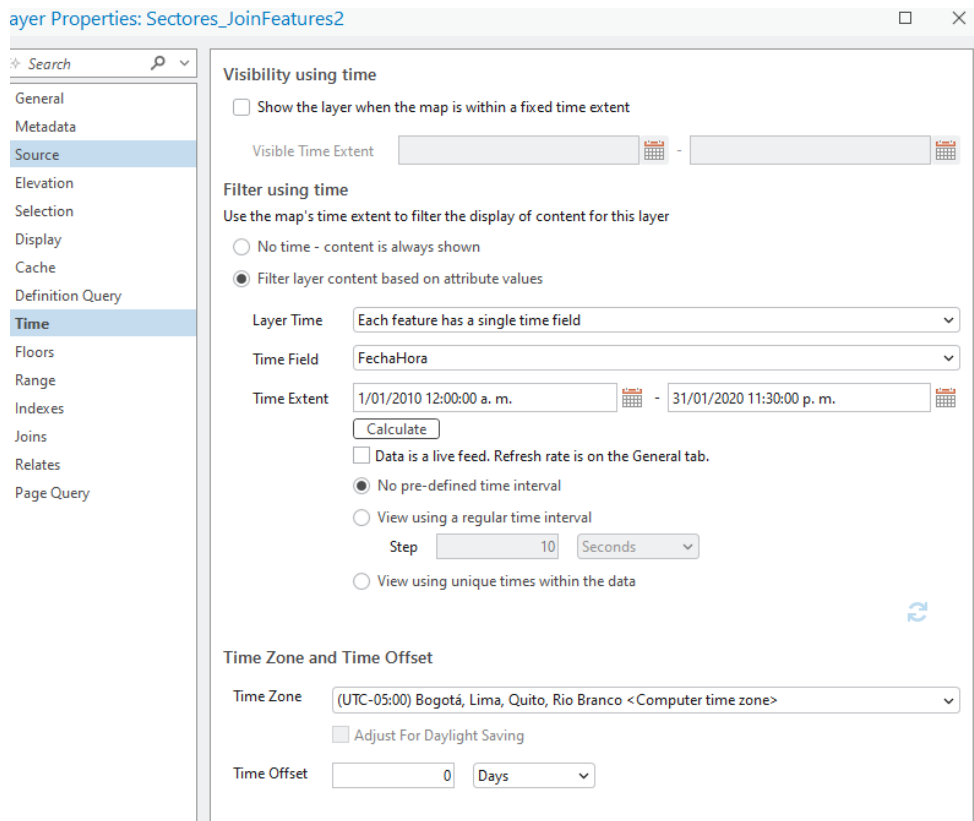


Posteriormente se añadió un campo que unifique la fecha y la hora y que sea tipo date, este campo se llamó FechaHora y se calculó de la siguiente manera:

```
datetime.datetime.strptime(!Fecha! + " " + !Hora!, "%Y-%m-%d %H:%M:%S")
```

Adicionalmente se realizaron las configuraciones necesarias para habilitar la dimensión temporal en ArcgisPro.

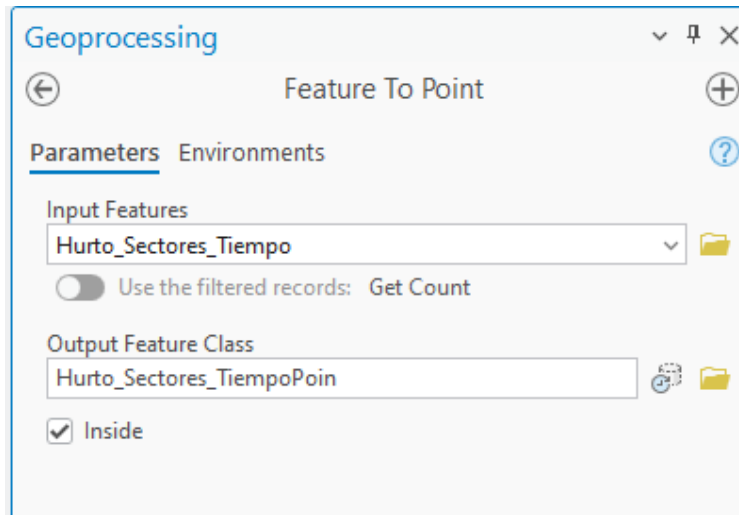
Figura 8: *Habilitación de la dimensión temporal en ArcgisPro*



### ***Creación del space- time cube***

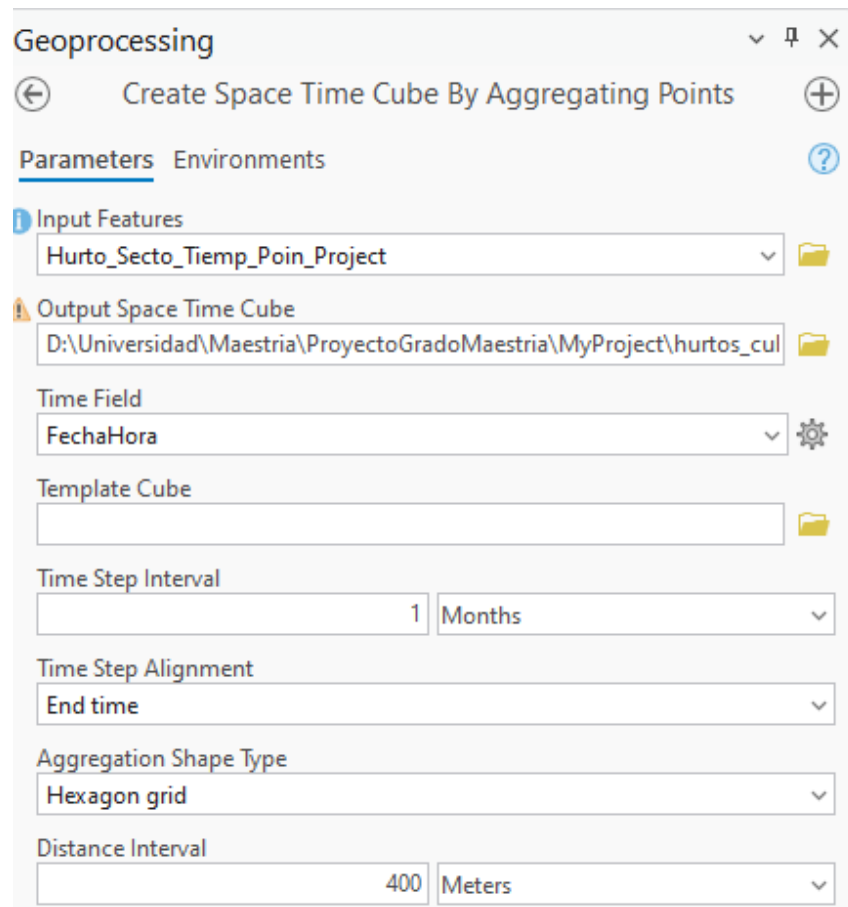
Se eligió este método debido a que ayuda a organizar los datos en 3 dimensiones X, y Y t, lo que hace que se pueda trabajar en series de tiempo, adicionalmente se trabajó principalmente con puntos, debido a que representa mejor la naturaleza del dato, y ocupa menor espacio para que se pueda trabajar de una manera más rápida, disminuyendo el riesgo de que el programa se bloquee o no pueda procesar, no obstante, también se creó el space- time cube asociado a los polígonos para que se pueda visualizar de una mejor manera lo cual se genera la capa de la siguiente manera:

*Figura 9: Feature to point*



Posteriormente se proyectó la capa a coordenadas origen único CTM 12 para poder así crear el space- Time Cube como se observa en la siguiente Figura 10:

Figura 10: creación del Space Time Cube

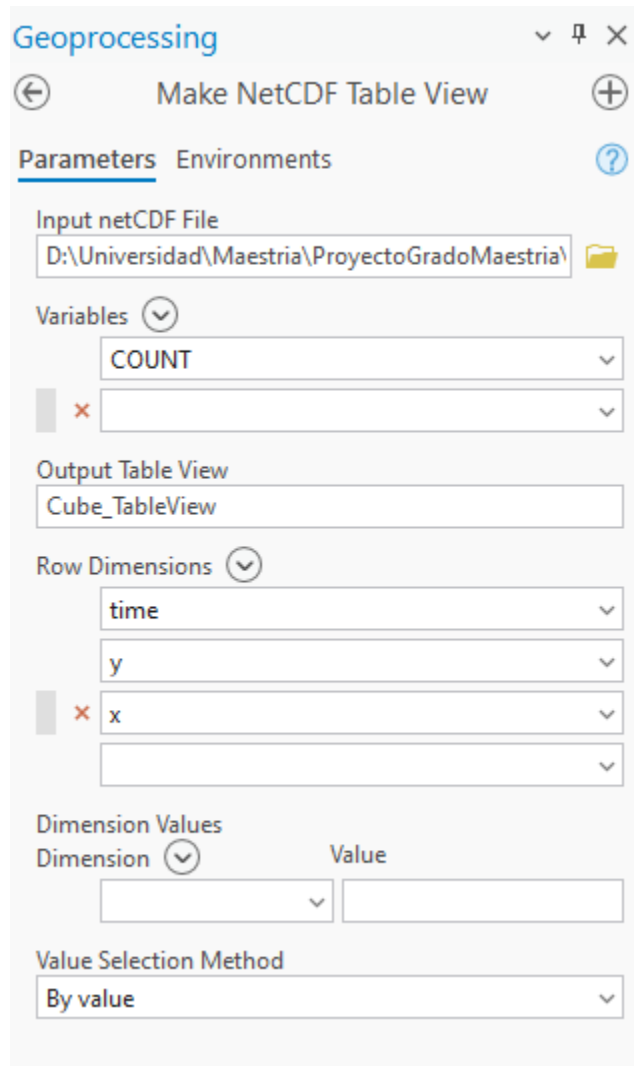


Probando con una distancia de intervalo de 400 metros, se utilizó también una grilla hexagonal, debido a que los sectores catastrales tienen formas heterogéneas y con diferencias significativas de áreas lo que dificulta el análisis de la información, en cambio de manera hexagonal, mejora el soporte estadístico y evita el sesgo entre barrios grandes y muy pequeños.

### *Análisis de puntos calientes*

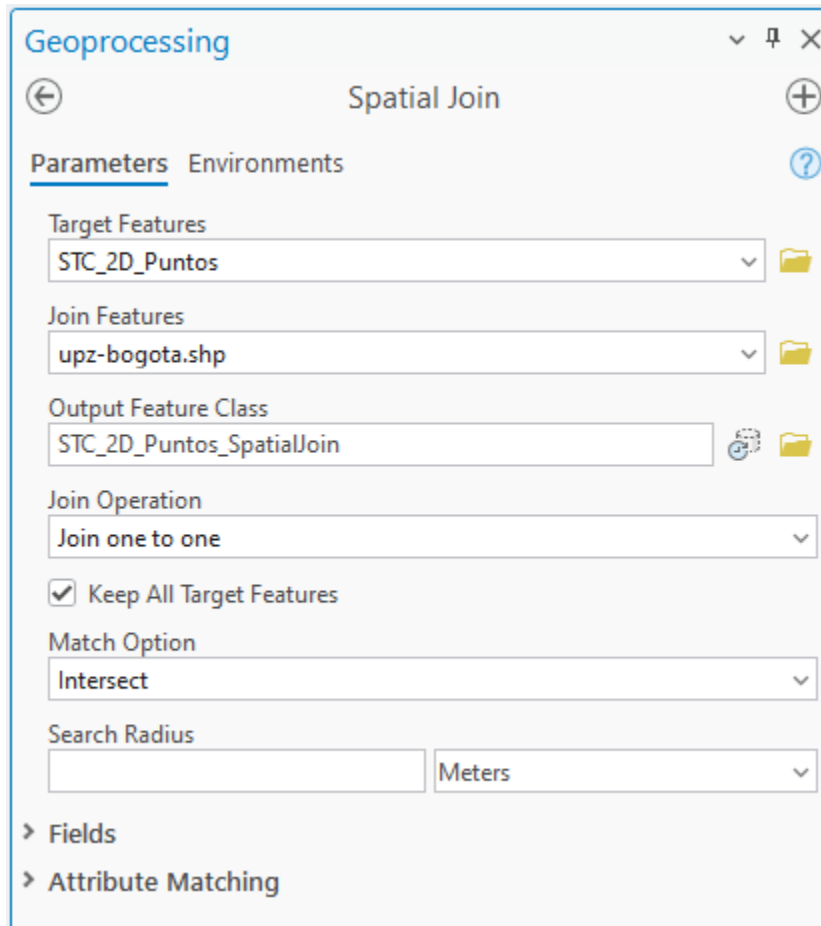
Ahora bien, se procede a realizar una tabla plana en donde se tenga cada celda por periodo de tiempo para ello se convierte el cubo en table mediante la herramienta Make NetCDF table View (Figura 11).

Figura 11: Geoproceso Make NetCDF Table view



Posteriormente con esta tabla se genera un feature de eventos en donde se incluyó información socioeconómica, como estratificación (*Estratificación Manzana Bogotá D.C. - Datos Abiertos Bogotá, 2025*), la información de UPZ (*UPZ Bogotá, s. f.*), para eso se realiza un Spatial Join con la información previamente descargada.

Figura 12: Geoproceso Spatial Join con información socioeconómica



Ahora bien, como no todos los puntos cuentan con información socioeconómica por ejemplo el campo de  $m^2$  *x* *habitante* viene dentro de la información de UPZ, que no se encuentra en la ruralidad, para eso se tomó según la información del DANE (*DANE - Censo Nacional de Población y Vivienda 2018*, s. f.) la población rural es aproximadamente 100.000 habitantes siendo Sumapaz la localidad con mayor ruralidad, y teniendo en cuenta que la superficie rural aproximada es de 75.000 hectáreas(Garcés et al., 2022), se realiza un cálculo aproximado del  $m^2$ .

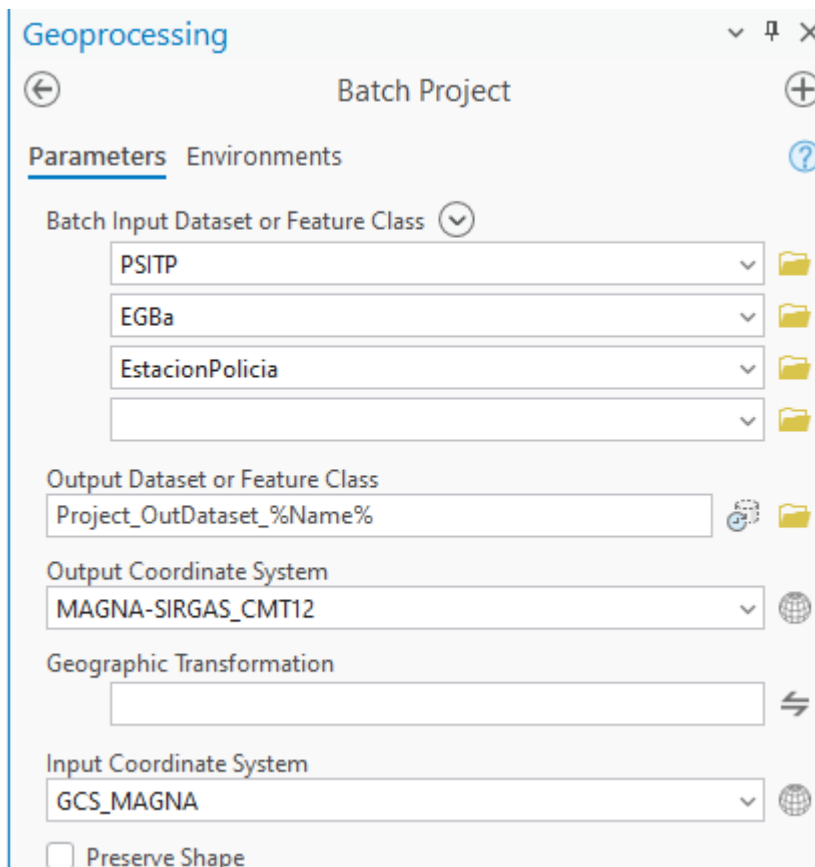
$$\frac{m^2}{habitantes} = \frac{Superficie\ rural\ (m^2)}{Población\ Rural}$$

Dando como resultado  $7.500m^2/habitante$ , tomando así este valor para lo puntos ubicados en zonas rurales y/o sin UPZ. Del mismo modo se adiciono el campo estrato, extraído de la información del Dane correspondiente a estratificación por manzanas, y para los predios rurales se

le asigno estrato 0 y los predios fuera de la zona -1 con el fin de no dejarlo nulos y que tengan un valor extremo.

Por otro lado, se procede a incluir la distancia a paraderos de SITP, establecimientos de gastronomía y bar, distancia a cámaras de vigilancia y estaciones de policía, para ello se descarga la información de la página de Datos Abiertos y se procede a proyectarla en el sistema que estamos manejando en nuestro proyecto CTM 12, como se observa en la Figura 13:

*Figura 13:Proyección masiva de coordenadas a CTM12*



Luego de tener las distancias calculadas mediante el proceso de Near se procedió a calcular las variables temporales para el estudio las cuales fueron día de la semana, mes, si es fin de semana o si es festivo, todas tipo short.

Figura 14: Tipo de variables

<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Dist_Bar	Dist_Bar	Double	<input checked="" type="checkbox"/>
<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Dist_SITP	Dist_SITP	Double	<input checked="" type="checkbox"/>
<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Dia_Sem		Short	<input checked="" type="checkbox"/>
<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Mes		Short	<input checked="" type="checkbox"/>
<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Es_FinSem		Short	<input checked="" type="checkbox"/>
<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Es_Festivo		Short	<input checked="" type="checkbox"/>

Click here to add a new field

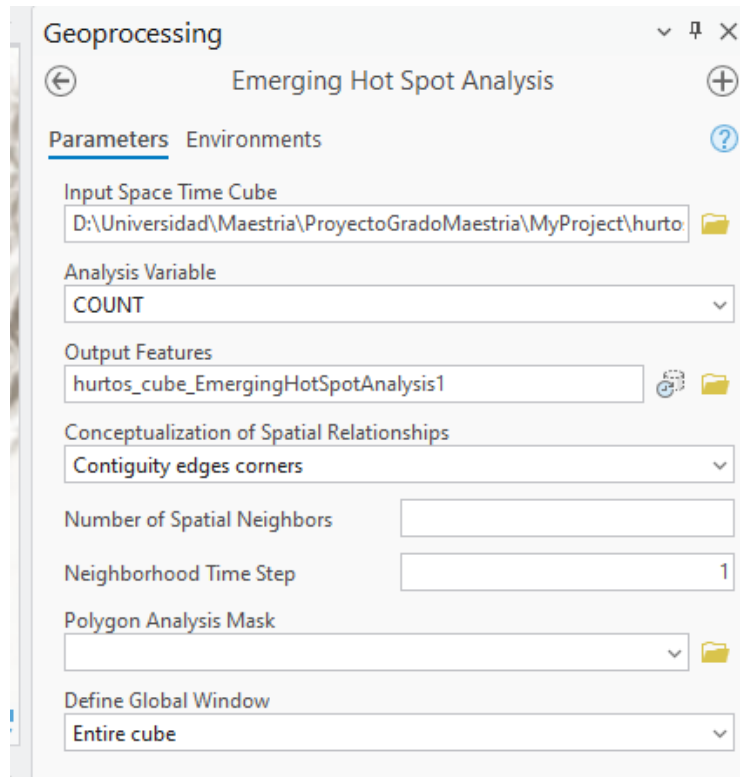
Ahora bien, para determinar si es un día festivo se utilizó la página web <https://www.festivos.com.co/historico>, de donde se consultó año a año los días festivos creando un archivo csv, con la información de la fecha de días festivos y esta se cargó como tabla para realizar un Join e identificar cuáles de los días registrados con hurtos eran festivos. Cabe señalar que del listado solo tuvo coincidencia el 30 de junio de 2014, el resto de los días festivos no registran hurtos.

#### ***Elaboración de mapas de calor y (hot spots)***

Para identificar patrones espacio-temporales en la ocurrencia de hurtos, se generaron mapas de calor y análisis de puntos calientes (hot spots) utilizando la herramienta Emerging Hot Spot Analysis de ArcGIS Pro. Esta herramienta permite detectar no solo las áreas donde los hurtos son más frecuentes, sino también cómo evolucionan estos patrones a lo largo del tiempo.

El análisis se realizó a partir del cubo espacio-temporal (space-time cube), que organiza los datos en celdas espaciales y periodos temporales. El cubo se utilizó como entrada en la herramienta, seleccionando la variable COUNT como variable de análisis y manteniendo la vecindad contiguity edges corners lo que significa que cada celda es evaluada en función de sus ocho vecinos espaciales más cercanos, y se estableció un *Neighborhood Time Step* de 1, para considerar también los periodos adyacentes en la dimensión temporal.

Figura 15: Geoproceso Emerging Hot Spot Analysis

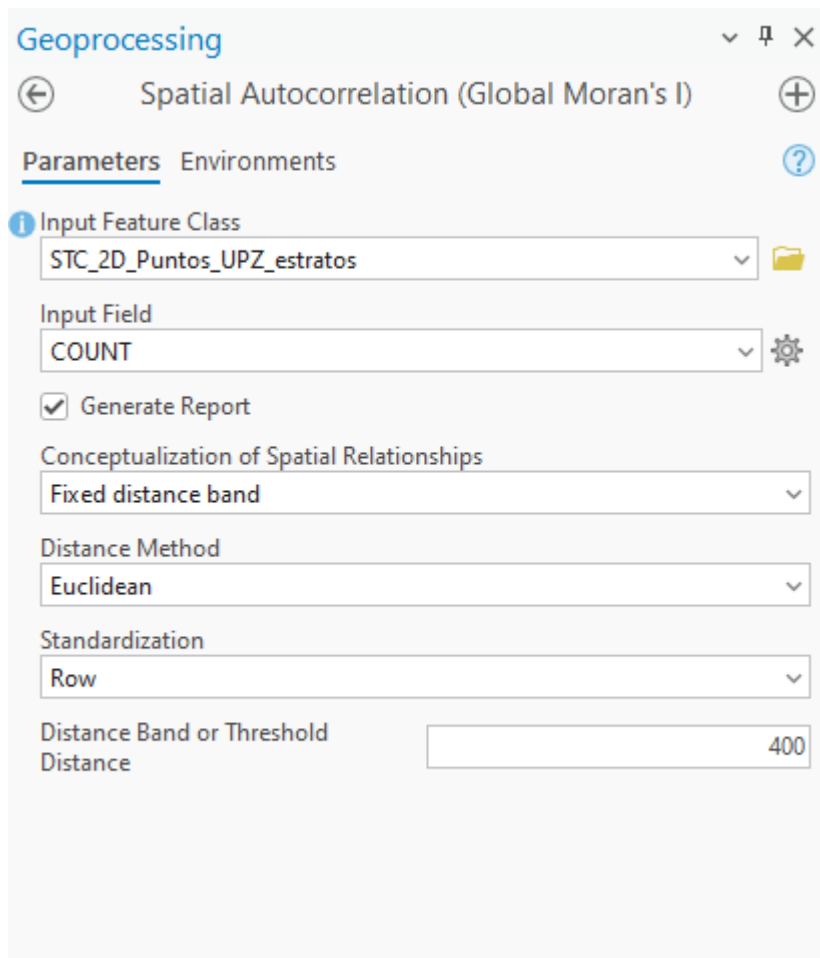


Emerging Hot Spot Analysis utiliza técnicas estadísticas para identificar zonas donde la concentración de hurtos es significativamente mayor (hot spots) o menor (cold spots) que lo esperado por azar, y clasifica estos patrones según su persistencia y evolución en el tiempo (por ejemplo, hot spots nuevos, intensificados, persistentes o intermitentes). Lo que permite detectar áreas críticas donde los hurtos tienden a concentrarse de manera persistentes o emergentes, a su vez analizar las dinámicas temporales de los delitos.

### ***Análisis de información***

Se realizaron pruebas que cuantifican que tan agrupados o dispersos está la información como la autocorrelación espacial global de Morgan's I la cual mide la correlación en función de las ubicaciones, para eso se utilizaron los parámetros que se observan en la Figura 16.

Figura 16: Geoproceso autocorrelación de Morgan's I



Cabe señalar que esto se hizo tanto de manera global como mes a mes para verificar y validar los cambios mensuales y así poder realizar la respectiva comparación.

### ***Modelado predictivo***

Con el objetivo de caracterizar y anticipar la ocurrencia de hurtos a personas en Bogotá, se desarrolló un modelo predictivo espacio-temporal utilizando la base de datos previamente estructurada. Esta base integró información agregada por celda espacial y periodo temporal, así como variables contextuales relevantes (socioeconómicas, espaciales y demográficas) como se describió anteriormente.

Para la predicción del número de hurtos por celda y periodo, se emplearon dos enfoques complementarios:

**Regresión de Poisson:** es un método estadístico perteneciente a la familia de modelos lineales generalizados, diseñado específicamente para modelar el número de ocurrencias de un evento en un área geográfica o período temporal determinado. Este enfoque es ampliamente utilizado en campos como la criminología y epidemiología.

En esta investigación, se empleó la regresión de Poisson para analizar la distribución espacial de hurtos a personas en diferentes sectores de Bogotá. El modelo incorporó variables explicativas como el estrato socioeconómico, la densidad poblacional y la proximidad a infraestructuras.

La regresión de Poisson se basa en la distribución de probabilidad de Poisson, que es especialmente apropiada para este tipo de análisis por las características de los datos: los hurtos se cuantifican como eventos enteros (0, 1, 2, 3...), no pueden tener valores negativos, y ocurren de manera independiente en el tiempo y espacio.

El modelo de Poisson asume que la media y la varianza de los datos son iguales (propiedad conocida como equidispersión), lo cual es fundamental para la validez de las estimaciones. Esta característica permite que el modelo proporcione coeficientes con interpretación directa, facilitando la cuantificación del efecto de cada variable explicativa sobre la tasa de ocurrencia de hurtos.

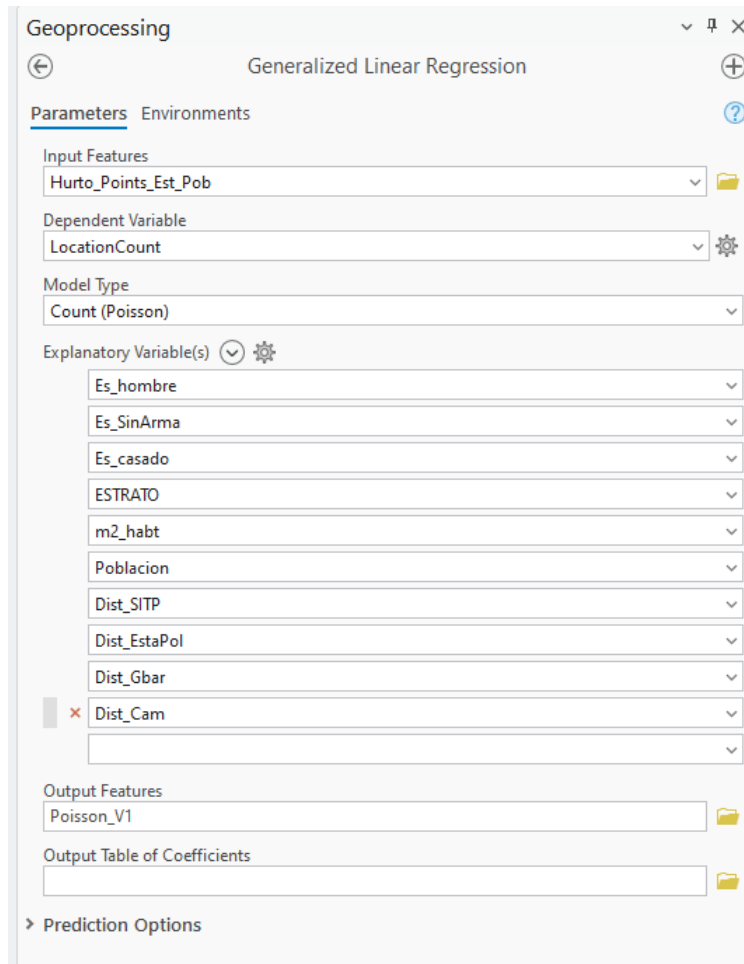
La predicción del modelo corresponde al número esperado de hurtos en una celda espacial y período temporal específicos, condicionado a las variables contextuales y situacionales. Una ventaja significativa de este enfoque es que, al estar fundamentado en una distribución de probabilidad bien definida, permite calcular la probabilidad de ocurrencia de al menos un hurto en una celda y período específicos.

Esta probabilidad se puede estimar mediante la fórmula:

$$P(Y \geq 1) = 1 - e^{-\lambda}$$

Donde  $\lambda$  es el valor predicho por el modelo para la celda o periodo de interés. Ahora bien, para aplicar el modelo se utilizó inicialmente la herramienta Generalized Linear Regression de ArcGIS Pro (Figura 17), sin embargo, debido a limitaciones técnicas relacionadas con la estructura de correlaciones entre variables predictoras, se implementó la solución final utilizando la librería statsmodels de Python, que es la herramienta estándar para modelos GLM -Generalized Linear Model (modelo lineal generalizado).

Figura 17: Geoproceso Generalized Linear Regression



Se aplicó utilizando como variable dependiente el conteo de hurtos (LocationCount) y como variables explicativas factores demográficos, socioeconómicos y espaciales (género, uso de arma, estrato, población, distancias a infraestructura, etc.). La implementación en Python permitió superar las limitaciones técnicas por multicolinealidad y obtener un modelo robusto que identificó el efecto de cada variable sobre la tasa de hurtos en Bogotá, utilizando para estas 15 variables predictoras de la siguiente manera Figura 18.

Figura 18: Variables predictoras Poisson

```
vars_predictoras = [  
    'ESTRATO', 'm2_habt', 'Poblacion', 'Dist_SITP',  
    'Dist_EstaPol', 'Dist_Gbar', 'Dist_Cam', 'Es_hombre',  
    'Es_mujer', 'Es_ConArma', 'Es_SinArma', 'Es_ApieVictima',  
    'Es_NoApieVictima', 'Es_casado', 'Es_soltero'  
]
```

Posteriormente se definen las variables predictoras y objetivo mediante las siguientes líneas Figura 19, lo que hace es “X” selecciona solo las columnas de variables predictoras, por otra parte “y” selecciona la columna que contiene el numero de hurtos, por lo cual, se puede decir que “X” corresponde a las variables independientes y “y” corresponde a la variable dependiente.

Figura 19: Tipos de variables Poisson

```
X = gdf_merged[vars_predictoras]  
y = gdf_merged['VALUE']
```

Ahora bien, se procede a realizar la división de los datos, esto para utilizar una cantidad de datos para probar el modelo y otra para probar cómo se comporta el modelo, para ellos se divide “X” en 80% train y 20% test, al igual que en la variable “y”.

Figura 20: División de variables Poisson

```
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(  
    X, y, test_size=0.2, random_state=42  
)
```

Adicionalmente es necesario agregar una contante a los datos de prueba, esta es necesaria para hacer predicciones, sin ella el modelo no funcionaria, en el caso de Python se realiza mediante “X\_test\_const = sm.add\_constant(X\_test)”, posteriormente se genera la predicción.

Figura 21: Modelo Poisson

```
y_pred_poisson = poisson_model.predict(X_test_const)
```

Ya con esto, se procede a calcular el error medio cuadrático y a exportar los resultados del modelo final.

**Random Forest:** Algoritmo de machine learning robusto un método de aprendizaje automático basado en la combinación de múltiples árboles de decisión para mejorar la precisión y robustez de las predicciones. Este modelo es especialmente útil para capturar relaciones no lineales

y complejas entre las variables predictoras y la variable objetivo, y permite identificar la importancia relativa de cada variable en la predicción del número de hurtos(Müller, 2024).

La base de datos fue dividida en conjuntos de entrenamiento (80%) y prueba (20%) para evaluar el desempeño de los modelos de manera objetiva. Las variables predictoras incluyeron estrato socioeconómico, área habitacional, población, distancias a infraestructura clave y proporciones de características demográficas y situacionales.

Este modelo se implementó en Python utilizando la librería scikit-learn, siguiendo las mejores prácticas de machine learning para regresión. La selección de variables predictoras se basó en un criterio estadístico objetivo: se utilizaron las 5 variables con mayor valor absoluto del estadístico  $z$  ( $|z|$ ) del modelo de Poisson, asegurando que las variables más significativas estadísticamente fueran incluidas en el modelo de machine learning.

El modelo Random Forest se configuró con 100 árboles de decisión, utilizando todos los núcleos disponibles del procesador para optimizar el tiempo de entrenamiento. El modelo fue entrenado con el 80% de los datos (72,793 observaciones) y evaluado con el 20% restante (18,199 observaciones), exportando tanto las predicciones como la importancia relativa de cada variable en formato CSV para su posterior análisis y documentación.

Figura 22: Código Python para modelo random forest

```
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score
import pandas as pd
import numpy as np

# Selección de variables
vars_rf = ['Dist_SITP', 'Dist_EstaPol', 'Dist_Gbar', 'Poblacion', 'ESTRATO']
X_train_rf = X_train[vars_rf]
X_test_rf = X_test[vars_rf]

# Entrenamiento del modelo
rf = RandomForestRegressor(n_estimators=100, random_state=42)
rf.fit(X_train_rf, y_train)

# Predicciones
y_pred_rf = rf.predict(X_test_rf)

# Importancia de variables
importancia_rf = rf.feature_importances_
importancia_df = pd.DataFrame({'Variable': vars_rf, 'Importancia': importancia_rf})
importancia_df.to_csv('importancia_variables_rf.csv', index=False)

# Exportar resultados
df_rf_resultados = X_test_rf.copy()
df_rf_resultados['observado'] = y_test
df_rf_resultados['prediccion_rf'] = y_pred_rf
df_rf_resultados['residuo_rf'] = y_test - y_pred_rf
df_rf_resultados.to_csv('resultados_rf.csv', index=False)

# Métricas del modelo
rmse_rf = np.sqrt(mean_squared_error(y_test, y_pred_rf))
r2_rf = r2_score(y_test, y_pred_rf)
print("RMSE (Random Forest):", rmse_rf)
print("R2 (Random Forest):", r2_rf)
```

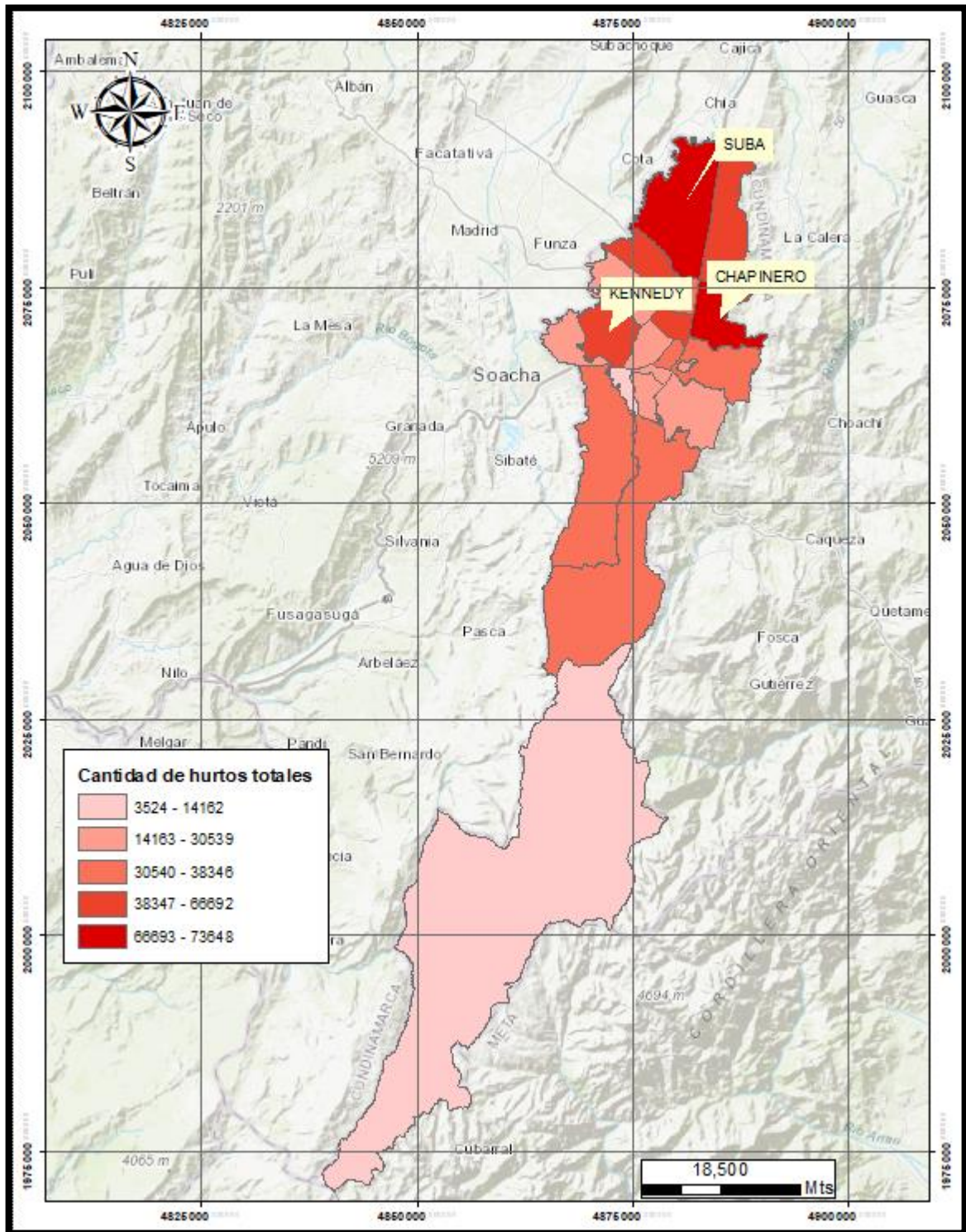
## **8. Resultados**

Este capítulo presenta los resultados obtenidos del análisis espacio-temporal de hurtos a personas en Bogotá, tomando como línea base los datos históricos recopilados entre los años 2010 y 2020. Esta línea base fue establecida con datos provenientes de fuentes oficiales como la Policía Metropolitana de Bogotá y complementados con información demográfica y socioeconómica de Bogotá.

### **8.1 Estadística descriptiva**

El análisis preliminar de la base de datos evidencia que la mayoría de los hurtos reportados en Bogotá corresponden a víctimas de sexo masculino, aunque también se observa una proporción significativa de casos en los que la víctima es de sexo femenino. Los barrios con mayor número de incidentes registrados son Chapinero, Suba y Kennedy (Figura 23) lo que sugiere una concentración de eventos en zonas específicas de la ciudad. En cuanto al lugar de ocurrencia, la vía pública destaca como el escenario más frecuente, seguida por el sistema de transporte TransMilenio y las viviendas particulares. Respecto al uso de armas, en la mayoría de los casos no se reporta el empleo de ningún tipo de arma, aunque también se identifican incidentes con armas blancas y de fuego. Finalmente, la gran mayoría de los hurtos se concentran en la zona urbana, mientras que los reportes en áreas rurales son considerablemente menores.

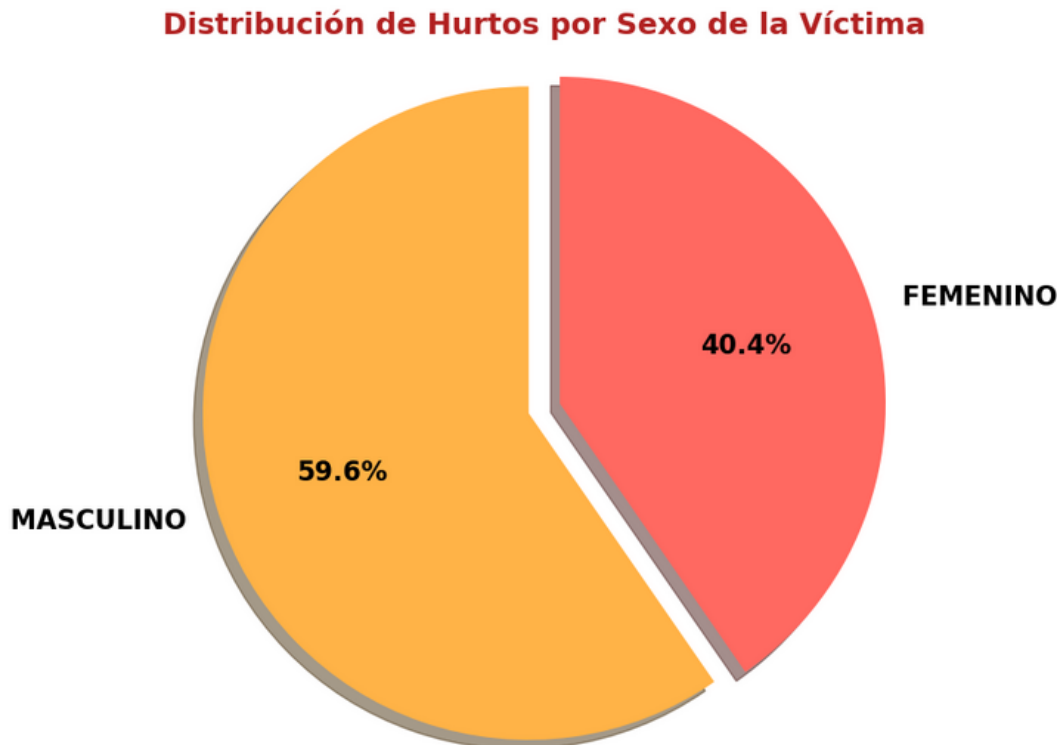
Figura 23: Localización mayor número de incidentes



### *Análisis de variables básicas*

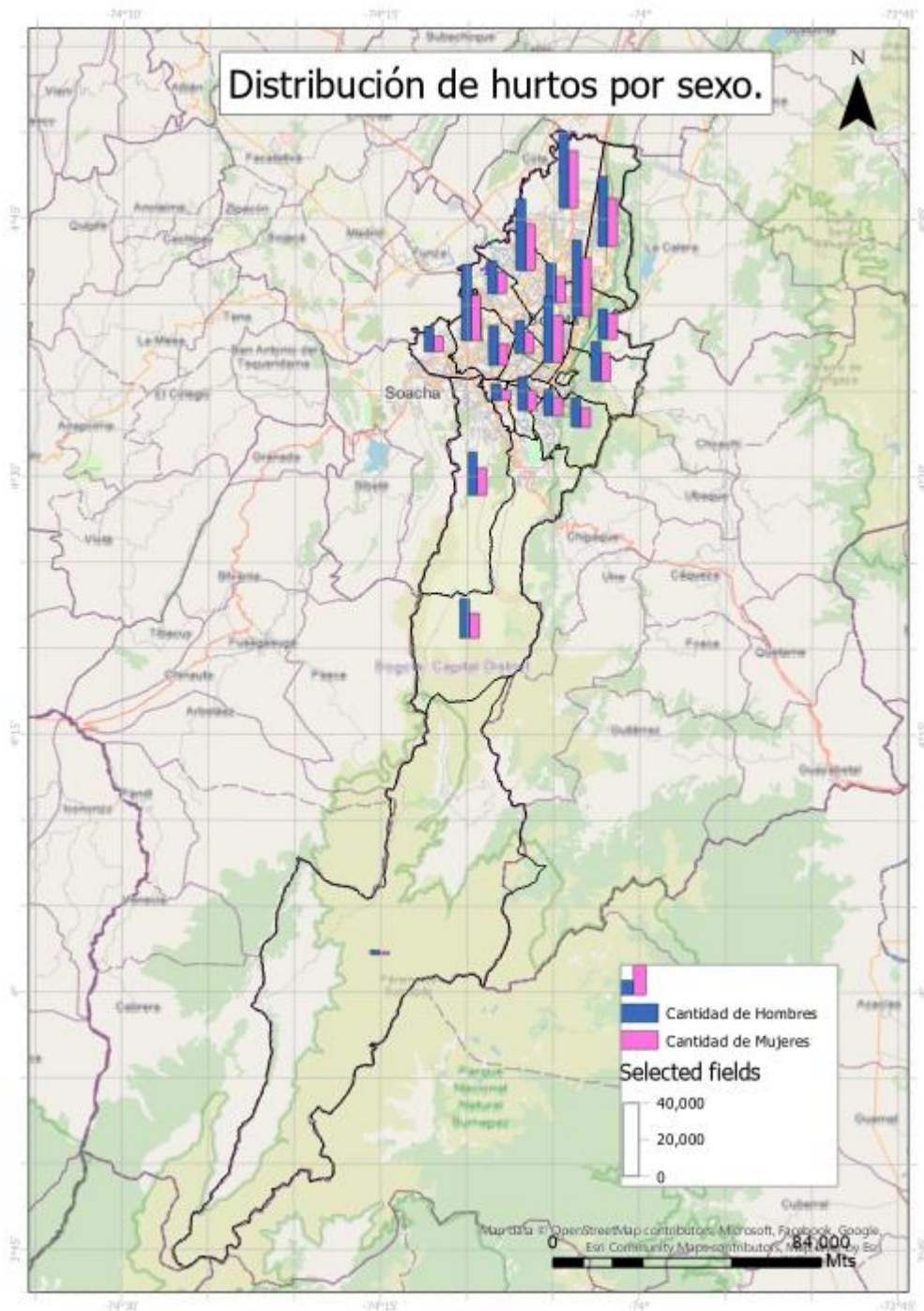
Ahora bien, como se mencionó en el caso del sexo de la persona se tiene que el 60.01% corresponde a hombres y el 39.99% a mujeres, para los casos de sin información que no registra el tipo de sexo, solo se registraron 35 casos que corresponden al 0.004% por lo que se excluyeron de la Figura 24.

*Figura 24: Distribución por sexo de la víctima*



De la misma manera, se puede observar que esta distribución no solo representa una cifra global, sino que también se mantiene el mismo patrón en cada una de las localidades: en todas ellas, el porcentaje mayor de hurtos corresponde a víctimas de sexo masculino como se observa en la , donde las barras de color azul representan la cantidad de hurtos contra hombres y las barras rosadas representan la cantidad de hurtos contra mujeres., donde las barras de color azul representan la cantidad de hurtos contra hombres y las barras rosadas representan la cantidad de hurtos contra mujeres.

Figura 25: Distribución por localidad por sexo



De igual forma, la distribución de los hurtos por zona muestra una marcada concentración en el área urbana, donde se reporta el 99% de los casos. Las zonas rurales y otras representan una

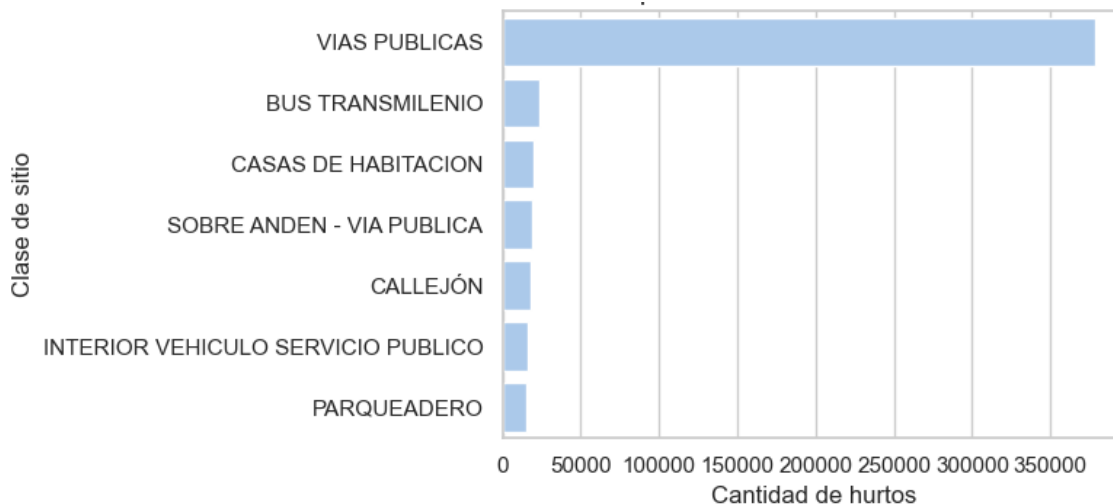
proporción mínima, lo que evidencia la naturaleza predominantemente urbana de este fenómeno en Bogotá, como se evidencia en la Tabla 2.

Tabla 2: Distribución de hurtos por zona

Zona	Cantidad	Porcentaje
<b>Urbana</b>	786,258	99.0%
<b>Rural</b>	7,103	0.9%
<b>Otras</b>	525	0.1%

El análisis de los datos revela que la mayoría de los hurtos a personas en Bogotá se concentran en el espacio público (Figura 26), siendo las vías públicas el escenario más frecuente para la ocurrencia de este delito. Este hallazgo es consistente con la dinámica urbana de la ciudad, donde la alta circulación de personas y la presencia de zonas comerciales, paraderos y cruces peatonales generan oportunidades para los delincuentes. Además, el sistema de transporte masivo, en particular los buses de TransMilenio, figura como el segundo sitio más reportado, lo que pone de manifiesto la vulnerabilidad de los usuarios en espacios de alta aglomeración y movilidad. Las casas de habitación, aunque en menor proporción, también aparecen entre los lugares más afectados, lo que sugiere la existencia de hurtos bajo modalidades como el “cosquilleo” o el ingreso no autorizado a viviendas.

Figura 26: Distribución principales sitios donde ocurren hurtos



Otros sitios relevantes incluyen andenes, callejones y espacios de tránsito peatonal, donde la falta de vigilancia, la iluminación deficiente y la ausencia de presencia policial pueden facilitar la comisión de estos delitos. Estos resultados coinciden con estudios previos que señalan la importancia del entorno físico y social en la ocurrencia de hurtos, así como la necesidad de intervenciones urbanas y de seguridad focalizadas en los puntos críticos de la ciudad (Castillo, 2024).

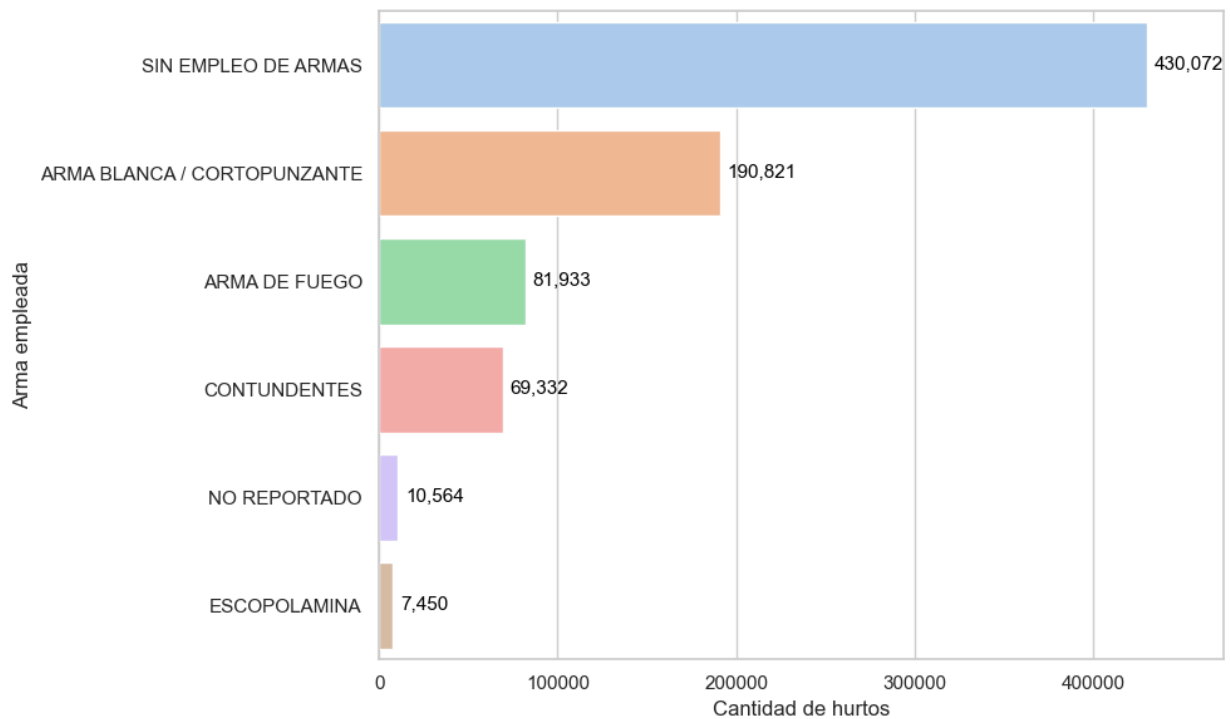
*Tabla 3: Clase de sitio donde ocurre el hurto*

<b>Clase de sitio</b>	<b>Cantidad</b>	<b>Porcentaje sobre total</b>
VIAS PUBLICAS	378223	47.64
BUS TRANSMILENIO	23387	2.95
CASAS DE HABITACION	19670	2.48
SOBRE ANDEN - VIA PUBLICA	19235	2.42
CALLEJÓN	17690	2.23
INTERIOR VEHICULO SERVICIO PUBLICO	16418	2.07
PARQUEADERO	15592	1.96
OTRO	302421	38.25

En este sentido, la identificación de los principales sitios afectados no solo permite comprender mejor la dinámica del hurto en Bogotá, sino que también constituye una herramienta fundamental para la formulación de políticas públicas y estrategias de prevención orientadas a reducir la incidencia de este delito en los espacios más vulnerables.

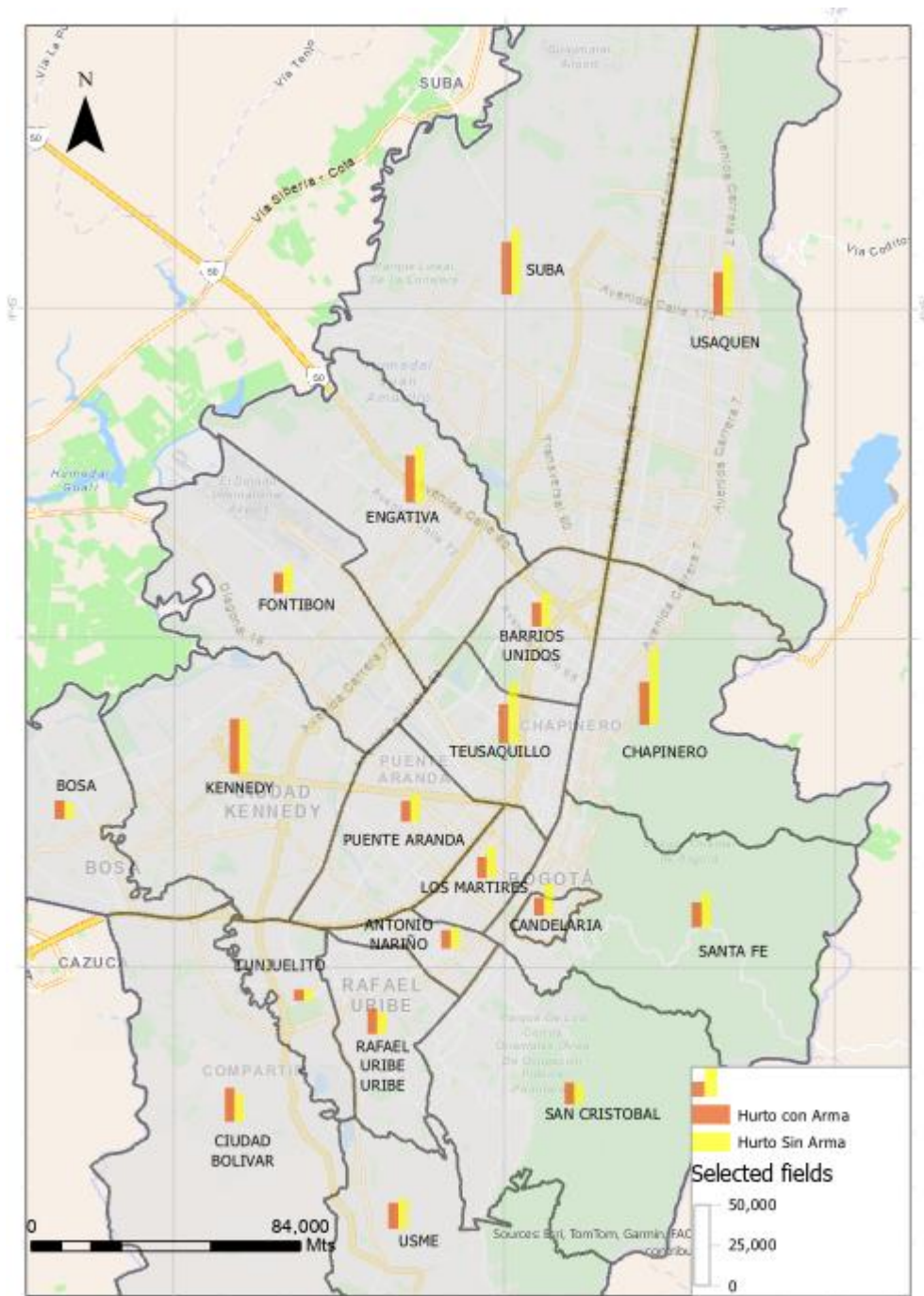
Si bien los principales sitios donde ocurren hurtos concentran una parte significativa de los casos, existe una amplia variedad de lugares menos frecuentes que, en conjunto, representan el porcentaje restante. Esto refleja la diversidad de escenarios en los que puede ocurrir este delito y la importancia de no descuidar aquellos sitios que, aunque menos comunes, también requieren atención en las estrategias de prevención.

Figura 27: Principales armas empleadas en hurtos



Por otro lado, al realizar el análisis de la variable “Arma empleada” muestra que en la mayoría de los hurtos reportados no se utilizó ningún tipo de arma (Figura 27), lo que sugiere que gran parte de estos delitos se cometen mediante intimidación verbal o aprovechando el descuido de la víctima. Sin embargo, también se observa una proporción significativa de casos en los que se emplearon armas blancas, armas de fuego y objetos contundentes, lo que evidencia la existencia de modalidades más violentas y riesgosas para la integridad de las personas.

Figura 28: Distribución de tipo de arma por localidad

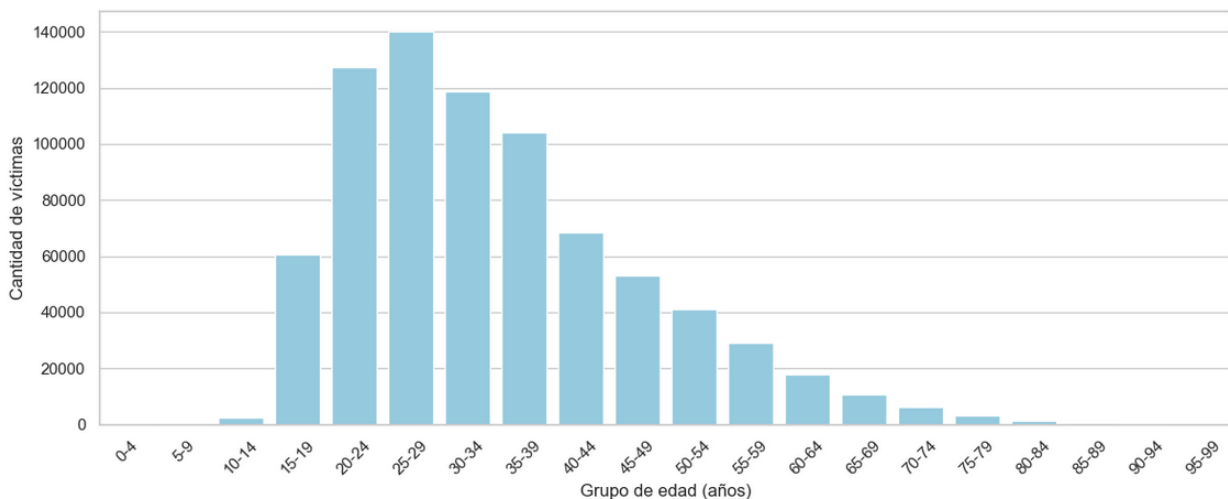


Al revisar de manera particular la información de cada una de las localidades, se evidencia que este comportamiento no se aplica de manera uniforme en todas las localidades. Por ejemplo, en Ciudad Bolívar, la mayoría de los hurtos se realizan con arma, comportamiento que también se observa en Rafael Uribe, Bosa y Kennedy. Estos resultados subrayan la necesidad de implementar

estrategias diferenciadas de prevención y control, considerando tanto los hurtos sin violencia como aquellos que implican un mayor nivel de amenaza.

De igual manera, el análisis de la distribución por grupos de edad muestra que el hurto a personas en Bogotá afecta principalmente a la población joven y adulta, con una mayor concentración de víctimas en los rangos comprendidos entre los 15 y 39 años (Figura 29). Este patrón puede estar relacionado con la mayor exposición de estos grupos etarios a actividades cotidianas en el espacio público, como el trabajo, el estudio o el uso del transporte, lo que incrementa su vulnerabilidad frente a este tipo de delito. Sin embargo, la presencia de víctimas en prácticamente todos los intervalos de edad evidencia que el hurto es un fenómeno transversal, capaz de impactar a personas de diferentes generaciones. Estos resultados resaltan la importancia de diseñar estrategias de prevención que consideren tanto a los grupos más afectados como a la población en general, promoviendo entornos urbanos más seguros para todos los ciudadanos.

*Figura 29: Distribución de la edad de las víctimas de hurtos*



El análisis del cruce entre las variables sexo y grupo de edad revela que tanto hombres como mujeres son víctimas de hurto en todos los rangos etarios analizados. Sin embargo, se observa una mayor incidencia en el grupo masculino, particularmente en el rango de 20 a 34 años, categorizado para análisis espaciales dentro del rango de adultez temprana.

Como se evidencia en la Figura 29, la distribución por edades presenta patrones muy similares en todas las localidades de Bogotá, lo que sugiere que la vulnerabilidad por edad no está directamente relacionada con la localización espacial del hurto. Esta homogeneidad en la

distribución etaria a nivel distrital indica que los factores de riesgo asociados a la edad operan de manera consistente en todo el territorio.

No obstante, esta tendencia puede estar asociada a patrones de movilidad y exposición diferencial en el espacio público, así como a factores socioculturales que influyen en la vulnerabilidad frente a este delito. La mayor incidencia en adultos jóvenes (20-34 años) sugiere una correlación con patrones de actividad económica, uso del transporte público y exposición a espacios de mayor concurrencia.

Figura 30: Distribución de edades por localidad

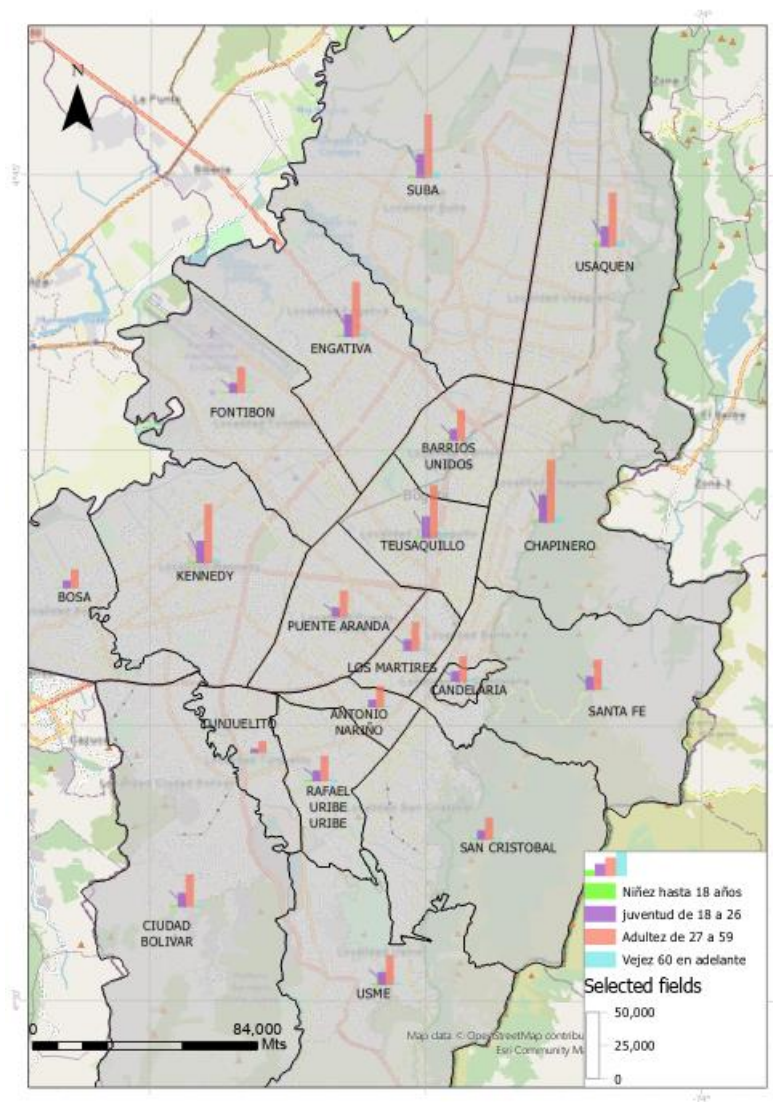
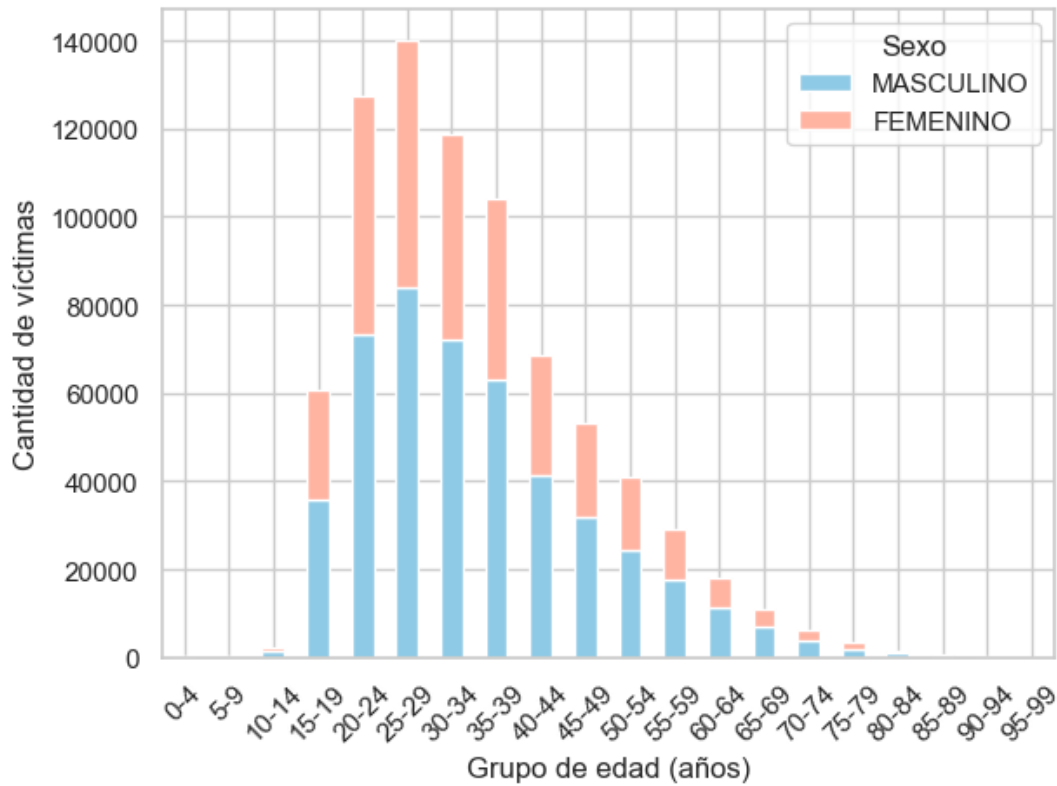
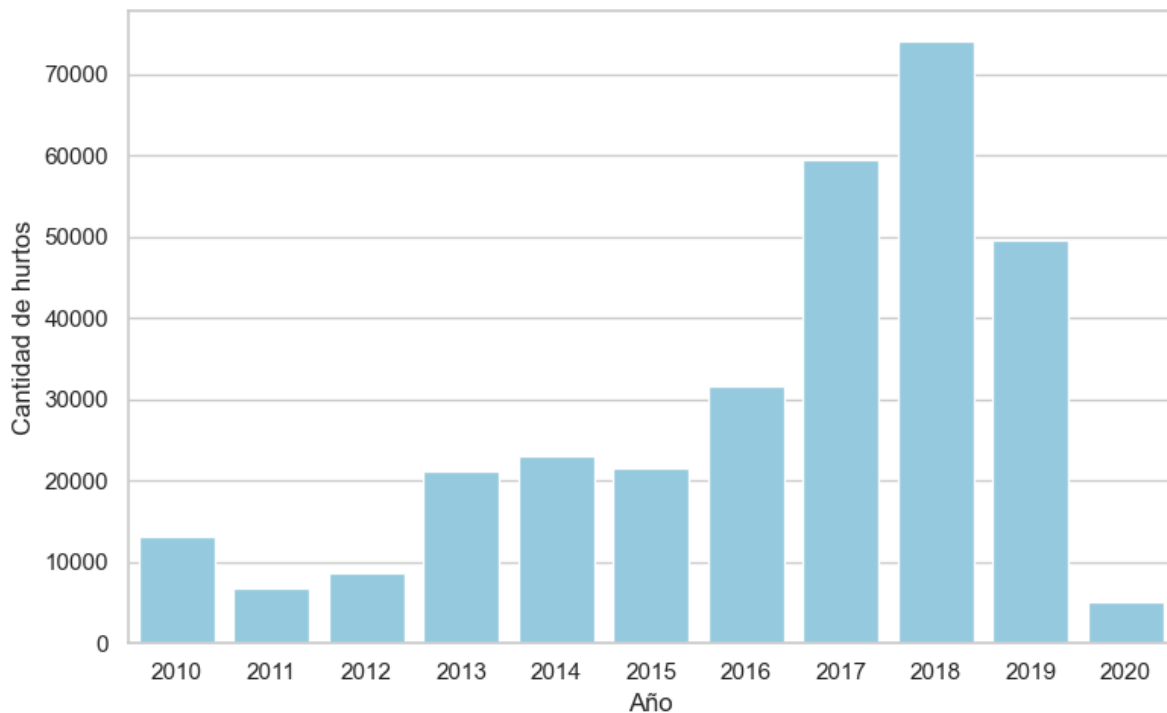


Figura 31: Distribución de hurtos por grupo de edad y sexo



### ***Análisis temporal***

El análisis anual de los hurtos evidencia variaciones en la cantidad de casos reportados a lo largo del tiempo. Cabe señalar que la información analizada corresponde únicamente a los hurtos que fueron oficialmente reportados ante las autoridades. Por lo tanto, las cifras presentadas pueden estar influenciadas por el subregistro, ya que no todos los incidentes son denunciados por las víctimas. Factores como la percepción de inseguridad, la confianza en las instituciones o la gravedad del hecho pueden incidir en la decisión de reportar o no un hurto.

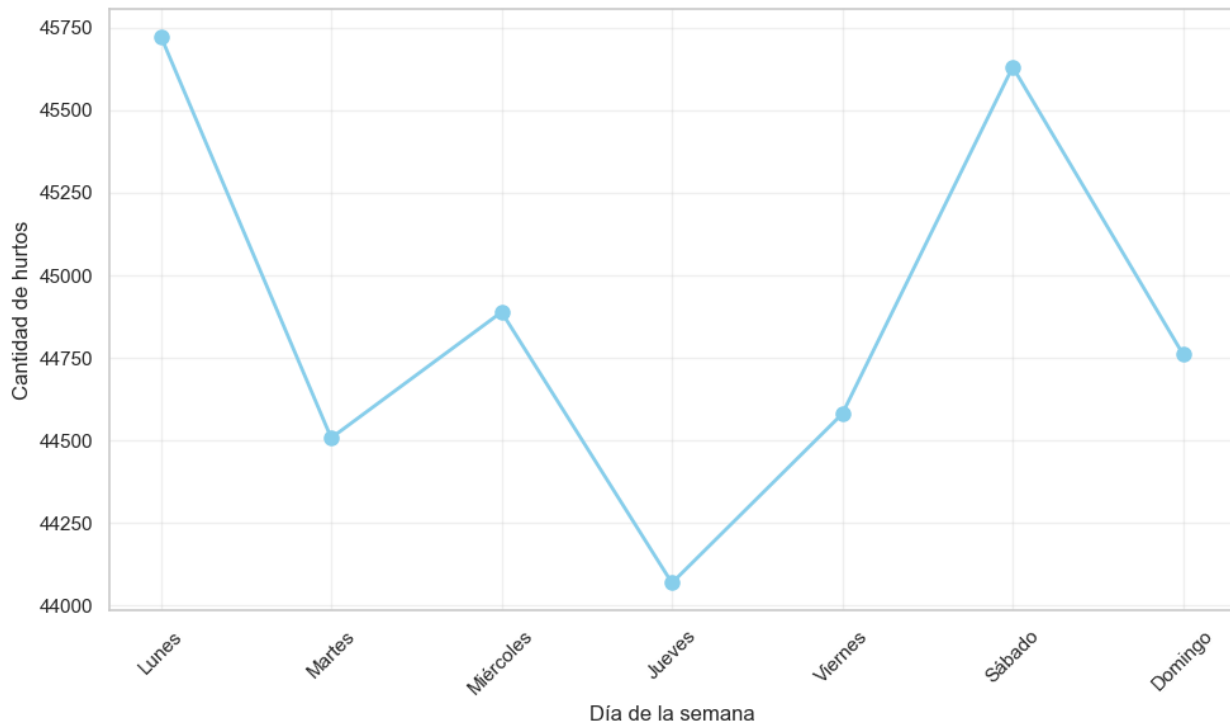
*Figura 32: Distribución anual de hurtos*

Adicionalmente, es importante considerar que el acceso a la tecnología y los canales de denuncia han evolucionado en los últimos años. El desarrollo de plataformas digitales, aplicaciones móviles y la posibilidad de realizar denuncias en línea han facilitado el reporte de delitos para una mayor parte de la población, especialmente en zonas urbanas. Sin embargo, en años anteriores, el proceso de denuncia era principalmente presencial y podía resultar más engorroso, lo que probablemente contribuyó a un mayor subregistro en esos periodos. Por lo tanto, al interpretar la tendencia anual, es fundamental tener en cuenta estos cambios en los mecanismos de reporte y el acceso a la tecnología, ya que pueden influir en la cantidad de hurtos registrados oficialmente.

El análisis de la distribución de hurtos por día de la semana revela patrones específicos que pueden estar relacionados con los ritmos de actividad urbana y los hábitos de movilidad de la población. Se observa (Figura 33) que el lunes presenta la mayor incidencia de hurtos, posiblemente debido a la reactivación de actividades laborales y educativas después del fin de semana, lo que genera mayor movilidad y concentración de personas en espacios públicos. Por el contrario, el jueves muestra la menor incidencia, lo que podría estar relacionado con patrones de actividad más estables durante la semana laboral. Esta variación entre días sugiere que los factores

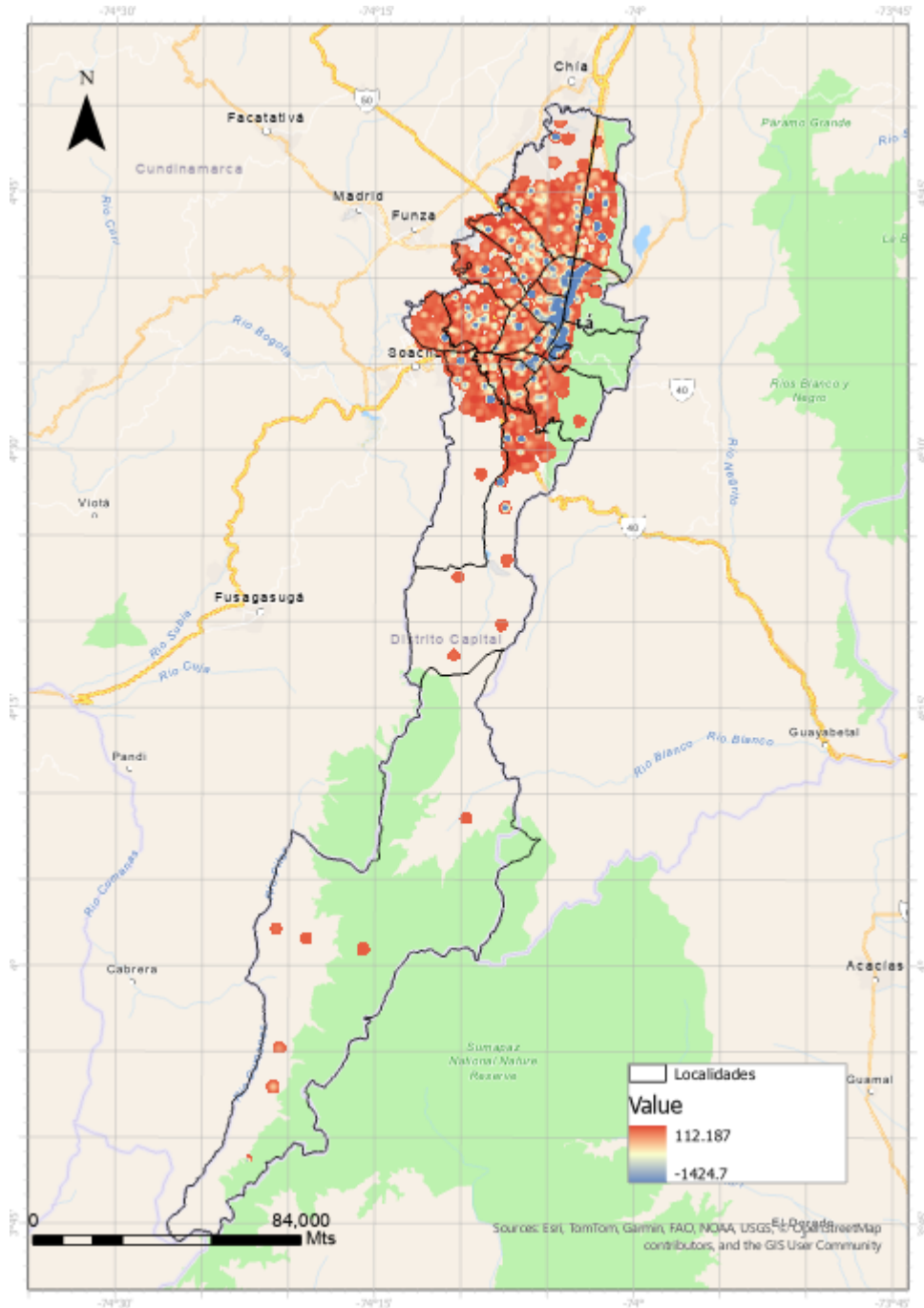
de vulnerabilidad cambian significativamente según el momento de la semana, información fundamental para optimizar la distribución de recursos de seguridad y orientar las estrategias de prevención hacia los días de mayor riesgo.

*Figura 33: Distribución de hurtos por día de la semana*



Para analizar los patrones temporales de hurtos en Bogotá, se generaron mapas de calor utilizando la herramienta Kernel Density de ArcGIS Pro. Esta metodología calcula la densidad espacial de puntos (hurtos) y permite visualizar la concentración geográfica del delito por día de la semana. Dado que las variaciones entre días presentan diferencias sutiles a escala metropolitana, se implementó una estrategia de análisis diferencial. Mediante la herramienta Raster Calculator se calculó la diferencia entre mapas de calor, comparando específicamente el día con mayor incidencia (lunes) contra el día con menor incidencia (jueves).

Figura 34: Diferencia Lunes vs Jueves



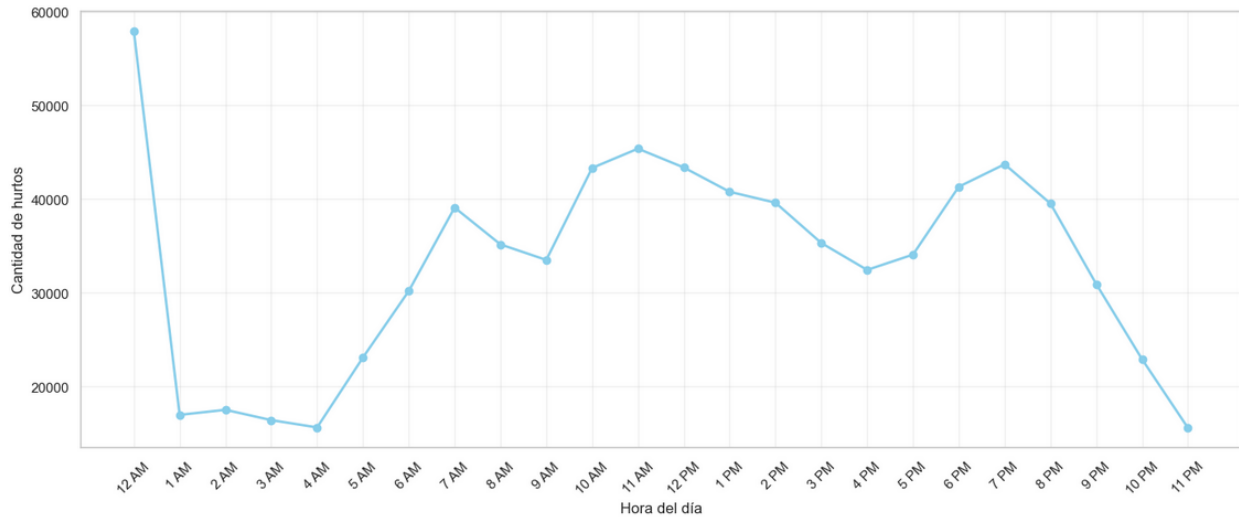
El mapa de diferencias entre los días lunes y jueves revela patrones temporales significativos en la distribución espacial de hurtos en Bogotá (Figura 36). Las áreas representadas en color rojo (valores positivos) indican zonas donde hay significativamente más hurtos el lunes comparado con los jueves, sugiriendo la existencia de "hotspots temporales" donde la actividad

delictiva se intensifica al inicio de la semana, posiblemente relacionado con el retorno al trabajo y mayor circulación de personas. Por el contrario, las áreas en color azul (valores negativos) muestran zonas donde hay más hurtos el jueves comparado con los lunes.

Las áreas en tonos neutros (amarillos) indican zonas donde la diferencia entre lunes y jueves es mínima, representando patrones de delincuencia estables y consistentes que sugieren actividad delictiva constante independientemente del día de la semana. Esta diferenciación espacial permite identificar no solo dónde ocurren más hurtos, sino cuándo ocurren, facilitando la implementación de estrategias de seguridad diferenciadas por día de la semana, donde las zonas con concentración de rojos requieren mayor atención policial los lunes, mientras que las áreas con predominio de azules necesitan refuerzo de seguridad los jueves, y las zonas neutras representan sectores con patrones de seguridad estables.

El análisis de la distribución de hurtos por hora del día debe interpretarse con cautela, ya que el pico observado a las 12:00 AM (medianoche) probablemente corresponde a registros donde no se especificó la hora exacta del incidente y se asignó un valor por defecto. Sin embargo, al analizar los patrones temporales reales, se observa que las horas de mayor incidencia de hurtos se concentran en las franjas de 7:00 AM, 11:00 AM y 7:00 PM como se observa en la Figura 35, coincidiendo con los periodos de mayor movilidad urbana como el inicio de la jornada laboral, las horas de almuerzo y el retorno a casa. Por el contrario, las horas de la madrugada presentan la menor incidencia, lo que refleja la reducción de actividad en espacios públicos durante la noche. Esta información es valiosa para orientar las estrategias de prevención hacia las franjas horarias de mayor vulnerabilidad, optimizando la distribución de recursos de seguridad en los momentos críticos del día.

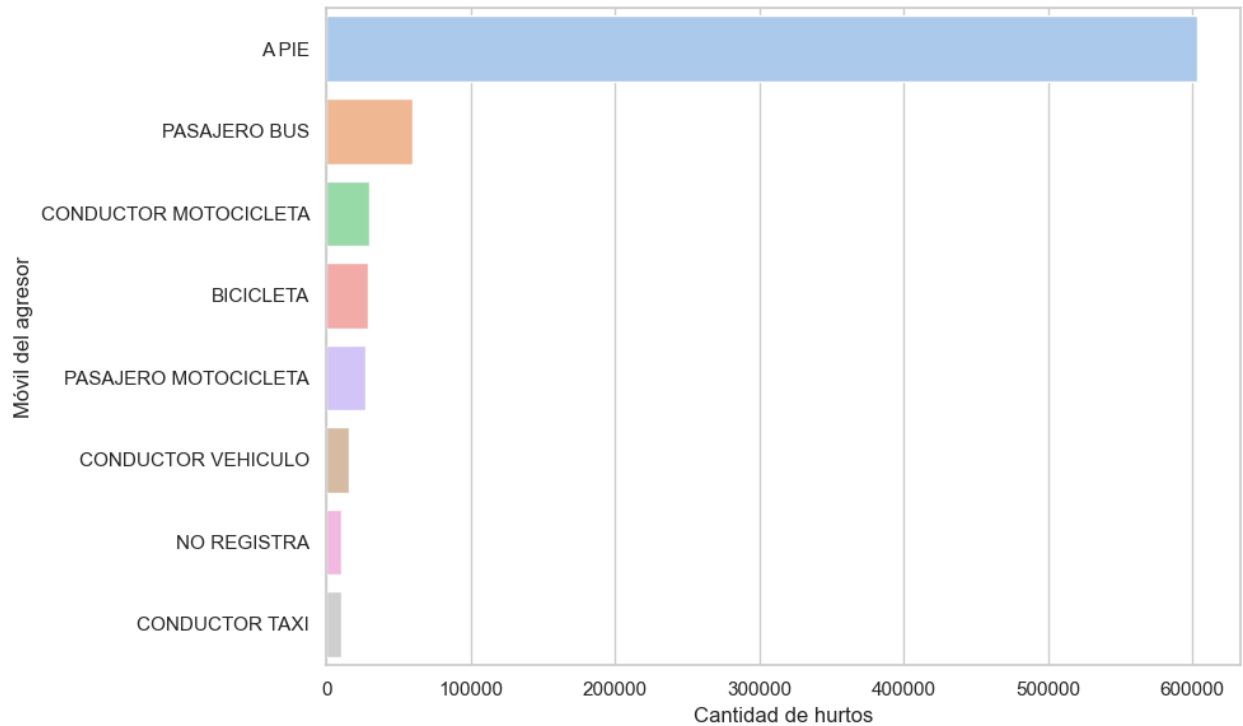
Figura 35: Distribución hora del delito de hurto



### ***Análisis de movilización agresor y movilización víctima***

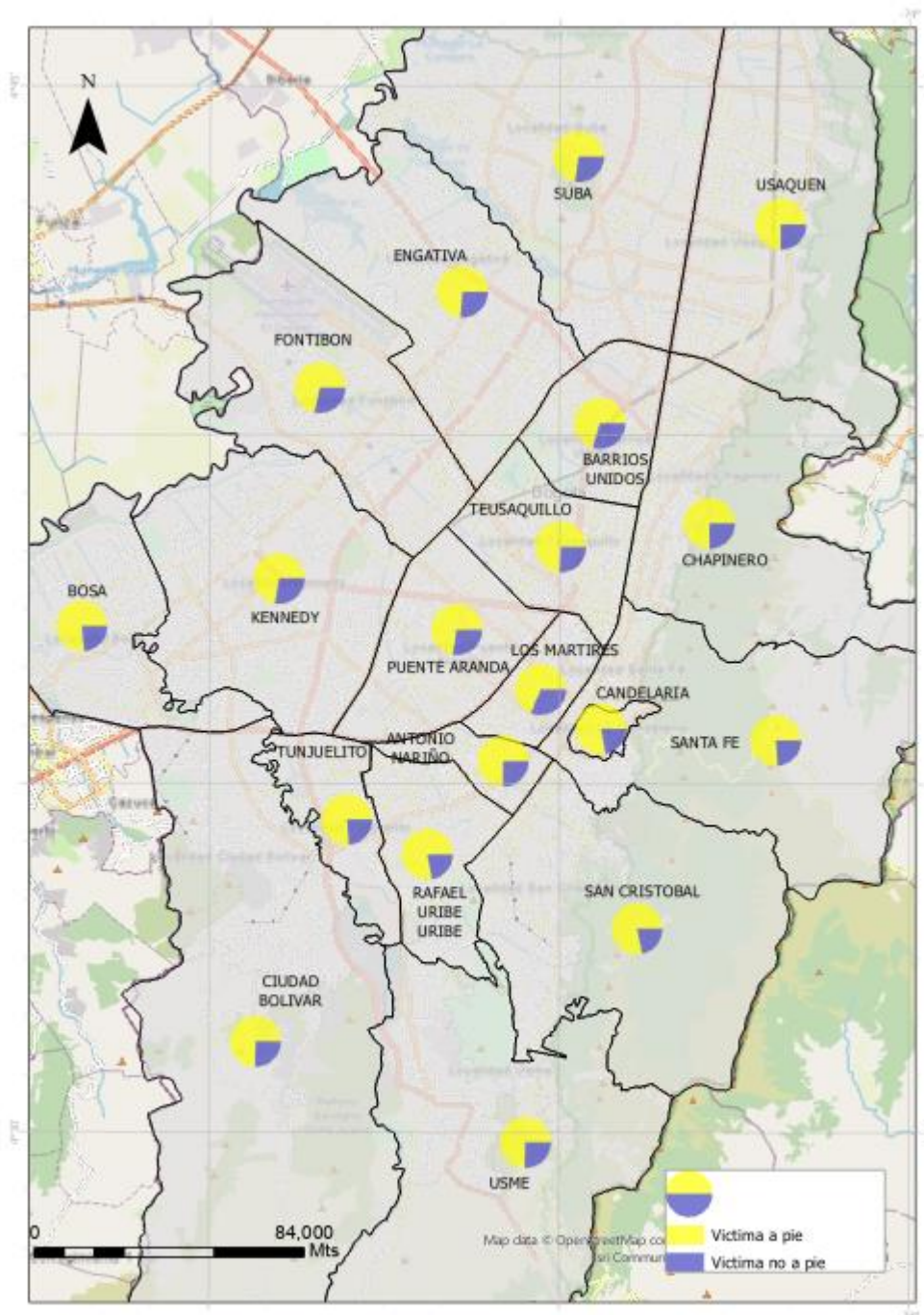
Por otro lado, el móvil del agresor muestra que la modalidad más frecuente es "A PIE", lo que indica que la mayoría de los hurtos se cometen por delincuentes que actúan sin utilizar vehículos motorizados (Figura 36). Esta característica sugiere que los agresores prefieren modalidades que les permiten mayor movilidad y discreción en entornos urbanos, aprovechando la densidad poblacional y la facilidad para mezclarse con el flujo peatonal. La prevalencia de esta modalidad también puede estar relacionada con la capacidad de los agresores para acceder rápidamente a espacios públicos concurridos y escapar sin ser detectados. Esta información es fundamental para orientar las estrategias de prevención hacia la vigilancia de zonas peatonales y la implementación de medidas de seguridad que disuadan la comisión de hurtos por parte de agresores que actúan a pie.

Figura 36: Distribución de la movilización del agresor



Del mismo modo, al realizar el análisis del móvil de la víctima revela que la mayoría de los hurtos ocurren cuando las personas se encuentran "A PIE" (Figura 38), lo que indica que los peatones son el grupo más vulnerable a este tipo de delito. Esta modalidad sugiere que los agresores aprovechan la movilidad peatonal y la exposición constante de las personas en espacios públicos para cometer los hurtos.

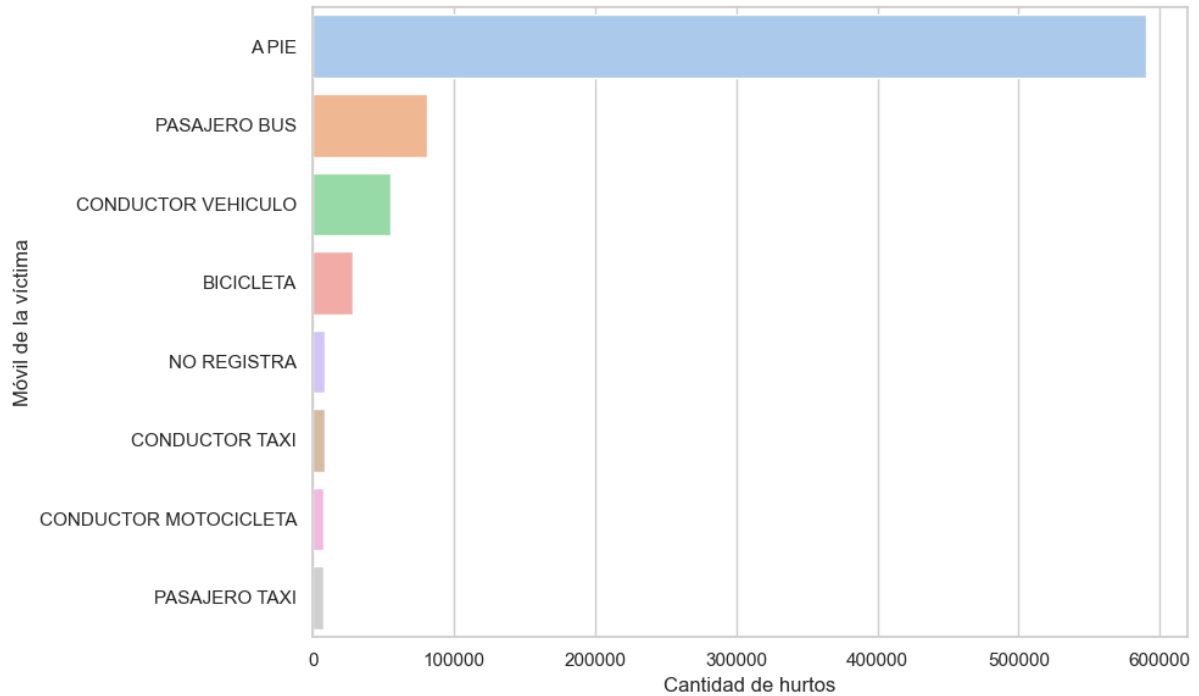
Figura 37: Distribución de movilidad de la victima



La alta incidencia de víctimas que se desplazan a pie en todas las localidades, ya que como se evidencia en la Figura 41, es un patrón muy similar en todas las localidades puede estar relacionada con el uso frecuente del transporte público y la realización de actividades cotidianas que requieren

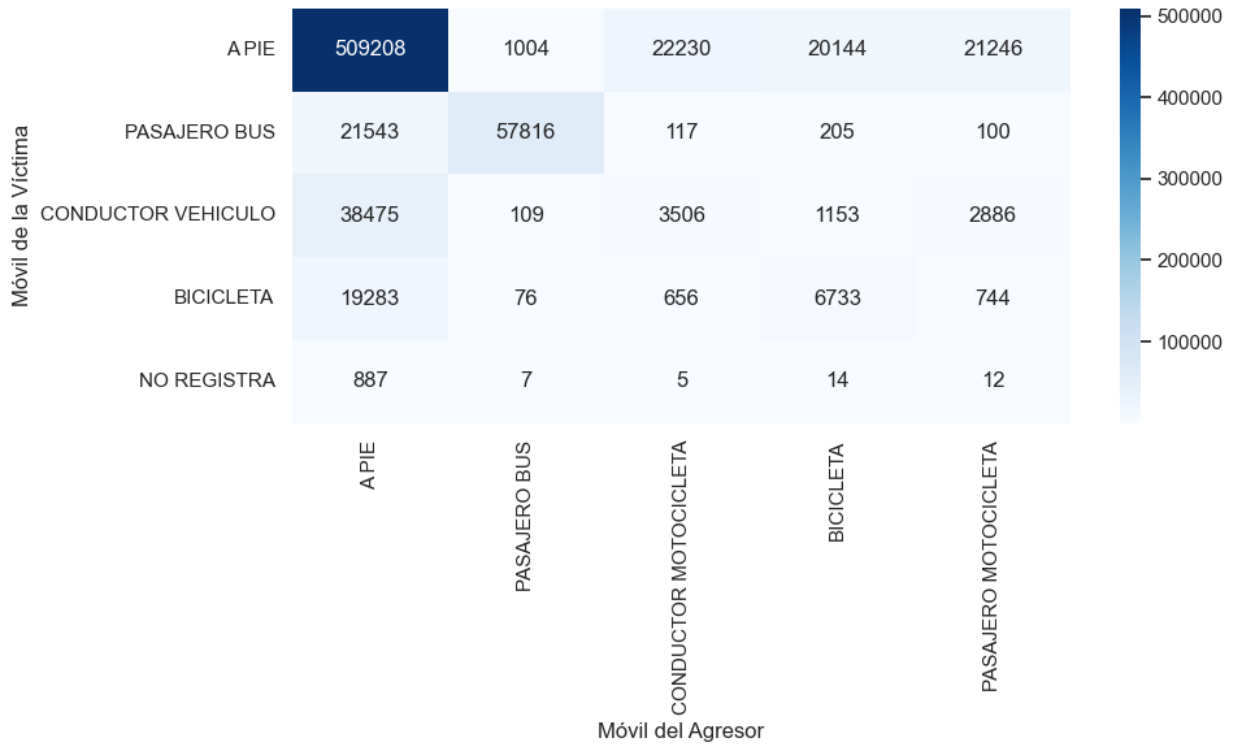
movilidad peatonal. Esta información es crucial para diseñar estrategias de prevención que protejan específicamente a los peatones y mejoren la seguridad en las zonas de mayor tránsito peatonal.

Figura 38: Distribución de la movilización de la víctima



Ahora bien, para analizar la relación entre los dos métodos de transporte se realiza el análisis de la relación entre el móvil del agresor y el de la víctima muestra que existe una correlación significativa entre ambos. Cuando la víctima se desplaza a pie, el agresor también actúa principalmente a pie (Figura 39), aprovechando la movilidad peatonal para acceder a su objetivo. Esta modalidad de "pie contra pie" es la más frecuente, lo que sugiere que los delincuentes prefieren actuar en situaciones donde tanto ellos como la víctima comparten el mismo medio de desplazamiento, facilitando el acercamiento y la ejecución del hurto.

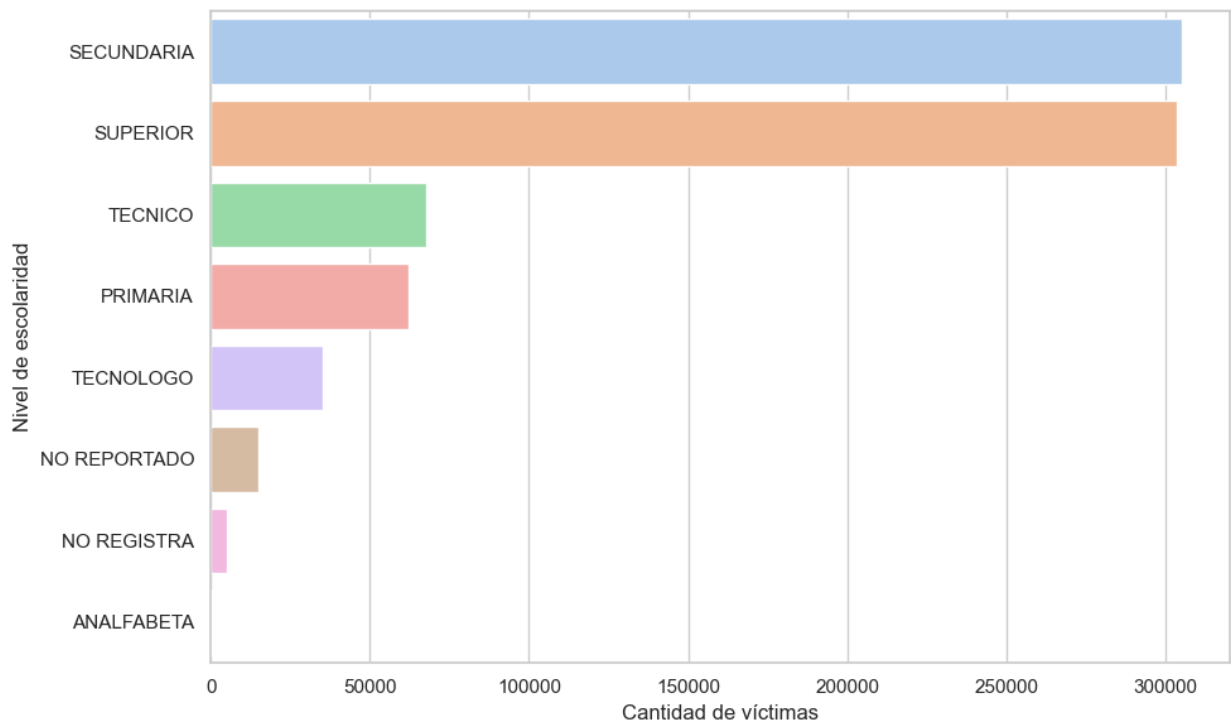
Figura 39: Relación entre la movilidad del agresor y la victima



### *Análisis del perfil de la victima*

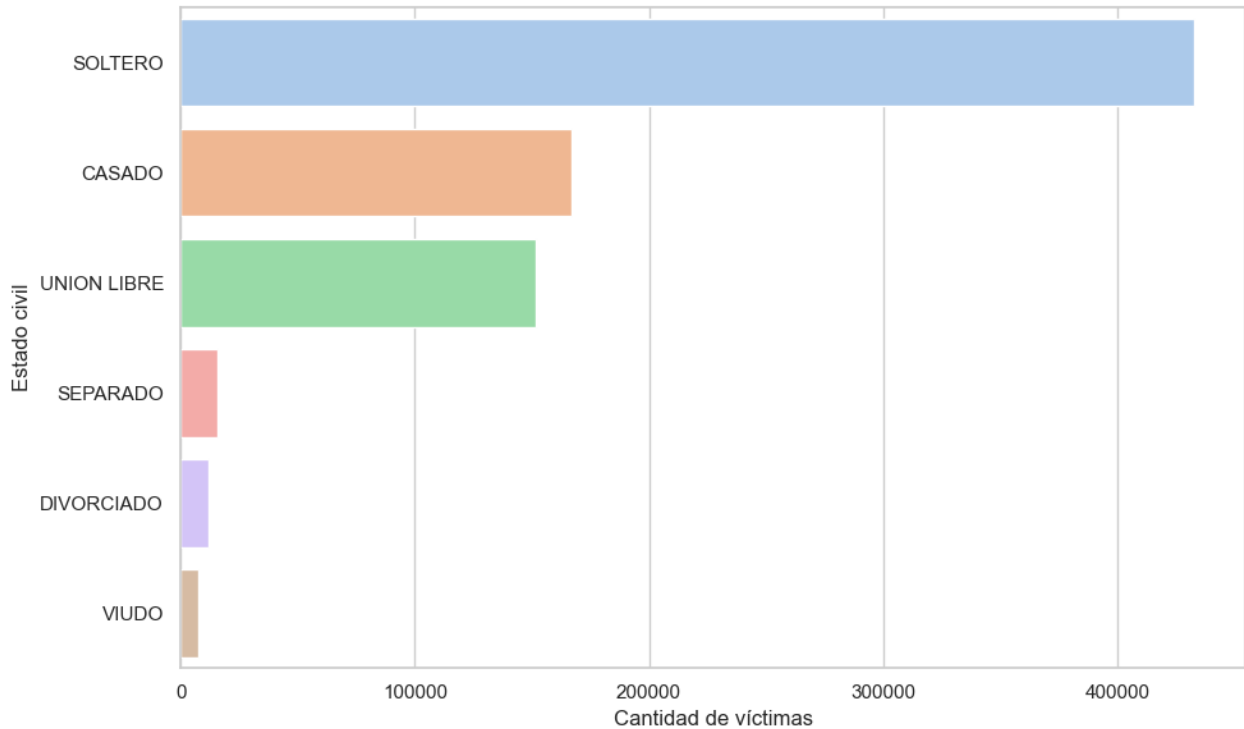
El análisis del perfil de las víctimas de hurto revela características específicas en cuanto a su nivel educativo y estado civil. La mayoría de las víctimas presenta un nivel de escolaridad que incluye educación secundaria y superior, como se evidencia en la Figura 40, lo que sugiere que el hurto afecta principalmente a personas con cierto nivel educativo.

Figura 40: Distribución de escolaridad de la víctima



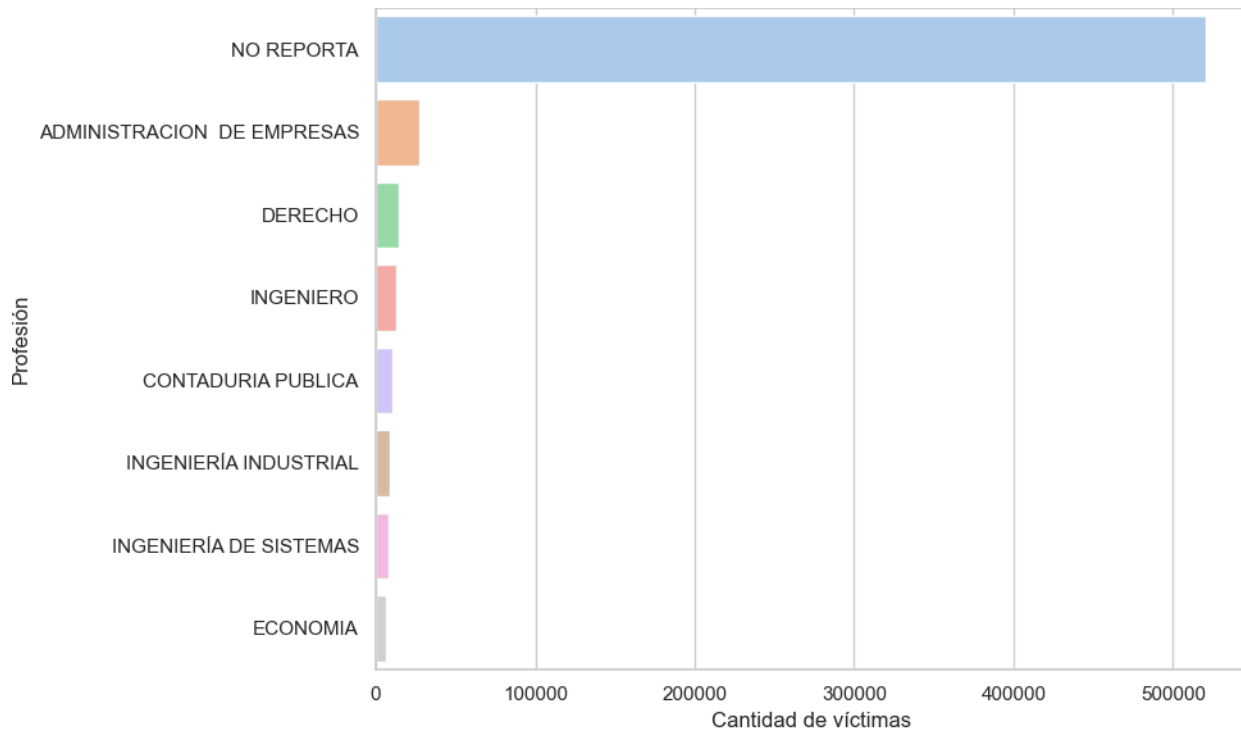
En cuanto al estado civil, se observa en la Figura 41 una mayor incidencia entre personas solteras y casadas, lo que puede estar relacionado con patrones de movilidad y exposición en el espacio público. Esta información es valiosa para comprender mejor los grupos poblacionales más vulnerables y orientar las estrategias de prevención hacia segmentos específicos de la población.

Figura 41: Distribución del estado civil de la víctima



El análisis de la variable "Profesión" de las víctimas de hurto muestra que la mayoría de los casos reportados corresponden a personas que no especificaron su ocupación laboral al momento de realizar la denuncia. Sin embargo, entre las profesiones identificadas, se observa que los estudiantes y empleados del sector servicios son los grupos más afectados por este delito. Esta tendencia puede estar relacionada con la mayor exposición de estos grupos al espacio público durante sus actividades cotidianas, así como con los horarios de movilidad que coinciden con los periodos de mayor incidencia del hurto. La información sobre la ocupación laboral de las víctimas es valiosa para comprender mejor los patrones de vulnerabilidad y orientar las estrategias de prevención hacia los grupos ocupacionales más expuestos a este tipo de delito.

Figura 42: Distribución de profesión de las víctimas



## 8.2 Análisis Espacio-temporal

### *Análisis del Space-Time Cube de hurtos*

Esta herramienta es fundamental para el análisis espacio-temporal que permite representar fenómenos geográficos en tres dimensiones: dos dimensiones espaciales (x, y) y una dimensión temporal. En el caso de los hurtos en Bogotá, el cubo contiene información de 121 periodos temporales distribuidos en una malla de 280 x 116 celdas espaciales, lo que permite analizar tanto la distribución espacial como la evolución temporal del fenómeno delictivo.

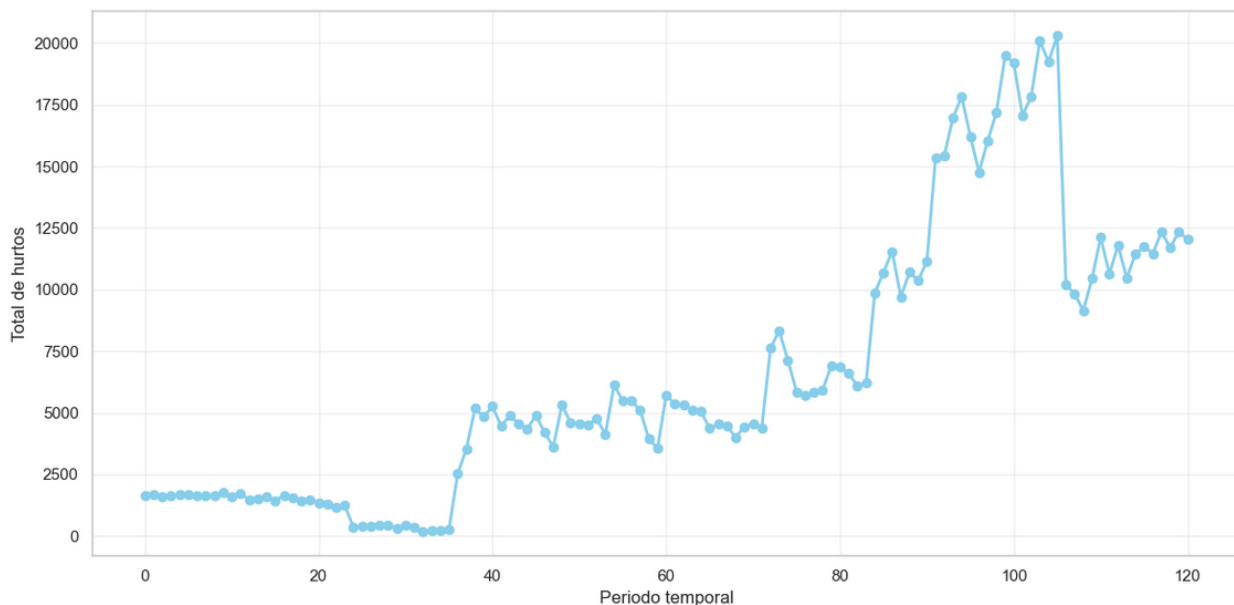
El análisis del conteo de hurtos en el STC revela que el total de incidentes registrados en el cubo asciende a 792.636 casos, distribuidos a lo largo de los 121 periodos temporales. El promedio de hurtos por celda espacial es de 0.20 incidentes, lo que indica la densidad promedio del fenómeno en cada unidad espacial del análisis. Sin embargo, la distribución no es uniforme, como lo evidencia el valor máximo de 793.0 hurtos registrados en una sola celda, lo que sugiere la existencia de zonas de alta concentración delictiva.

Ahora bien, dentro de los datos tenemos una desviación estándar de 3.48 hurtos por celda indica una alta variabilidad en la distribución espacial de los incidentes, confirmando la presencia

de patrones de concentración y dispersión. Esta variabilidad sugiere que el hurto no se distribuye aleatoriamente en el espacio, sino que presenta agrupaciones significativas en ciertas zonas de la ciudad.

A continuación, se muestra la Figura 43 la cual muestra la tendencia de los hurtos a lo largo de los 121 periodos analizados, esta representación permite identificar periodos de mayor y menor incidencia, así como posibles patrones estacionales o tendencias de largo plazo en la ocurrencia del delito.

*Figura 43: Evolución temporal*



Como se evidencia en los primeros 25 periodos, se observa una fase de relativa estabilidad con fluctuaciones menores entre aproximadamente 1,500 y 2,000 hurtos por periodo. Esta fase sugiere un patrón de criminalidad estable y predecible, posiblemente relacionado con condiciones socioeconómicas. Es importante aclarar que en estos periodos probablemente presentan un subregistro significativo de hurtos, debido a diversos factores como la falta de confianza en las instituciones, la percepción de ineficacia en el sistema de justicia, o la normalización de ciertos tipos de hurtos menores. Esta situación puede explicar los niveles aparentemente bajos de denuncias en los periodos iniciales.

Posteriormente se identifica una caída drástica y rápida en el número de hurtos, alcanzando niveles cercanos a cero alrededor de los periodos 30-35. Esta disminución significativa podría

estar asociada con intervenciones policiales efectivas, cambios en las condiciones de seguridad, o factores externos que redujeron temporalmente la oportunidad delictiva.

Posterior al declive, se observa un incremento súbito y sustancial en los hurtos, saltando de niveles casi nulos a aproximadamente 5,000-5,500 incidentes. Esta recuperación sugiere que los factores que causaron la reducción fueron temporales o que mejoraron las dinámicas para el denuncia de hurtos en la capital. Continuamente, se evidencia un patrón de fluctuaciones manteniéndose entre los 4,000 y 6,000 hurtos, con un pico notable que alcanza aproximadamente 8,000 incidentes alrededor del periodo 75. A partir del periodo 80, se observa un incremento dramático y sostenido en los hurtos. La línea asciende abruptamente, acelerándose significativamente después del periodo 90, hasta alcanzar su punto máximo. Esta escalada sugiere un deterioro en las condiciones de seguridad o la emergencia de nuevos factores de riesgo.

El gráfico alcanza su punto máximo absoluto en los periodos 102-103, con el total de hurtos superando los 20,000 incidentes. Este pico representa el momento de mayor vulnerabilidad y requiere atención especial en las estrategias de prevención. En los periodos finales, el número de hurtos se estabiliza nuevamente, fluctuando entre aproximadamente 10,000 y 12,500 incidentes, lo que representa un nivel significativamente más alto comparado con los periodos iniciales.

### ***Análisis de tendencias espaciales***

El análisis de tendencias espaciales mediante z-scores revela patrones importantes en la evolución temporal del hurto a nivel espacial. De las 32,480 celdas analizadas en el Space-Time Cube, se identificaron 699 zonas (2.15%) que presentan tendencias estadísticamente significativas en la ocurrencia de hurtos a lo largo del tiempo (Figura 44). Esta concentración de tendencias significativas en un porcentaje relativamente pequeño del área total de análisis indica la existencia de patrones espaciales específicos en la evolución de la actividad delictiva.

*Figura 44: Análisis de tendencias espaciales*

```
Análisis de tendencias espaciales:  
Total de celdas analizadas: 32480  
Zonas con tendencia significativa ( $|z\text{-score}| > 1.96$ ): 699  
Zonas con tendencia positiva significativa ( $z\text{-score} > 1.96$ ): 694  
Zonas con tendencia negativa significativa ( $z\text{-score} < -1.96$ ): 5  
Zonas sin tendencia significativa: 53  
  
Porcentajes:  
Zonas con tendencia significativa: 2.15%  
Zonas con tendencia positiva: 2.14%  
Zonas con tendencia negativa: 0.02%
```

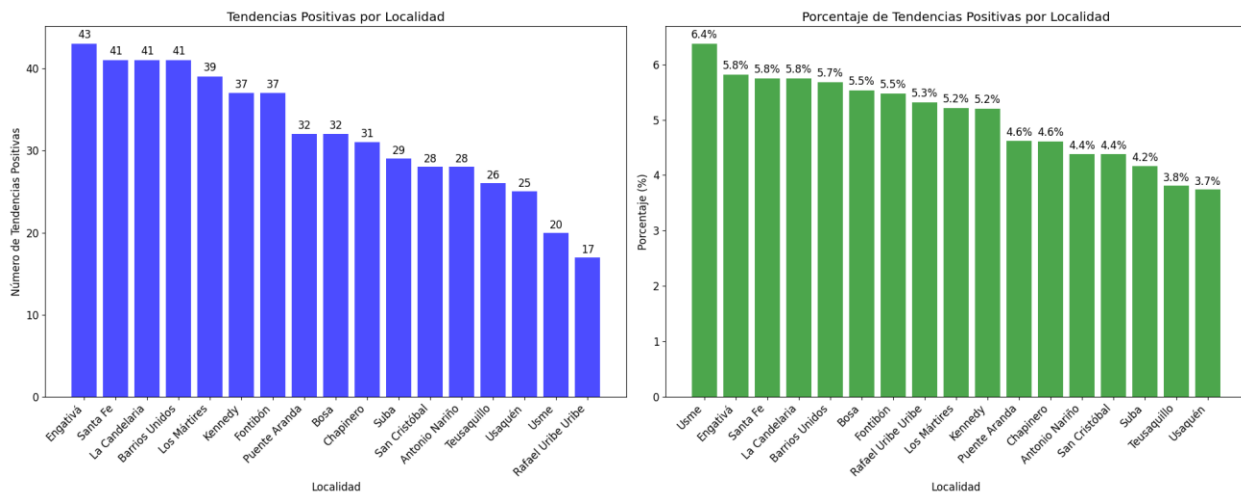
El análisis de tendencias se fundamenta en la aplicación de pruebas estadísticas que evalúan la significancia de los cambios observados en la distribución de hurtos. Los Z-scores calculados representan la desviación estandarizada de cada celda respecto a la media global, permitiendo identificar áreas donde los cambios en la frecuencia de hurtos son estadísticamente significativos. Un Z-score absoluto mayor a 1.96 indica significancia estadística al nivel de confianza del 95%, mientras que valores superiores a 3.0 representan cambios muy significativos con un nivel de confianza del 99.9%.

La clasificación de las tendencias se estableció mediante rangos específicos que reflejan la intensidad y dirección de los cambios observados. Las zonas con Z-scores negativos indican disminuciones en la frecuencia de hurtos, interpretadas como mejoras en la seguridad ciudadana (Figura 45). Por el contrario, los Z-scores positivos señalan incrementos en la ocurrencia de hurtos, identificando áreas que requieren atención prioritaria en términos de seguridad.



representan casos exitosos donde las estrategias de seguridad implementadas han sido efectivas o donde factores socioeconómicos específicos han contribuido a la reducción de la actividad delictiva.

Figura 46: Distribución de tendencias positivas por localidad



La distribución de tendencias positivas por localidad muestra una concentración particular en ciertas áreas de la ciudad. Engativá presenta el mayor número de tendencias positivas con 43 casos, seguida por Santa Fe, La Candelaria y Barrios Unidos, cada una con 41 tendencias positivas (Figura 46). Los Mártires registra 39 tendencias positivas, mientras que Kennedy y Fontibón presentan 37 casos cada una. Puente Aranda y Bosa muestran 32 tendencias positivas respectivamente, y Chapinero registra 31 casos. Esta distribución sugiere que los factores que contribuyen al incremento de hurtos operan de manera más intensiva en las localidades del centro y occidente de la ciudad, donde se concentran las actividades comerciales y de servicios. Las localidades con menor número de tendencias positivas incluyen Suba con 29 casos, San Cristóbal y Antonio Nariño con 28 cada una, Teusaquillo con 26, Usaquén con 25, Usme con 20, y Rafael Uribe Uribe con 17 tendencias positivas.

Ahora bien, el análisis del porcentaje de tendencias positivas por localidad proporciona una perspectiva diferente sobre la intensidad del fenómeno. Usme presenta el porcentaje más alto de tendencias positivas con 6.4%, seguida por Engativá, Santa Fe y La Candelaria, cada una con 5.8%. Barrios Unidos registra 5.7%, mientras que Bosa y Fontibón muestran 5.5% cada una. Rafael Uribe Uribe presenta 5.3%, y Los Mártires y Kennedy registran 5.2% cada una.

Esta distribución porcentual revela que, aunque algunas localidades pueden tener un número absoluto menor de tendencias positivas, la proporción de su territorio afectado por incrementos de hurtos es relativamente alta. Usaquén presenta el porcentaje más bajo con 3.7%, lo que sugiere que, a pesar de tener un número considerable de tendencias positivas, la proporción de su territorio afectado es menor en comparación con otras localidades.

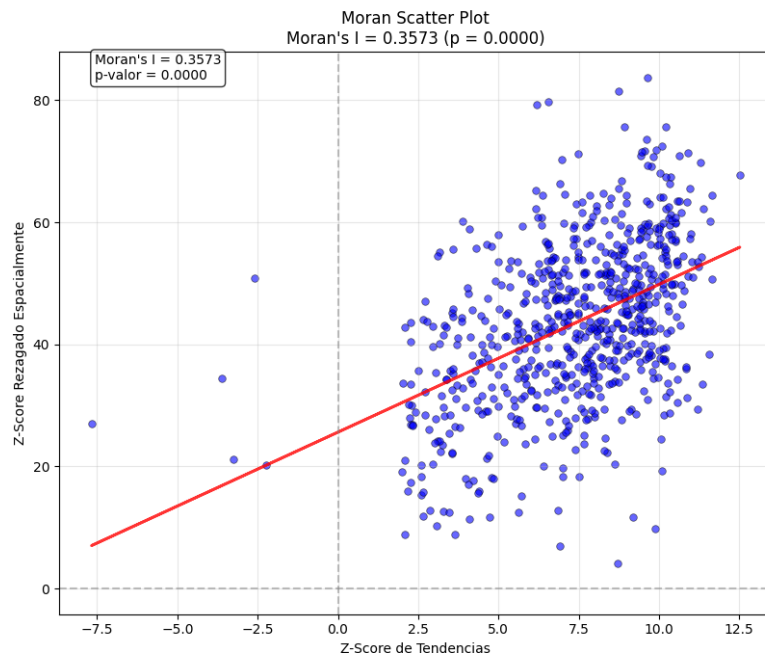
Por otro lado, para evaluar la presencia de agrupamiento espacial en la ocurrencia de hurtos, se calculó el Índice de Moran Global mes a mes (Figura 47). Los resultados muestran valores positivos y altamente significativos en todos los periodos analizados (Moran's I entre 0.09 y 0.13; p-valor < 0.001), lo que confirma la existencia de clusters espaciales de hurtos en Bogotá. Este hallazgo justifica la aplicación de modelos espacio-temporales y la focalización de estrategias preventivas en zonas críticas.

*Figura 47: Correlación de Moran's 12 meses*

Mes 01	→	Moran's I:	0.1217,	z-score:	343.94,	p-value:	0.0000
Mes 02	→	Moran's I:	0.1170,	z-score:	331.06,	p-value:	0.0000
Mes 03	→	Moran's I:	0.1157,	z-score:	327.36,	p-value:	0.0000
Mes 04	→	Moran's I:	0.1174,	z-score:	332.19,	p-value:	0.0000
Mes 05	→	Moran's I:	0.1171,	z-score:	331.14,	p-value:	0.0000
Mes 06	→	Moran's I:	0.1169,	z-score:	330.58,	p-value:	0.0000
Mes 07	→	Moran's I:	0.1073,	z-score:	303.57,	p-value:	0.0000
Mes 08	→	Moran's I:	0.1054,	z-score:	298.57,	p-value:	0.0000
Mes 09	→	Moran's I:	0.1028,	z-score:	291.70,	p-value:	0.0000
Mes 10	→	Moran's I:	0.1022,	z-score:	290.16,	p-value:	0.0000
Mes 11	→	Moran's I:	0.0980,	z-score:	280.47,	p-value:	0.0000
Mes 12	→	Moran's I:	0.1306,	z-score:	406.20,	p-value:	0.0000

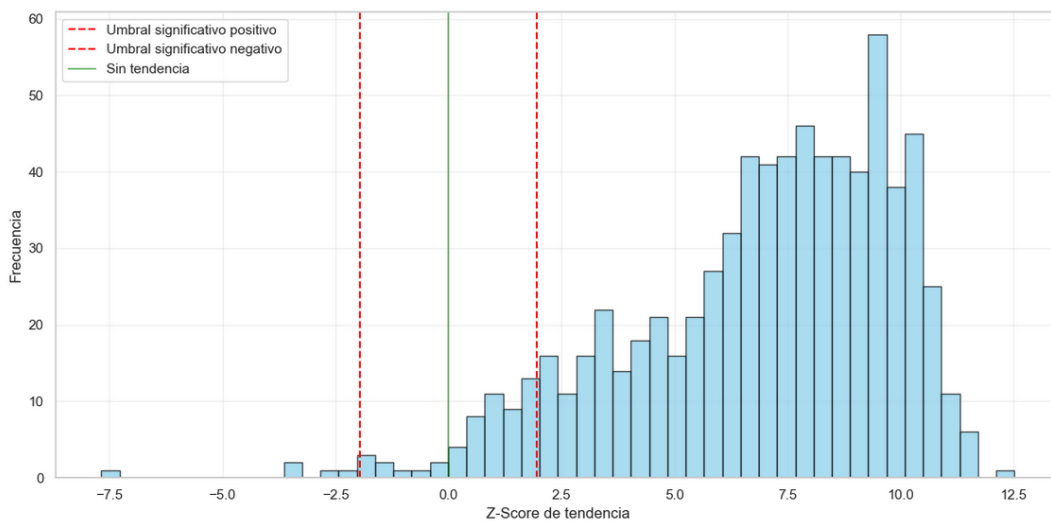
Ahora bien, la Figura 48, confirma visualmente la autocorrelación espacial positiva identificada en el análisis global. La pendiente positiva de la línea de regresión y la concentración de puntos en los cuadrantes Alto-Alto y Bajo-Bajo evidencian que las zonas con tendencias similares se agrupan espacialmente. Este patrón sugiere que los factores que influyen en las tendencias de hurtos operan de manera regional más que de forma aislada.

Figura 48: Diagrama de dispersión de Moran's



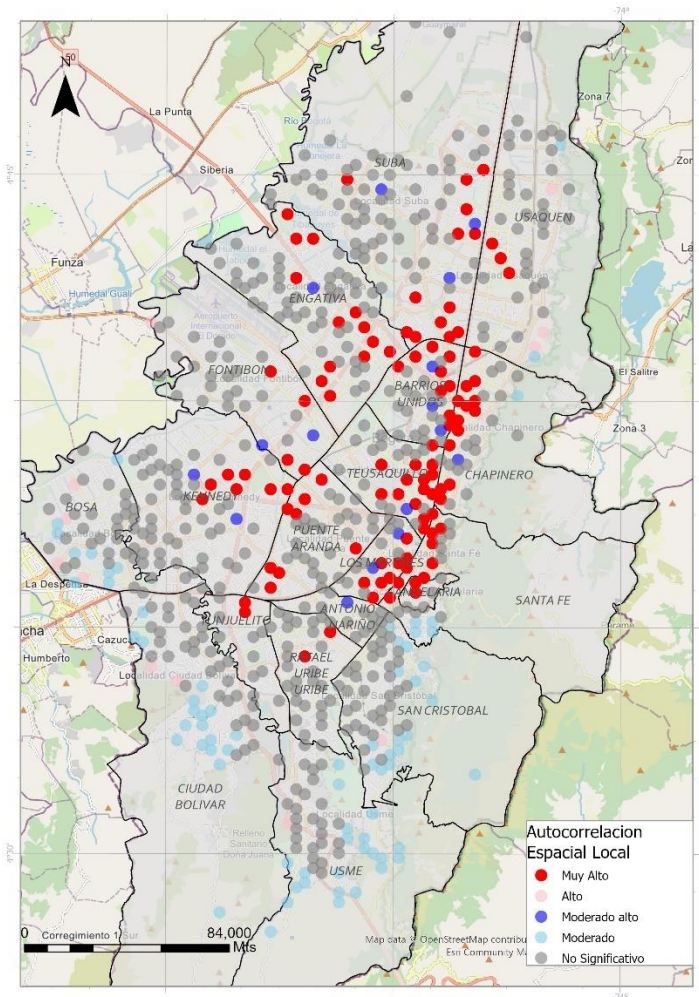
El histograma de Z-scores (Figura 49) muestra una distribución fuertemente asimétrica hacia la derecha, confirmando el patrón general de expansión delictiva identificado en el análisis anterior. La distribución evidencia que la gran mayoría de las celdas espaciales se concentran en el rango de valores positivos, con un pico notable entre los Z-scores de 9.0 y 10.0. Esta concentración en valores altos sugiere que las tendencias de incremento de hurtos son más intensas y generalizadas que las de disminución.

Figura 49: Histograma de Z-score



El análisis de autocorrelación espacial local revela patrones de concentración significativos en el centro histórico de Bogotá. Las localidades de Los Mártires, La Candelaria, Santa Fe, Teusaquillo y Chapinero presentan una agrupación espacial de tendencias positivas que sugiere la existencia de un corredor delictivo consolidado en esta zona de la ciudad. Esta concentración de hot spots indica que los factores que contribuyen al incremento de hurtos operan de manera coordinada en el centro histórico, posiblemente influenciados por la alta densidad comercial, la presencia de actividades turísticas y la concentración de sistemas de transporte público que facilitan la movilidad de actores delictivos (Figura 50).

Figura 50: Autocorrelación espacial local



La distribución espacial de las tendencias positivas sugiere un patrón de expansión que sigue el corredor de la Avenida Caracas y la Carrera 14, extendiéndose desde el centro histórico hacia el norte de la ciudad. Este patrón de expansión norte-sur indica que los factores que

contribuyen al incremento de hurtos no se limitan al centro histórico, sino que se extienden a lo largo de corredores de movilidad urbana que facilitan la conectividad entre diferentes zonas de la ciudad. La presencia de sistemas de transporte masivo y la concentración de actividades comerciales a lo largo de estos corredores parecen contribuir a la propagación de patrones delictivos.

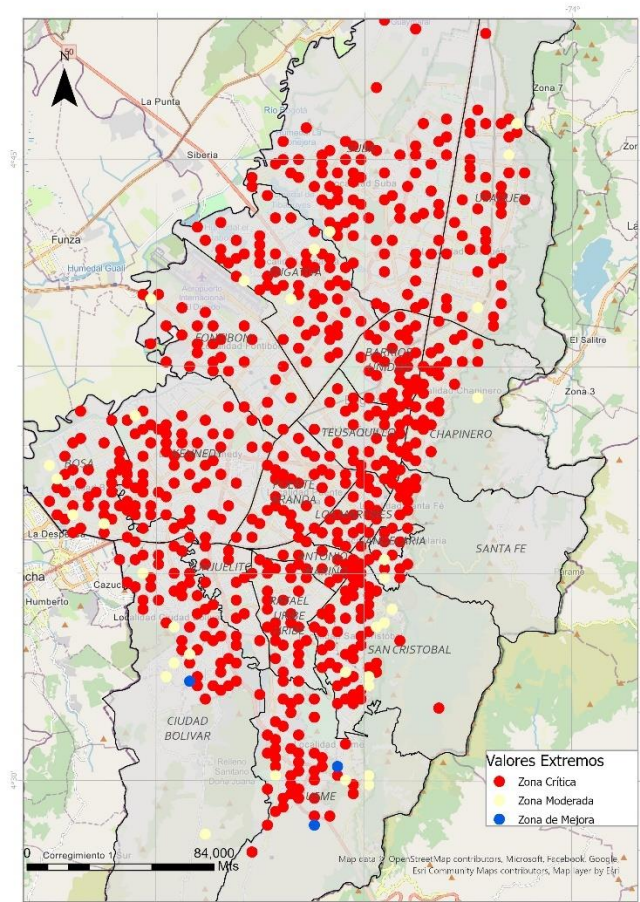
Acto seguido, se realizó el análisis de valores extremos que revela la existencia de zonas con tendencias muy marcadas en la evolución de los hurtos. La tendencia más positiva alcanza un z-score de 12.52 (Figura 51), mientras que la tendencia más negativa registra un valor de -7.68, indicando la presencia de patrones espaciales muy diferenciados en la dinámica delictiva.

*Figura 51: Zonas de tendencia más extrema*

```
Valores extremos de tendencia:  
Tendencia más positiva: 12.52  
Tendencia más negativa: -7.68  
  
Zonas con tendencias muy fuertes:  
Z-score > 3: 661 zonas  
Z-score < -3: 3 zonas
```

El análisis de valores extremos en las tendencias espaciales revela una distribución marcadamente asimétrica que confirma los patrones identificados en los análisis previos. De las 699 zonas con tendencias significativas, 661 áreas (94.6% del total) presentan valores extremos positivos ( $z\text{-score} > 3$ ), indicando incrementos muy pronunciados en la frecuencia de hurtos. En contraste, únicamente 3 zonas (0.4% del total) muestran tendencias extremas negativas ( $z\text{-score} < -3$ ), evidenciando la escasez de áreas donde las estrategias de prevención han logrado generar disminuciones significativas y sostenidas en la actividad delictiva como se evidencia en la Figura 52.

Figura 52: Distribución espacial de valores extremos



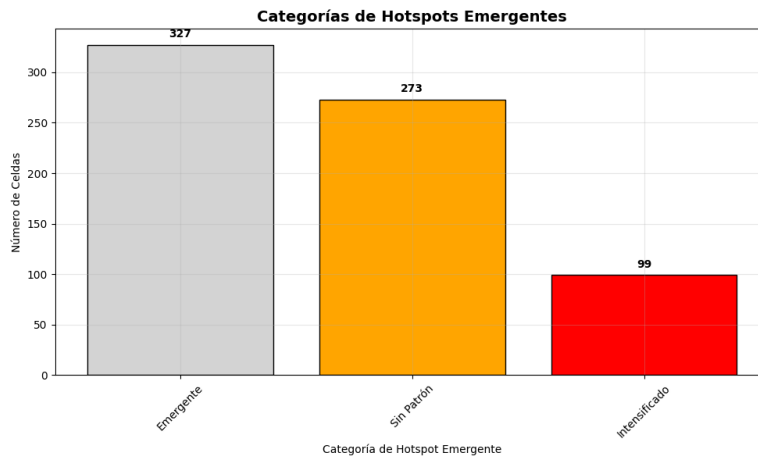
Las zonas con valores extremos más altos, que alcanzan z-scores de hasta 12.52, representan áreas donde la dinámica delictiva se ha intensificado de manera muy significativa, sugiriendo la emergencia de nuevos hotspots delictivos o la intensificación de la actividad criminal en áreas específicas.

En la Figura 53 se puede evidenciar que, de las 699 zonas con tendencias significativas analizadas, la mayoría (273 zonas) no presentan patrones emergentes significativos, manteniendo niveles de criminalidad relativamente estables. Sin embargo, se identificaron 426 zonas críticas que requieren atención especial:

- 327 zonas clasificadas como hotspots emergentes, indicando nuevas áreas donde la criminalidad está surgiendo y expandiéndose.
- 99 zonas clasificadas como hotspots intensificados, representando áreas donde la criminalidad existente se ha agravado significativamente.

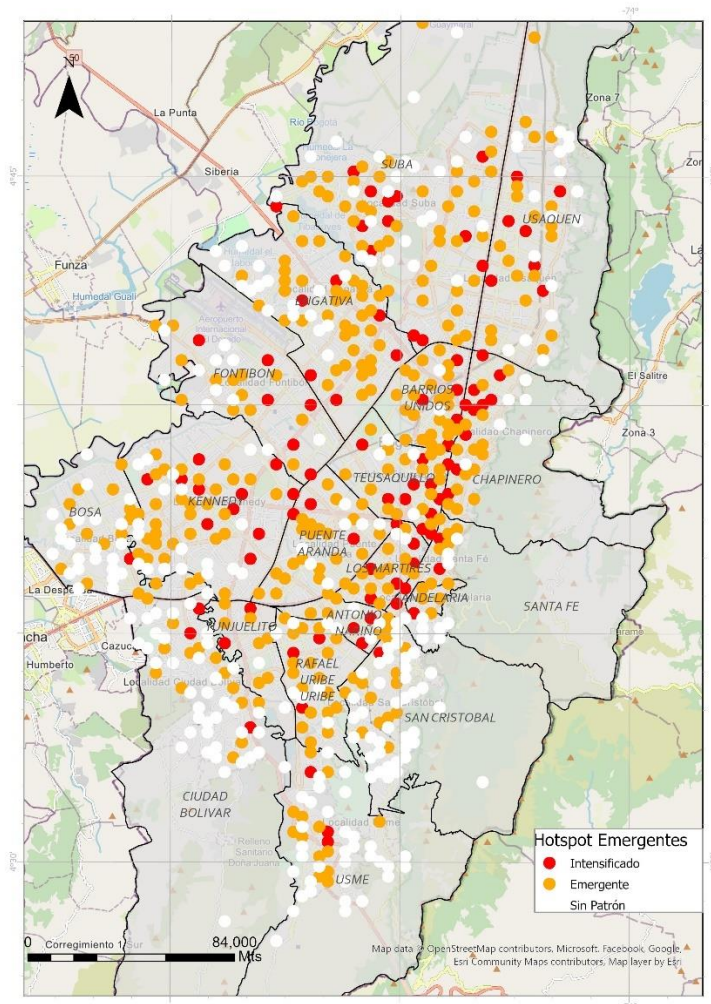
Esta distribución confirma que más del 60% de las zonas con tendencias significativas presentan patrones de expansión o intensificación delictiva, evidenciando la magnitud del desafío de seguridad que enfrenta la ciudad.

*Figura 53: Categorías HotSpots*



Estas 99 zonas intensificadas (14% del total) son fundamentales para la focalización de recursos de seguridad, ya que representan las áreas donde el fenómeno delictivo está en expansión activa y requiere intervenciones inmediatas para prevenir su consolidación como zonas de alta criminalidad (Figura 54).

Figura 54: Hotspot emergentes



Ahora bien, al realizar el análisis de hotspots emergentes, se evidencia que existe una distribución fuertemente asimétrica hacia valores positivos, confirmando el patrón general de expansión delictiva en el territorio. Los valores oscilan entre -7.67 y 12.52, con un promedio de 7.34 y una desviación estándar de 2.53.

Figura 55: Análisis de alta intensidad delictiva

Valor máximo: 31.86  
Valor mínimo: -1.49  
Promedio: -0.01  
Desviación estándar: 1.53

Zonas con z-score > 1.96: 6216  
Zonas con z-score < -1.96: 0

Se identificaron 6,216 zonas con z-scores significativamente altos ( $> 1.96$ ), lo que representa aproximadamente el 19.1% del total de celdas analizadas. Esta cifra es considerablemente mayor que las 699 zonas identificadas en el análisis de tendencias generales, indicando que la concentración espacial de actividad delictiva es más extensa de lo que sugerían las tendencias lineales. Es notable que no se identificó ninguna zona con z-scores significativamente negativos ( $< -1.96$ ), lo que confirma la ausencia de áreas donde la criminalidad esté disminuyendo de manera estadísticamente significativa. Este hallazgo sugiere que las estrategias de prevención y control no hasta el 2020 no habían logrado generar reducciones sostenidas en ninguna zona de la ciudad.

Del mismo modo, como se observa en la Figura 56, el análisis de la máscara de procesamiento revela que, de las 32,480 celdas espaciales analizadas, 752 celdas (2.32%) cumplieron con los criterios mínimos de calidad para ser incluidas en el análisis espacio-temporal.

*Figura 56: Análisis de calidad de los datos*

```
PROCESSING_BINARY_MASK:  
Valor 0: 31728 celdas  
Valor 1: 752 celdas  
  
Estadísticas de procesamiento:  
Total de celdas: 32480  
Celdas procesadas (valor 1): 752  
Celdas no procesadas (valor 0): 31728  
Porcentaje de celdas procesadas: 2.32%
```

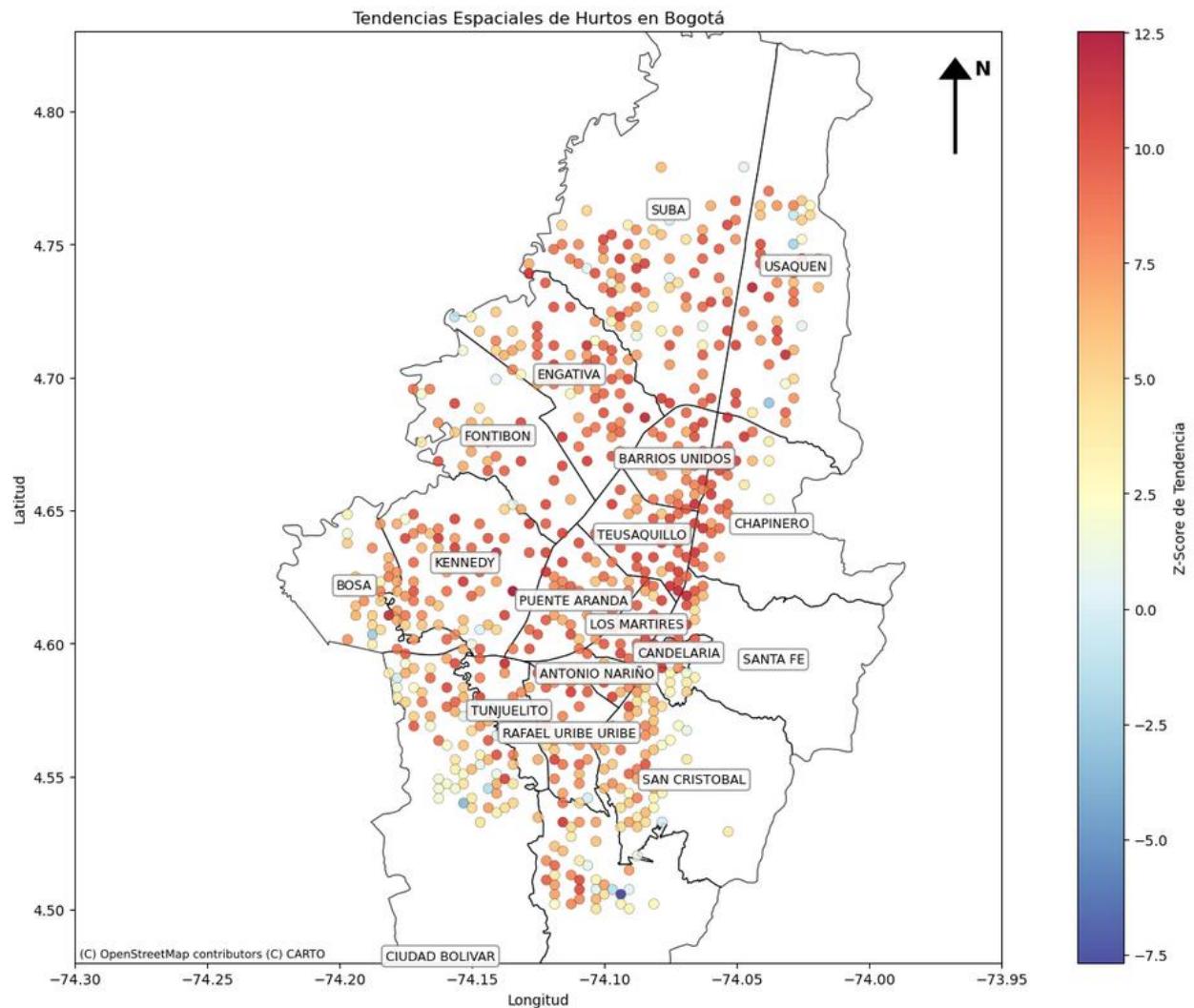
Este resultado es esperado y metodológicamente correcto, ya que el Space-Time Cube aplica criterios estadísticos rigurosos para garantizar la confiabilidad de los análisis. El 97.68% de celdas no procesadas se debe a factores metodológicos válidos que incluyen la extensión del área analizada, que comprende zonas fuera de Bogotá como municipios vecinos y áreas rurales donde no existen datos de hurtos, así como zonas sin actividad residencial como parques y áreas industriales donde no ocurren hurtos. Además, el STC requiere un mínimo de variabilidad temporal para realizar análisis estadísticos confiables, lo que explica por qué solo las áreas con suficiente actividad delictiva a lo largo del tiempo fueron incluidas en el procesamiento. Las 752 celdas procesadas representan las áreas donde existe suficiente variabilidad temporal en la ocurrencia de hurtos, los datos son consistentes a lo largo del tiempo, y los análisis estadísticos son confiables y

representativos. Este resultado confirma que el procesamiento del STC fue riguroso y apropiado, garantizando que los patrones identificados como hotspots emergentes, tendencias y otros hallazgos se refieren a zonas urbanas de Bogotá donde el análisis espacio-temporal es estadísticamente robusto, lo que asegura la confiabilidad de los resultados.

De igual manera, en la Figura 57 se observa de manera clara las tendencias espaciales de hurtos en Bogotá, las cuales permiten identificar de manera clara las zonas donde la incidencia de este delito ha presentado cambios significativos a lo largo del tiempo, así es posible observar que las áreas con mayores valores de z-score (indicando tendencias crecientes en la ocurrencia de hurtos) se concentran principalmente en localidades como Chapinero, Teusaquillo y Kennedy, así como en sectores del centro y occidente de la ciudad. Estas zonas muestran una intensificación del fenómeno delictivo.

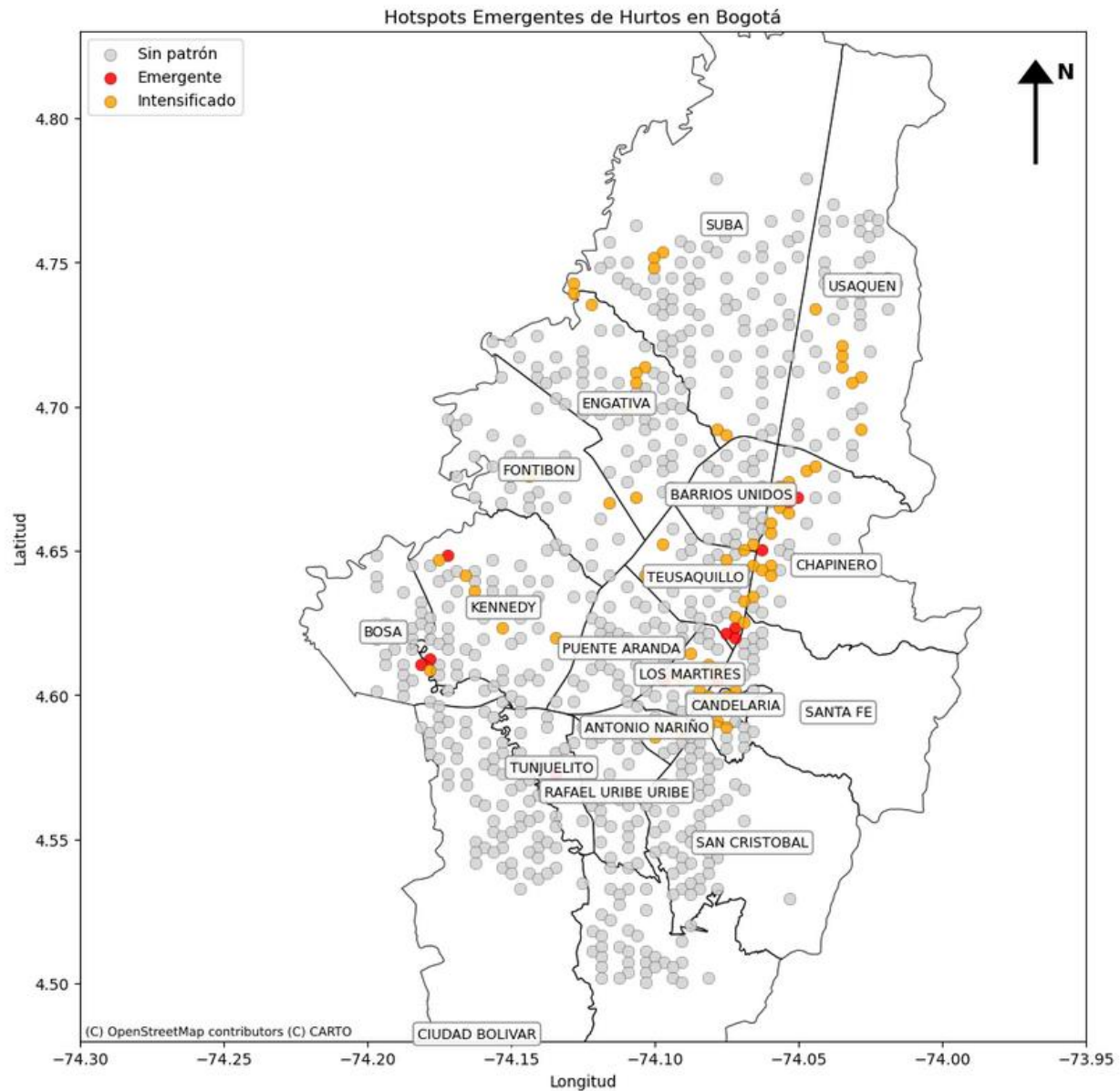
Por otro lado, se identifican localidades donde la tendencia es menos marcada o incluso estable, como en algunas áreas de Usaquén, Engativá y Fontibón, lo que puede estar relacionado con una mayor presencia institucional, mejores condiciones urbanas o estrategias de seguridad más efectivas. La visualización también permite detectar sectores periféricos donde, aunque la densidad de hurtos es menor, existen puntos emergentes que podrían convertirse en futuros focos de criminalidad si no se interviene a tiempo.

Figura 57: Tendencias espaciales de hurtos en Bogotá



Del mismo modo, como se observa en la Figura 58, se identifica de manera precisa las zonas donde el fenómeno delictivo está surgiendo o intensificándose en el periodo de tiempo analizado. La visualización muestra que, aunque la mayoría de las áreas urbanas no presentan patrones emergentes significativos, existen sectores específicos principalmente en localidades como Chapinero, Kennedy, Suba y el centro de la ciudad en donde se concentran los puntos clasificados como “emergentes” e “intensificados”.

Figura 58: Hotspots emergentes de hurtos en Bogotá



Las zonas marcadas en rojo (Figura 58) corresponden a hotspots emergentes, es decir, áreas donde la criminalidad está apareciendo por primera vez o experimentando un crecimiento reciente. Por su parte, los puntos naranjas representan hotspots intensificados, que son sectores donde la actividad delictiva, aunque ya presente, ha mostrado un aumento considerable en los últimos periodos. Esta diferenciación es fundamental para la gestión de la seguridad, ya que permite

priorizar intervenciones preventivas en los puntos emergentes y estrategias de control más focalizadas en los intensificados.

La identificación de estos patrones espacio-temporales es importante para anticipar la consolidación de nuevos focos de criminalidad y evitar su propagación a otras zonas de la ciudad, en línea con los enfoques contemporáneos de análisis de hotspots y prevención situacional del delito (Braga et al., 2019; Bruinsma, 2014). Así, el análisis de hotspots emergentes se convierte en una herramienta estratégica para la toma de decisiones y la asignación eficiente de recursos en materia de seguridad ciudadana.

### 8.3 Modelo predictivo

Como se mencionó en la metodología, se implementaron dos enfoques, ahora bien, evaluando el desempeño de ambos modelos mediante el error absoluto medio (MAE) y la raíz del error cuadrático medio (RMSE) como se muestra en la Tabla 4, métricas estándar para problemas de predicción de conteos.

*Tabla 4: Comparación entre modelos*

<b>Modelo</b>	<b>MAE</b>	<b>RMSE</b>
Poisson	9.94	21.10
Random Forest	7.13	16.62

El modelo de Random Forest presentó un menor error promedio y dispersión, lo que indica una mayor capacidad predictiva respecto al modelo de Poisson. Sin embargo, la regresión de Poisson aporta interpretabilidad y permite identificar el efecto estadísticamente significativo de cada variable.

Figura 59: Análisis de coeficientes de Poisson

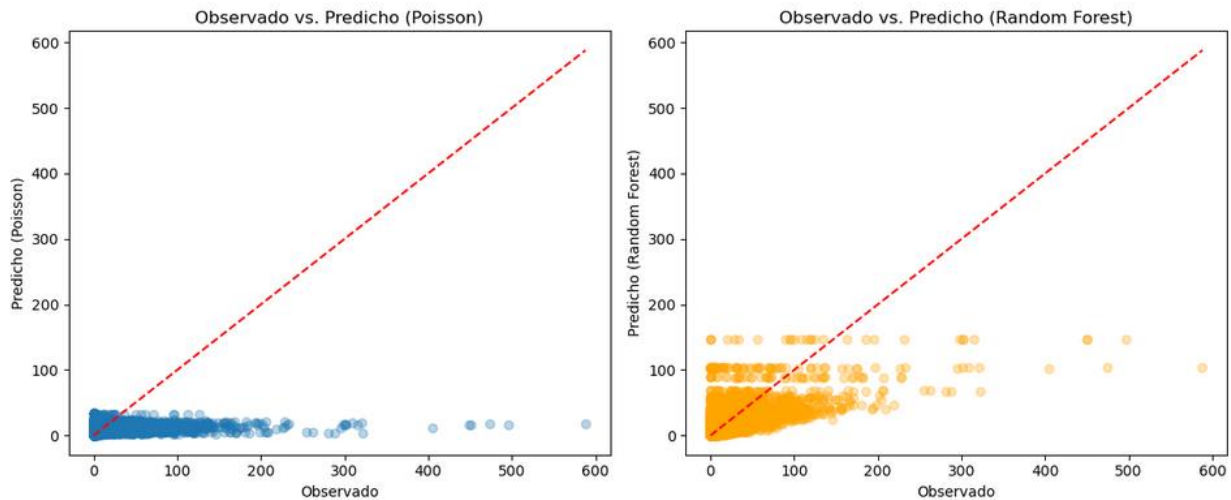
	Variable	Coef.	P> z	Importancia_RF
1	Dist_EstaPol	-8.084	0	0.173
2	Dist_Gbar	-17.937	0	0.169
3	Dist_SITP	27.061	0	0.069
0	Dist_Cam	-0.866	6.67e-25	0.067
8	Es_SinArma	95.722	6.99e-89	0.060
6	Es_ConArma	93.770	2.22e-85	0.057
11	Es_mujer	-471.152	3.37e-86	0.056
14	m2_habt	-0.000	2.29e-118	0.053
10	Es_hombre	-471.725	2.09e-86	0.051
9	Es_casado	94.357	2.05e-86	0.049
12	Es_soltero	95.135	7.84e-88	0.044
4	ESTRATO	0.075	0	0.043
5	Es_ApieVictima	95.113	8.45e-88	0.040
7	Es_NoApieVictima	94.379	1.9e-86	0.035
13	Poblacion	-0.360	0	0.033

Ahora bien, en el análisis de los coeficientes del modelo de Poisson (Figura 59) mostró que variables como el estrato socioeconómico, la población y las distancias a infraestructura (SITP, estaciones de policía, cámaras, etc.) tienen un impacto significativo en la ocurrencia de hurtos. Por su parte, el modelo de Random Forest identificó principalmente las variables de distancia a infraestructura como las más importantes para la predicción, mientras que el estrato y la población tuvieron menor relevancia en este enfoque. Esta diferencia resalta la complementariedad de ambos modelos y refuerza la robustez de los hallazgos, al coincidir en la importancia de ciertos factores espaciales y contextuales, aunque con matices en la jerarquía de las variables predictoras.

Ambos modelos tienden a subestimar los valores extremos de hurtos, especialmente en celdas y periodos con conteos muy altos, lo cual es común en fenómenos de baja frecuencia y alta dispersión. No obstante, el ajuste general es adecuado y permite identificar patrones espacio-temporales de riesgo.

Se presentan a continuación los gráficos de dispersión Observado vs. Predicho para ambos modelos (Figura 60).

Figura 60: Comparación de las predicciones con ambos modelos



- Modelo de Poisson: Se observa que la mayoría de los puntos se concentran cerca del origen, lo que indica que el modelo ajusta bien los valores bajos de hurtos. Sin embargo, tiende a subestimar los conteos más altos, como se evidencia en la dispersión de los puntos para valores observados elevados.
- Modelo de Random Forest: El modelo muestra una mayor capacidad para aproximar los valores observados, con una nube de puntos más cercana a la línea de predicción perfecta (línea roja discontinua). Aunque persisten algunos valores atípicos, la dispersión es menor y el ajuste general es superior, especialmente para los valores intermedios y altos.

La comparación gráfica y numérica de los modelos evidencia que, aunque la regresión de Poisson logra ajustar adecuadamente los valores bajos de hurtos, presenta limitaciones importantes al subestimar los conteos más altos, lo que se refleja en la dispersión de los puntos para valores observados elevados. Por su parte, el modelo de Random Forest muestra una mayor capacidad para aproximar los valores observados, con una dispersión menor y un ajuste general superior, especialmente en los valores intermedios y altos.

Esta evaluación comparativa permitió identificar que, si bien el modelo clásico de conteo como Poisson, el modelo de Random Forest ofreció el mejor desempeño predictivo para los datos analizados. Así, la estrategia de probar diferentes enfoques permitió seleccionar el modelo más

adecuado para la predicción espacio-temporal de hurtos a personas en Bogotá, fortaleciendo la validez y robustez de los resultados obtenidos.

En síntesis, los resultados respaldan la hipótesis de que el hurto a personas en Bogotá exhibe patrones espacio-temporales significativos, y que es posible identificar posibles lugares de ocurrencia del delito de manera efectiva, siempre que se utilicen modelos analíticos adecuados a la naturaleza y características específicas de los datos.

Sin embargo, en este estudio se evidenció que el modelo de Poisson no es el más adecuado para los datos analizados, debido a la presencia de sobredispersión y un alto número de ceros, lo que limita su capacidad predictiva y sugiere precaución en la interpretación de probabilidades derivadas de este modelo.

A diferencia del modelo de Poisson, Random Forest no asume una distribución específica para los datos ni permite calcular probabilidades exactas de ocurrencia de hurtos. En cambio, proporciona una estimación del conteo esperado, que puede interpretarse como una medida relativa de riesgo delictivo en la zona y periodo analizados.

Esto significa que, aunque no se puede obtener una probabilidad directa de hurto en un punto o celda, sí es posible identificar y priorizar las zonas y periodos con mayor riesgo, según los valores predichos por el modelo. Esta información es especialmente útil para la toma de decisiones en la gestión y prevención del delito, permitiendo focalizar recursos en los lugares y momentos de mayor vulnerabilidad.

En resumen, ambos modelos permiten estimar la probabilidad de ocurrencia de hurtos a personas en Bogotá, pero difieren en su interpretación y aplicación:

- Poisson: útil para estimar probabilidades teóricas, pero limitado en presencia de sobredispersión.
- Random Forest: más robusto y preciso para la predicción en contextos complejos, aunque su salida es un conteo esperado y no una probabilidad directa.

La selección del modelo debe basarse en la naturaleza de los datos y el objetivo del análisis. En este caso, el modelo de Random Forest demostró un mejor desempeño predictivo y es el recomendado para la estimación del riesgo espacio-temporal de hurtos en Bogotá.

## 9. Conclusiones

1. Se logró integrar y depurar una base de datos robusta sobre hurtos a personas en Bogotá, que abarca varios años y múltiples fuentes. La consolidación incluyó variables contextuales (socioeconómicas, espaciales, demográficas) y temporales, lo que permitió tener una visión integral del fenómeno delictivo. Este trabajo fue fundamental para garantizar la calidad y confiabilidad de los análisis posteriores.
2. El análisis exploratorio y espacial, apoyado en herramientas SIG y el uso del Space Time Cube, permitió identificar patrones espacio-temporales significativos. Se detectaron hotspots emergentes y persistentes, así como tendencias crecientes en zonas específicas, especialmente en localidades como Chapinero, Kennedy y el centro de Bogotá. Además, se observaron variaciones temporales asociadas a días de la semana, horarios y períodos del año, confirmando la no aleatoriedad del fenómeno.
3. El estudio evidenció que variables contextuales y situacionales, como el estrato socioeconómico, la densidad poblacional y, particularmente, la proximidad a infraestructura urbana (SITP, estaciones de policía, cámaras de vigilancia, entre otras), influyen significativamente en la distribución y frecuencia de los hurtos. Estas variables resultaron relevantes tanto en modelos estadísticos clásicos como en el modelo de machine learning aplicado Random Forest.
4. Se implementaron y compararon dos modelos predictivos, incluyendo regresión de Poisson y Random Forest. El modelo clásico presentó limitaciones debido a la sobredispersión y el exceso de ceros en los datos, afectando especialmente el ajuste en valores altos de hurtos. En contraste, el modelo Random Forest mostró un desempeño superior, con menores errores de predicción (MAE y RMSE) y un mejor ajuste general. Este enfoque flexible y no lineal permitió anticipar zonas y períodos de mayor riesgo, mostrando su utilidad para la predicción del delito.
5. Es importante destacar que el análisis y los modelos desarrollados se basan en datos hasta 2020. Debido a posibles cambios en la dinámica urbana, delictiva y en políticas de seguridad posteriores, los resultados y recomendaciones deben interpretarse con este alcance temporal en mente.

6. Se recomienda a las autoridades y a futuros investigadores actualizar periódicamente las bases de datos y recalibrar los modelos con información más reciente para mantener la relevancia y precisión en la prevención y focalización de recursos. La metodología empleada y los patrones identificados constituyen una base sólida y replicable para el análisis espacio-temporal del delito en Bogotá y otras ciudades.
7. Este estudio presenta algunas limitaciones: los datos solo cubren hasta 2020, por lo que no reflejan posibles cambios posteriores; puede existir subregistro en los hurtos reportados y limitaciones en la calidad de ciertas variables contextuales; los modelos operan a nivel de celda espacial y período temporal, sin permitir predicciones a nivel individual; la sobre dispersión y la gran cantidad de ceros dificultaron la aplicabilidad de modelos clásicos; y finalmente, los resultados son específicos al contexto y periodo estudiados, por lo que su generalización debe hacerse con precaución.

## 10. Recomendaciones

- Es fundamental mantener actualizada la base de datos de hurtos y variables contextuales, incorporando información reciente y mejorando la calidad y cobertura de los registros. Esto permitirá recalibrar los modelos predictivos y mantener su utilidad frente a cambios en la dinámica urbana y delictiva.
- Se recomienda incluir en la recolección de datos el campo de dirección exacta de cada incidente. Su ausencia ha provocado que múltiples hurtos de un mismo barrio se asignen a un solo punto, generando superposiciones artificiales y limitando la precisión del análisis espacial. Contar con la dirección permitiría una georreferenciación más precisa, identificar micro-hotspots y mejorar la calidad de los modelos predictivos.
- Se sugiere incorporar variables dinámicas y contextuales adicionales, como eventos especiales, cambios en la movilidad urbana, intervenciones institucionales, presencia de cámaras de vigilancia y datos de percepción ciudadana. La integración de fuentes interinstitucionales puede enriquecer el análisis y mejorar la capacidad predictiva.
- Se recomienda replicar y adaptar esta metodología en otros contextos urbanos, tanto en Colombia como en ciudades de América Latina, para validar su aplicabilidad y utilidad en la gestión de la seguridad ciudadana.

### Referencias

- Alcantara, V. (2023, abril 4). Neurocriminología y factores biológicos de la conducta violenta. *DiarioSalud.do*. <https://www.diariosalud.do/noticias/neurocriminologia-y-factores-biologicos-de-la-conducta-violenta-2/>
- Bernal-Urrutia, P. A., & Riascos-Ochoa, J. (s. f.). *Modelos estocásticos para la predicción y visualización espacial del delito de hurto a personas en la modalidad de atraco en la localidad de Kennedy (Bogotá D.C, Colombia)*.
- Bracho Fuenmayor, P. L. (2022). Criminalidad y migración en Chile, una mirada desde los medios comunicacionales. *Revista de la Universidad del Zulia*, 13(38), 8-37. <https://doi.org/10.46925//rdluz.38.02>
- Braga, A. A., Turchan, B. S., Papachristos, A. V., & Hureau, D. M. (2019). Hot spots policing and crime reduction: An update of an ongoing systematic review and meta-analysis. *Journal of Experimental Criminology*, 15(3), 289-311. <https://doi.org/10.1007/s11292-019-09372-3>
- Bruinsma, G. (2014). *Encyclopedia of Criminology and Criminal Justice* (D. Weisburd, Ed.). Springer New York. <https://doi.org/10.1007/978-1-4614-5690-2>
- Castillo, M. C. (2023). *Informe anual de seguridad* (p. 67). <https://www.probogota.org/wp-content/uploads/2023/10/Informe-Anual-de-Seguridad-2022.pdf>
- Castillo, M. C. (2024). *Informe Anual de seguridad*. Probogotá- fundacion para el progreso de la Región. <https://www.probogota.org/wp-content/uploads/2024/05/Informe-Anual-de-Seguridad-2023.pdf>
- Cspedes Mora, S. A. (2020). *El Hurto y Teorias de Apoderamiento*. Scribd. <https://es.scribd.com/document/459566453/EL-HURTO-Y-TEORIAS-DE-APODERAMIENTO-docx>

CISC. (s. f.). *Estadística delictiva | Policía Nacional de Colombia*. Recuperado 20 de julio de 2025, de <https://www.policia.gov.co/estadistica-delictiva>

Crime Mapping and Spatial Analysis. (2017). En M. Townsley, *Crime Prevention in the 21st Century* (pp. 101-112). Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-27793-6\\_8](https://doi.org/10.1007/978-3-319-27793-6_8)

Dakalbab, F., Abu Talib, M., Abu Waraga, O., Bou Nassif, A., Abbas, S., & Nasir, Q. (2022). Artificial intelligence & crime prediction: A systematic literature review. *Social Sciences & Humanities Open*, 6(1), 100342. <https://doi.org/10.1016/j.ssaho.2022.100342>

DANE - *Censo Nacional de Población y Vivienda 2018*. (s. f.). Departamenta Administrativo Nacional de Estadística. Recuperado 15 de julio de 2025, de <https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/demografia-y-poblacion/censo-nacional-de-poblacion-y-vivenda-2018>

DANE - *Cuentas nacionales*. (s. f.). Recuperado 22 de julio de 2025, de <https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/cuentas-nacionales>

Economic Commission for Latin America and the Caribbean, Bárcena, A., Samaniego, J., Peres Núñez, W., & Alatorre, J. E. (2020). *La emergencia del cambio climático en América Latina y el Caribe: ¿seguimos esperando la catástrofe o pasamos a la acción?* UN. <https://doi.org/10.18356/1f198404-es>

Espectador, E. (2020, marzo 30). *ELESPECTADOR.COM* [Text]. ELESPECTADOR.COM. <https://www.elespectador.com/colombia/medellin/en-promedio-cerca-de-1136-personas-son-victimas-de-hurto-cada-dia-en-colombia-article-872344/>

- 
- Esquivel, N., Nicolis, O., Peralta, B., & Mateu, J. (2020). Spatio-Temporal Prediction of Baltimore Crime Events Using CLSTM Neural Networks. *IEEE Access*, 8, 209101-209112. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3036715>
- Estratificación Manzana Bogotá D.C. - Datos Abiertos Bogotá.* (2025, mayo 20). Datos Abiertos Bogotá. <https://datosabiertos.bogota.gov.co/dataset/estratificacion-para-bogota>
- Gabaldón, L. G. (2021). La criminología latinoamericana: Temas perspectivas y políticas públicas en el transito del milenio. *Espacio Abierto*, 19(2), 21.
- Garcés, M. M. J., Vallejo, J. A. T., Otavo, D. P., & Melo, H. R. (2022). *Claudia Nayibe López Hernández.*
- Guevara, C., Bonilla, D., Pozo, J., Pérez, R., Arias, H., & Martinez, L. (2019, junio). Mobile Geographic Information System for Citizen Security. *2019 14th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI)*. 2019 14th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI), Coimbra, Portugal. <https://doi.org/10.23919/cisti.2019.8760713>
- Haq, E. U., Pei, C., Zhang, R., Jianjun, H., & Ahmad, F. (2023). Electricity-theft detection for smart grid security using smart meter data: A deep-CNN based approach. *Energy Reports*, 9, 634-643. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2022.11.072>
- Idárraga, J. D. V., Márquez, W. H. B., Orjuela, D. M. C., & Vásquez, A. F. F. (2024). *Informe de resultados batería de indicadores acuerdo 871-2023.*
- Jargiełło, A. (2023). La evolución de los grupos del crimen organizado en Colombia y México en el ejemplo de las “bandas criminales”. *Revista del CESLA: International Latin American Studies Review*, 32, 143-157. <https://doi.org/10.36551/2081-1160.2023.32.143-157>

- Joshi, N., Shaikh, S., Tripathy, A., Sen, S., Janson, J., Karnik, S., & Varghese, B. (2019). Crime Anatomization Using QGIS. *2019 IEEE 5th International Conference for Convergence in Technology (I2CT)*, 1-4. <https://doi.org/10.1109/i2ct45611.2019.9033910>
- Kensa. (2025). *Aeropuertos de carga más importantes de Latinoamérica*. <https://www.kensalogistics.com/aeropuertos-carga-mas-importantes-latinoamerica>
- Leclerc, C., Niang, A., & Duval, M.-C. (2018). Understanding the Relationship Between Public Opinion and Experience With the Criminal Justice System. *International Journal of Public Opinion Research*, 30(3), 473-492. <https://doi.org/10.1093/ijpor/edx007>
- Ley 599 de 2000—*Gestor Normativo*. (s. f.). Gestor Normativo. Recuperado 15 de julio de 2025, de <https://www.funcionpublica.gov.co/eva/gestornormativo/norma.php?i=6388>
- Ley 1801 de 2016—*Gestor Normativo*. (s. f.). Recuperado 15 de julio de 2025, de <https://www.funcionpublica.gov.co/eva/gestornormativo/norma.php?i=80538>
- Líneas estratégicas, estrategias y acciones del PISCCJ*. (2020). Secretaría distrital de seguridad convivencia y justicia. [https://scj.gov.co/sites/default/files/documentos\\_pisccj/Anexo%20%20-%20Matriz%20%E2%80%93%20L%C3%ADneas%20estrat%C3%A9gicas%20estrategias%20y%20acciones.pdf](https://scj.gov.co/sites/default/files/documentos_pisccj/Anexo%20%20-%20Matriz%20%E2%80%93%20L%C3%ADneas%20estrat%C3%A9gicas%20estrategias%20y%20acciones.pdf)
- Mejia, D., Ortega, D., & Ortiz, K. (2014). *Un análisis de la criminalidad urbana en Colombia*. 54. <https://igarape.org.br/wp-content/uploads/2015/01/Criminalidad-urbana-en-Colombia-diciembre-2014.pdf>
- Moreno Pabon, J. S., Dulce Rubio, M., Castano, Y., Riascos, A. J., & Diaz, P. R. (2020). A Manifold Learning Data Enrichment Methodology for Homicide Prediction. *2020 7th*

- 
- International Conference on Behavioural and Social Computing (BESC)*, 1-4.  
<https://doi.org/10.1109/besc51023.2020.9348295>
- Müller, A. (2024). *Introducción al Aprendizaje Automático con Python*. O'Reilly.
- Murrieta López, R. (2013). Análisis al sistema normativo sobre la delincuencia organizada. *Universidad de Sonora*.  
<http://repositorioinstitucional.uson.mx/bitstream/20.500.12984/1355/1/murrietalopezrayni-erl.pdf>
- ¿Qué tipos de delincuencia existen? | UE Colombia. (2024, marzo 6). *Universidad Europea colombia*. <https://colombia.universidadeuropea.com/blog/tipos-delincuencia/>
- Rausis, D., Vella, A., Yee, S., & Me, A. (2023). *Global study on homicide 2023* (p. 162). United Nations Office on Drugs and Crime. [https://www.unodc.org/documents/data-and-analysis/gsh/2023/Global\\_study\\_on\\_homicide\\_2023\\_web.pdf](https://www.unodc.org/documents/data-and-analysis/gsh/2023/Global_study_on_homicide_2023_web.pdf)
- Riascos, A., Dulce, M., Moreno, J. S., & Gómez, F. (2021). *Modelos matemáticos para predecir el crimen en Bogotá* | *Uniandes*. Economía y negocios- Uniandes. <https://www.uniandes.edu.co/es/noticias/economia-y-negocios/modelos-matematicos-para-predicir-el-crimen-en-bogota>
- Rivera, G. (2020). *Informe balance del seguimiento* (Balance Nos. 2-2020). Veeduría Distrital. <https://colibri.veedurriadistrital.gov.co/sites/default/files/2021-05/Informe%20balance%20del%20seguimiento%20a%20compromisos%20suscritos%20y%20registrados%20en%20la%20Plataforma%20Web%20Colibr%C3%AD%20%E2%80%93%20Segundo%20semestre%202020..pdf>
- Rojas, L. A. R. (2017). *GENERACION DEL MAPA DE CRIMEN DEL MUNICIPIO DE ZIPAQUIRA MEDIANTE HERRAMIENTAS GEOESTADISTICAS Y SIG*.

Siegel, L. (2015). *Criminología theories, patterns and typologies* (10.<sup>a</sup> ed.). Wadsworth Cengage Learning.

<https://hostnezt.com/cssfiles/Criminology/Criminology%2010th%20Edition%20By%20Larry%20J%20Siegel.pdf>

Superfinanciera. (2024, abril 4). *Transacciones por canal y puntos de atención en 2023*. Superfinanciera.

<https://www.superfinanciera.gov.co/publicaciones/10115075/transacciones-por-canal-y-puntos-de-atencion-en-2023/>

Universidad de los Andes, Bogotá, D. C., Colombia, Jiménez-García, W. G., Rentería-Ramos, R., Universidad Nacional Abierta y a Distancia, Bogotá, D. C., Colombia, Toro-Soto, Y. D., & Policía Nacional de Colombia, Bogotá, D. C., Colombia. (2023). Space-time analysis of theft from persons in Pereira (2019-2021). An approach to the theory of environmental munificence for crime. *Revista Criminalidad*, 65(1).  
<https://doi.org/10.47741/17943108.405>

UPZ Bogotá. (s. f.). Recuperado 17 de julio de 2025, de <https://bogotalaburbano.opendatasoft.com/explore/dataset/upz-bogota/>

Urcuqui, C., Moreno, J., Montenegro, C., Riascos, A., & Dulce, M. (2020, noviembre 5). Accuracy and Fairness in a Conditional Generative Adversarial Model of Crime Prediction. *2020 7th International Conference on Behavioural and Social Computing (BESC)*. 2020 7th International Conference on Behavioural and Social Computing (BESC), Bournemouth, United Kingdom. <https://doi.org/10.1109/besc51023.2020.9348315>

Vesga Suarez, P. (2025, junio 26). *Respuesta ticket radicado No. 705182-20250612* [Comunicación personal].

webmaster. (2020, octubre 25). Presencia de la educación superior en Bogotá y Cundinamarca. *El Observatorio de la Universidad Colombiana*. <https://www.universidad.edu.co/presencia-de-la-educacion-superior-en-bogota-y-cundinamarca/>

## **Anexos**

Anexo 1: Analisis\_Espacio\_Martinez\_2025\_Anexo1

Corresponde a un archivo en formato Excel que contine los resultados de los coeficientes de Poisson

Anexo 2: Analisis\_Espacio\_Martinez\_2025\_Anexo2

Corresponde al modelo de machine learning Random Forest en formato.pkl.

Anexo 3: Analisis\_Espacio\_Martinez\_2025\_Anexo3

Corresponde a la base de dato utilizada, en formato csv, con la información 792.636 registros.

Anexo 4: Analisis\_Espacio\_Martinez\_2025\_Anexo4

Corresponde al archivo en formato aprx en donde se encuentra todo el proyecto desarrollado, la gdb con la información de salida trabajada para el proyecto.

**Asunto:** Tesis

**Motivo:** Publicación U Manizales

**Fecha firma:** 01/09/2025

**Correo electrónico:** icg.angelamartinez@gmail.com

**Nombre de usuario:** ANGELA VIVIANA MARTINEZ CHITIVA

**ID transacción:** c3a98fe3-7b28-4230-a2c2-e14f96a81368

