

---

---

# ARCHIVOS DE ECONOMÍA

---

---

## Predicción del delito en Colombia: experiencia en ciudades intermedias

Juan David GÉLVEZ-FERREIRA  
Pablo MONTENEGRO HELFER  
María Paula NIETO RODRÍGUEZ  
Carlos Andrés ROCHA RUIZ



**Documento 524**  
**Dirección de Estudios Económicos**  
**6 de enero de 2021**

---

La serie ARCHIVOS DE ECONOMÍA es un medio de divulgación de la Dirección de Estudios Económicos, no es un órgano oficial del Departamento Nacional de Planeación. Sus documentos son de carácter provisional, de responsabilidad exclusiva de sus autores y sus contenidos no comprometen a la institución.

Consultar otros **Archivos de economía** en:

<https://www.dnp.gov.co/estudios-y-publicaciones/estudios-economicos/Paginas/archivos-de-economia.aspx>

<http://www.dotec-colombia.org/index.php/series/118-departamento-nacional-de-planeacion/archivos-de-economia>

# PREDICCIÓN DEL DELITO EN COLOMBIA: EXPERIENCIA EN CIUDADES INTERMEDIAS

Juan David GÉLVEZ-FERREIRA

[jgelvez@dnps.gov.co](mailto:jgelvez@dnps.gov.co)

Pablo MONTENEGRO HELFER

[pabmontenegro@dnps.gov.co](mailto:pabmontenegro@dnps.gov.co)

María Paula NIETO RODRÍGUEZ

[manieto@dnps.gov.co](mailto:manieto@dnps.gov.co)

Carlos Andrés ROCHA RUIZ

[crocha@dnps.gov.co](mailto:crocha@dnps.gov.co)

## RESUMEN/ABSTRACT

El uso de tecnología para prevenir y dar respuesta rápida y eficaz a los retos en materia de convivencia y seguridad ciudadana es una práctica cada vez más frecuente. La *política basada en evidencia* demuestra que los modelos de predicción del delito han tenido óptimos resultados en el país y en ámbito internacional en la prevención de los delitos. El objetivo del presente estudio es plasmar una serie de recomendaciones a partir de la prueba piloto de predicción del delito efectuada en Bucaramanga, Santander, en la cual se utilizó un modelo de procesamiento de señales para grafos y una adaptación del modelo de vectorización de texto TF-IDF al caso espacio temporal. Al desarrollar los modelos se identificó que los mejores resultados de la predicción del crimen se dieron al utilizar los modelos con relaciones espaciales de grafos por semanas. Los modelos de predicción del delito se constituyen en una herramienta útil para la construcción de estrategias de prevención en ciudades grandes; sin embargo, existen grandes limitaciones para su aplicación en ciudades intermedias y zonas rurales, así como en lugares con poca información estadística. Además, es necesario analizar en profundidad las implicaciones éticas del uso de herramientas que funcionan gracias a la inteligencia artificial.

**Palabras Claves:** Seguridad ciudadana, predicción, prevención.

**Clasificación JEL:** F52, J18, J28.

## CONTENIDO

<b>PREDICCIÓN DEL DELITO EN COLOMBIA: EXPERIENCIA EN CIUDADES INTERMEDIAS .....</b>	<b>1</b>
<b>RESUMEN/ABSTRACT .....</b>	<b>1</b>
<b>CONTENIDO.....</b>	<b>2</b>
<b>1. INTRODUCCIÓN.....</b>	<b>3</b>
<b>2. REVISIÓN DE LITERATURA .....</b>	<b>5</b>
<b>3. EXPLORACIÓN DE LOS DATOS.....</b>	<b>9</b>
<b>4. SELECCIÓN DEL MUNICIPIO Y DESCRIPCIÓN DE LOS DELITOS EN BUCARAMANGA .....</b>	<b>10</b>
4.1 Estadísticas descriptivas en Bucaramanga.....	11
4.2 Estadísticas espaciales .....	14
<b>5. METODOLOGÍA PARA LA PREDICCIÓN DEL DELITO .....</b>	<b>18</b>
5.1 Modelos de aprendizaje supervisado .....	22
<b>6. RESULTADOS DEL MODELO Y LIMITACIONES .....</b>	<b>24</b>
<b>7. RECOMENDACIONES DE POLÍTICA .....</b>	<b>28</b>
7.1 Entidades territoriales con poca información estadística pueden hacer uso de otras herramientas, diferentes a la predicción del delito. ....	28
7.2 Más y mejores datos para el desarrollo de modelos de predicción del delito. ....	29
7.3 No existe un único modelo de predicción del delito. Estos deben seguir características propias de cada entidad territorial. ....	30
7.4 Los modelos de predicción del delito pueden generar sesgos y discriminación.....	31
<b>REFERENCIAS .....</b>	<b>32</b>

## 1. INTRODUCCIÓN

Los asuntos de convivencia y seguridad ciudadana deben ser atendidos a través de estrategias costo-efectivas, pertinentes y basadas en la evidencia (DNP y CESED, 2020). Así se traerá mayor bienestar a los ciudadanos, se optimizarán los recursos y se mejorará la confianza institucional. Para ello, durante los últimos años, el Gobierno nacional avanzó en la construcción de políticas dirigidas a mejorar la interacción pacífica y armónica entre las personas que habitan el territorio nacional. Como consecuencia, el país ha mejorado el diseño institucional en los ámbitos nacional y local, a la vez que ha fortalecido los procesos de planeación, coordinación, formulación de presupuestos e implementación de iniciativas dirigidas a mejorar la convivencia y la seguridad ciudadana. Entre los métodos aplicados se encuentran los sistemas de análisis delictivo, la optimización de la investigación criminal, los análisis y simplificación de las audiencias y otros puestos en marcha con el mismo objetivo.

En consonancia con lo anterior, el Gobierno nacional ha decidido desarrollar estrategias de prevención del delito, con las que focaliza sus esfuerzos en los lugares donde hay mayor probabilidad de ocurrencia de comportamientos contrarios a la convivencia y seguridad ciudadana, al igual que en la población potencialmente más vulnerable; así genera legitimidad y obtiene la confianza ciudadana. Este enfoque integral quedó reflejado en la *Política Marco de Convivencia y Seguridad Ciudadana* (PMSC) lanzada a finales de 2019, la cual desarrolla veinte (20) líneas de acción para dar un enfoque integral a los asuntos de convivencia y seguridad ciudadana, con la base en la prevención como el pilar fundamental. Entre sus aspectos novedosos, la PMSC en su línea 7.10 establece el uso de tecnología para prevenir y dar respuesta más rápida y eficaz a los retos en materia de convivencia y seguridad ciudadana. Así mismo, la PMSC le da la responsabilidad al Departamento Nacional de Planeación (DNP) de incentivar la implementación de políticas basadas en evidencia, así como de adelantar el proceso de seguimiento y evaluación de impacto de las acciones establecidas en la Política.

A partir de ese contexto, la Dirección de Desarrollo Digital (DDD) y la Dirección de Justicia, Seguridad y Gobierno (DJSG) del DNP, elaboran el presente documento de recomendaciones de política pública —*policy paper*—, con base en la prueba piloto de predicción del delito en Bucaramanga, la capital de Santander. En trabajo referido se utilizó un modelo de procesamiento de señales para grafos y una adaptación del modelo de vectorización de texto TF-IDF al caso espacio temporal. El *modelo de predicción del delito* se implementó en una ciudad intermedia como Bucaramanga, dado que no se cuenta con este tipo de iniciativas en centros urbanos de ese tamaño. El modelo se construyó sobre el nivel de desagregación por sección DANE, estimando si en una semana determinada ocurrirían o no delitos en cada sección. Los hallazgos obtenidos pretenden ser un insumo informativo para las autoridades locales y de policía<sup>1</sup>, las cuales a partir de ellos pueden implementar un modelo de predicción del delito. Así mismo, el documento cuenta con la síntesis de literatura disponible en investigaciones académicas en donde se discute la efectividad para el servicio de policía.

La estructura del documento es la siguiente: tras esta introducción que es la primera sección, se encuentra la revisión de literatura sobre los modelos de predicción del delito. Posteriormente, en la tercera parte se presenta una descripción de los datos usados para el modelo de predicción acompañado de una exploración de los delitos en la ciudad seleccionada; continúa la metodología desarrollada para el modelo de predicción; y, por último, se cierra con resultados y limitaciones del modelo, y recomendaciones de política pública.

---

<sup>1</sup> De acuerdo con el artículo 198 del Código Nacional de Seguridad y Convivencia Ciudadana, (Ley 1801 de 2016), las autoridades de policía son el presidente de la República; los gobernadores; los alcaldes distritales o municipales; los inspectores y corregidores; las autoridades especiales de Policía en salud, seguridad, ambiente, minería, ordenamiento territorial, protección al patrimonio cultural, planeación, vivienda y espacio público y las demás que determinen la ley, las ordenanzas y los acuerdos; los comandantes de estación, subestación y de centro de atención inmediata de Policía y demás personal uniformado de la Policía Nacional.

## 2. REVISIÓN DE LITERATURA

Las estrategias enfocadas en la prevención del delito han demostrado tener óptimos resultados en reducir la criminalidad. A lo largo de los años se han convertido en un componente esencial de las políticas de seguridad y convivencia ciudadana a escala nacional y local (Wright y Beaver, 2012). Existen diferentes casos que respaldan la manera como la efectividad de la prevención del delito se maximiza cuando las instituciones policiales concentran sus recursos en pequeñas unidades geográficas (Weisburd y Telep, 2014). Por ejemplo, en Filadelfia, Pensilvania, se encontró que los delitos violentos se redujeron significativamente al implementar varias patrullas a pie en puntos específicos en donde la criminalidad era alta (Ratcliffe *et al.*, 2011). Igualmente, en Bogotá, Colombia, se encontró que al duplicar los tiempos de patrullaje en zonas determinadas se reducen los niveles de delincuencia, y al combinar tiempos extra de patrullaje con una mayor provisión de otros servicios públicos esa reducción es aún mayor (Blattman *et al.*, 2018).

Otros estudios señalan que las estrategias enfocadas en zonas geográficas son una de las acciones más efectivas para enfrentar los problemas de seguridad ciudadana, pues reducen las oportunidades para cometer actos criminales (UNODC, 2010). Esas medidas tienen como fin influir en la percepción que tienen los delincuentes sobre los riesgos, los esfuerzos y las recompensas de delinquir en lugares donde el crimen ocurre regularmente (Cornish y Clarke, 2003). Ejemplos de estas disposiciones son el uso de cámaras de vigilancia y las políticas enfocadas en zonas geográficas específicas. En Medellín, Colombia, un estudio sobre el uso de cámaras de vigilancia evidenció una reducción en los delitos contra la vida y la propiedad respecto al año anterior a la instalación, al igual que una disminución en el número de arrestos (Gómez *et al.*, 2019). De igual manera, se observó que el uso de cámaras de vigilancia en Filadelfia, Pensilvania, redujo los índices de criminalidad (Ratcliffe *et al.*, 2009). La misma tendencia se encontró en el Reino Unido (Chainey, 2000) y en Canadá (Welsh & Farrington, 2008). No obstante, hay que tener en cuenta que otras investigaciones realizadas en Cincinnati, Ohio (Mazerolle *et al.*, 2002), Los Ángeles (Cameron *et al.*, 2008) y Nueva York (Williamson y McLaferty,

2000) tuvieron resultados modestos o no significativos en la reducción del crimen (La Vigne *et al.*, 2011).

Gran parte del éxito de las estrategias enfocadas en lugares se basa en la premisa de que existen regularidades geográficas en la distribución de los crímenes en las ciudades o comunidades (Brantingham, Brantingham, & Taylor, 2005). Es decir, los crímenes se encuentran altamente concentrados en lugares específicos de la ciudad, conocidos como puntos calientes (*hotspots* en inglés). Esa línea de acción ha sido utilizada con frecuencia por su costo-efectividad y por ofrecer la oportunidad de usar el pie de fuerza disponible de manera que se obtengan mayores impactos en los índices de criminalidad. Varias investigaciones muestran que la intervención de puntos calientes ha reducido el delito en las zonas donde se ha implementado (Braga *et al.*, 2014; Abt *et al.*, 2019), por lo que puede considerarse como una política eficaz en las zonas que han tenido aumento la presencia policial; sin embargo, persiste el debate sobre los efectos secundarios de estas iniciativas, como el desplazamiento del crimen a zonas aledañas (Braga *et al.*, 2014; Johnson *et al.*, 2014). La experiencia nacional de la implementación de la estrategia se puede observar en las ciudades de Medellín (Collazos *et al.*, 2020), Cali (Blair y Weintraub, 2020) y Bogotá (Blattman *et al.*, 2017) en la cuales hubo resultados diferenciados. En Cali y Bogotá se encontraron resultados positivos reflejados en la reducción en la ocurrencia de delitos, no obstante, en Medellín no se halló ningún impacto. Igualmente, en el contexto internacional, en Nottinghamshire, Reino Unido, la estrategia ofreció resultados ambiguos (Ratcliffe y McCullagh, 2001).

Así mismo, mediante el uso de diferentes fuentes de datos y un enfoque combinado entre *hot spots* y política preventiva, Camacho-Collados y Liberatore (2015) desarrollaron, en el Cuerpo Nacional de Policía de España, un sistema para identificar de manera óptima y eficiente, con el pie de fuerza disponible, cuáles sectores tenían una mayor probabilidad de delitos y, por lo tanto, una mayor necesidad de patrullaje. Los autores encontraron que esa metodología es prometedora para utilizar con más eficiencia los recursos y el personal; sin embargo, aún es necesario adelantar más estudios prácticos. En este campo de la literatura

es donde el presente documento pretende incorporar conocimiento a la discusión académica y de política pública, especialmente en el desarrollo de modelos de predicción del delito que permitan dirigir la vigilancia policial y las actividades de control de las autoridades de policía.

El uso de fuentes de datos y registros estadísticos para la predicción del delito es un método que cobra fuerza en la academia y en los tomadores de decisión; por ejemplo, en los Centros de Apoyo a Decisiones Estratégicas (SDSC por sus siglas en inglés), implementados en Chicago, Estados Unidos, se utiliza la inteligencia de datos junto con las capacidades e inteligencia humana para identificar los problemas prioritarios de criminalidad que necesitan de especial atención (Abt *et al.*, 2019). Con base en los insumos mencionados, se desarrollan y evalúan regularmente estrategias para focalizar la atención de los recursos policiales, usando la tecnología para mejorar la eficiencia y rapidez en la atención de eventos de delincuencia y criminalidad. Los SDSC están equipados con varios recursos tecnológicos que incluyen una red de cámaras de vigilancia y un *software* policial predictivo que identifica las zonas donde hay una mayor probabilidad de que haya violencia con armas de fuego. En la actualidad, el Departamento de Policía de Chicago, en colaboración con el jefe de Personal del Departamento de Policía de Los Ángeles y el *Crime Lab* de la Universidad de Chicago, realizan diversas pruebas piloto que buscan evaluar los resultados de esos centros; evaluaciones tempranas han demostrado que este tipo de modelos y estrategias redujeron el crimen en las zonas donde se implementaron (Hollywood *et al.*, 2019).

Así mismo, el Departamento de Policía de Nueva York, Estados Unidos, también ha desarrollado varias pruebas con base en modelos de predicción del delito. Con un gran conjunto de bases de datos, *softwares* e infraestructura de apoyo, encontraron gran precisión en las predicciones de diferentes eventos criminales, en especial de los eventos protagonizados por el uso de armas de fuego (Levine *et al.*, 2017). Además, como producto del sistema utilizado se observó una mayor y más rápida capacidad de respuesta de los oficiales de policía, y una reducción general de los índices de criminalidad en Nueva York.

En Los Ángeles y Kent se implementó otro modelo de predicción de delito llamado el Modelo de Secuencia de Réplicas de Tipo Epidémico (ETAS, por sus siglas en inglés), que calcula el riesgo de comportamiento delictivo en puntos críticos a largo plazo y los riesgos que se presentan con alguna regularidad en el corto plazo (Mohler *et al.*, 2015). En la prueba del modelo se halló que, gracias a las predicciones efectuadas por ETAS, el crimen se redujo, por lo cual se concluyó que los algoritmos predictivos pueden llegar a reducir el crimen (Mohler *et al.*, 2015; Ridgeway, 2018). Sin embargo, otros estudios han presentado resultados no concluyentes de la implementación del tipo de sistemas que se analizan (Santos, 2014; Hunt *et al.*, 2014; Saunders *et al.*, 2016). Por lo tanto, los modelos de predicción del delito producen diversos resultados, de acuerdo con las particularidades de las modalidades de crimen en la zona y a las características contextuales. Así como lo mencionan Meijer y Wessels (2019), las estrategias con base en la predicción del delito pueden reducir de manera eficiente varios crímenes, pero no todos y, en consecuencia, cada autoridad de policía debe adecuarlos según sus propias necesidades.

En particular el *modelo de grafos* utilizado en esta investigación ha sido implementado para analizar datos de crimen, epidemiológicos, inventarios de bienes comerciales y redes de transporte (Shuman *et al.*, 2013). Por ejemplo, el modelo espaciotemporal de grafos ponderados y una red neuronal generalizable de grafos estructurados se utilizaron conjuntamente para la predicción del delito asociando cada nodo de grafo —cada uno corresponde a un código postal— con una serie temporal de intensidad delictiva, y se obtuvieron buenos resultados de predicción de delito en una escala temporal de horas (Wang *et al.*, 2018). El uso de esos modelos se potenció gracias al uso del proceso Hawkes para la predicción del delito, en donde la precisión de sus resultados lo convirtieron en un *software* comercial utilizado hoy en día en diferentes lugares del mundo (Mohler *et al.*, 2015). Estudios también han aplicado modelos espaciotemporales como el ST-ResNet, con los cuales se demuestra que puede predecirse el delito con reducciones pequeñas en la precisión (Wang *et al.*, 2017).

Para el caso de Colombia se conoce de una sola aproximación a los modelos de predicción del delito (Riascos, *et al.*, 2020). Dicho estudio replica el modelo de Mohler *et al.* (2011) para Bogotá, el cual está siendo piloteado desde noviembre de 2017, con apoyo de la Secretaría de Seguridad, Convivencia y Justicia de Bogotá, la Metropolitana de Policía de Bogotá y Quantil S. A. En este modelo se destaca que en la predicción se pueden presentar limitaciones como el refuerzo del sesgo de retroalimentación y de discriminación en los resultados obtenidos. Por lo tanto, es esencial para la implementación de este tipo de modelos contar con información que abarque una gran cobertura y, en lo posible, especificidad geográfica. Allí se practicaron diferentes líneas de estudio como el espaciotemporal, la distribución de la infraestructura física, más el entorno ambiental y visual para complementar la información (Riascos, *et al.*, 2020). Sin embargo, los modelos de predicción no han sido diseñados en contextos con poca información disponible, por lo que la presente investigación se centra en una ciudad intermedia, la cual no cuenta con una estrategia de predicción diseñada.

### 3. EXPLORACIÓN DE LOS DATOS

La principal fuente de datos es el Sistema de Información Estadístico, Delincuencial, Contravencional y Operativo de la Policía Nacional (SIEDCO), esta base de datos cuenta con información de hechos delictivos —homicidios, hurtos a personas y lesiones personales— y descripción de ellos en cada una de las siguientes variables: modalidad del delito, departamento, municipio, fecha (mes, día, año), edad de la víctima, género de la víctima, zona urbana o rural, hora del día en el que ocurrió el hecho, código de identificación (DIVIPOLA), país de la víctima, latitud y longitud del hecho y número de casos ocurridos en el hecho. La información reporta datos desde el primero de enero de 2016 hasta el 31 de diciembre de 2019, distribuidos en 17 columnas y con 1.865.869 observaciones. Las variables geográficas disponibles en esta fuente de datos utilizada fueron las de latitud y longitud, por lo que para obtener información georreferenciada desagregada por barrio o manzana se utilizarán los *shapefiles* publicados en las páginas web de entidades públicas colombianas. De esta

manera se desarrollaron los modelos de predicción del delito con resultados desagregados por barrio o manzana.

Al revisar las categorías y la frecuencia de cada una de las variables: *mes*, *delito*, *zona* y *género*, no se encuentra que contengan valores atípicos y cada una contiene las categorías esperadas. Lo anterior, permite evidenciar que los datos cuentan con las características necesarias para efectuar estudios detallados. Además, el desarrollo de análisis descriptivos de la frecuencia de las variables utilizadas en el modelo de predicción del delito a escala nacional permite identificar la existencia de diferencias estructurales en el comportamiento y las modalidades del delito según el mes, la hora, la zona y el género. En ese modelo se cuenta con la información completa de cuatro delitos: “Hurto a personas”, “lesiones personales”, “violencia intrafamiliar” y “homicidio” en diferentes horas, días y meses del año, teniendo en cuenta la zona en la que sucedió el delito —sea urbana o rural— y el género de la víctima. Reconocer las particularidades de los datos permite interpretar los resultados obtenidos del modelo de predicción en un nivel geográfico más limitado.

#### **4. SELECCIÓN DEL MUNICIPIO Y DESCRIPCIÓN DE LOS DELITOS EN BUCARAMANGA**

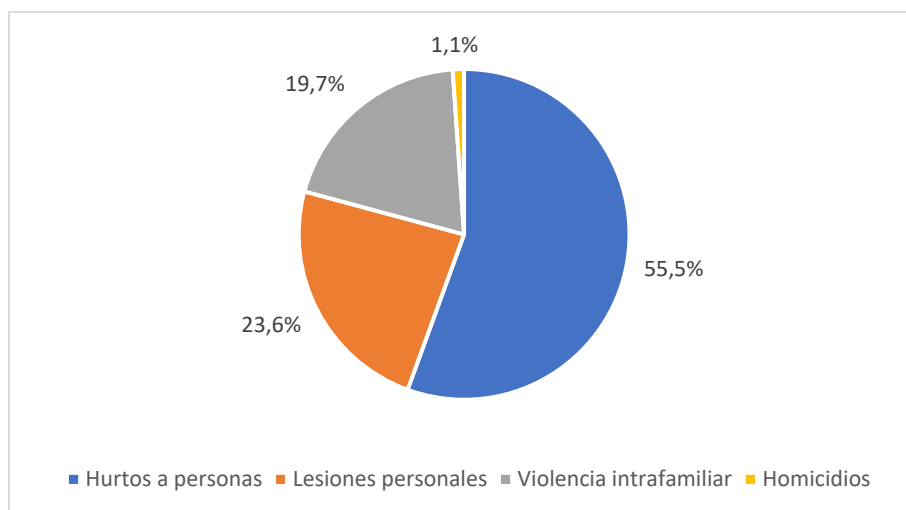
Con el objetivo de desarrollar una prueba piloto de predicción del delito, se decidió seleccionar una entidad territorial que cumpliera con las siguientes condiciones: 1) que fuera uno de los municipios con mayor cantidad de hechos delictivos — homicidios, hurtos a personas y lesiones personales—, y por ello aportara significativamente a las tasas nacionales de criminalidad; 2) la información georreferenciada correcta, tanto de crimen como de malla vial; 3) que no use un modelo de predicción del delito o esté en proceso de construcción, como en los casos de Bogotá, Medellín o Villavicencio, ciudades donde se desarrollan iniciativas similares a la planteada en este documento, e idealmente que fuera una ciudad intermedia, dado que enfrenta desafíos de seguridad ciudadana y de acceso a la información diferentes a los de ciudades principales.

Entre las alternativas de selección se exploró adelantar el estudio en la ciudad de Bucaramanga, la cual cuenta con 35.838 delitos registrados entre 2016-2019, que la ubican como la quinta ciudad del país con el mayor número de casos, después de Bogotá, Medellín, Cali y Barranquilla. La desagregación espacial de los *shapefiles* se encontró por sector, sección y manzana, provenientes del DANE. Así mismo, la mayor desagregación está por manzana, pero no cubre la totalidad de territorio urbano de Bucaramanga, por lo que se escogieron los polígonos por sección DANE para mostrar los mapas de calor y hacer el análisis geoespacial. Se eligió la zona urbana del municipio, ya que la inmensa mayoría de los delitos sucedieron allí y la información geográfica más desagregada se encuentra en esta zona.

#### **4.1 Estadísticas descriptivas en Bucaramanga**

Las estadísticas descriptivas de delitos en Bucaramanga se construyeron teniendo en cuenta la totalidad de los delitos en el tiempo y el espacio. El tipo de delito se separa en *homicidio*, *violencia intrafamiliar*, *hurtos* y *lesiones personales*, y cada hecho puede clasificarse en una de estas cuatro categorías. La diferenciación por el tipo del delito es fundamental para los efectos de este estudio, ya que cada uno tiene un comportamiento distinto tanto en el tiempo como el espacio y su frecuencia varía bastante. La figura 4-1 muestra la composición del tipo de delito en Bucaramanga para el período 2016-2019. Se observa que más de la mitad de los delitos se compone por hurtos, seguido por lesiones personales, violencia intrafamiliar y, con el 1,1 %, los homicidios.

**Figura 4-1**  
**Distribución de delitos en Bucaramanga, 2016 y 2019**



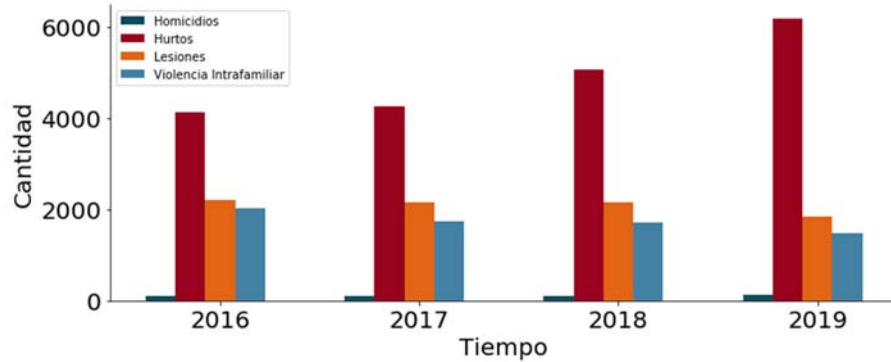
*Fuente:* Elaboración propia con base a datos del SIEDCO.

#### **La figura 4-2**

Figura 4-2 muestra la cantidad de delitos por año y por tipo de delito. En esta figura se evidencia un incremento en la cantidad de delitos año tras año desde 2016 a 2019. Lo anterior, se pudo presentar por el cambio metodológico que tuvo SIEDCO y la puesta en marcha del aplicativo “¡A denunciar!”, presentado por (Rodríguez, *et al.*, 2018). Por su parte, el hurto a personas es el delito que ha experimentado un mayor incremento a través del tiempo. En contraparte, las lesiones personales y la violencia intrafamiliar han presentado una ligera disminución. Lo anterior, supone que el aumento de los delitos totales en la ciudad de Bucaramanga se debe principalmente al aumento de hurtos a personas, o al cambio de recolección de las denuncias.

**Figura 4-2**

**Cantidad de delitos por año y tipo de delito, 2016-2019**

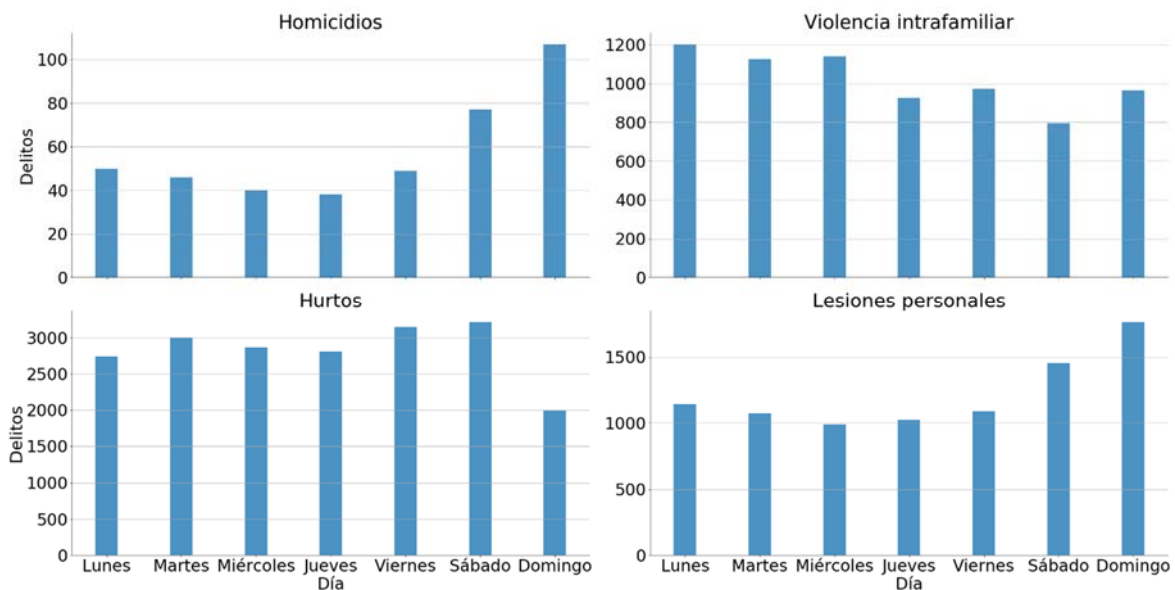


**Fuente:** Elaboración propia con base a datos del SIEDCO.

Al analizar el número total de delitos por día para cada año, no se encuentra una tendencia clara o un día que resalte con mayor cantidad de hechos. Sin embargo, al graficar el número de delitos por tipo y día de la semana (Figura 4-3) se observa que los homicidios y lesiones personales son más comunes los fines de semana, la violencia intrafamiliar los primeros días de la semana, y los hurtos son mucho menores el domingo que el resto de los días.

**Figura 4-3**

**Cantidad de tipo de delitos por día, 2016-2019**

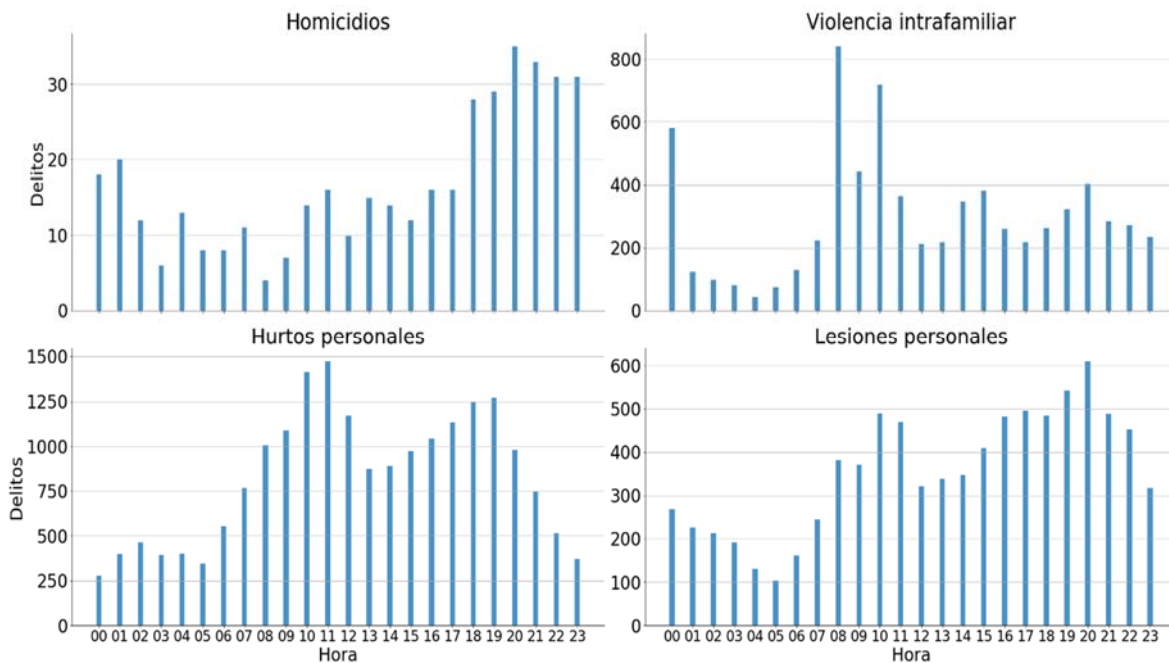


Fuente: Elaboración propia con base a datos del SIEDCO.

La figura 4-4 muestra la distribución de los cuatro delitos en Bucaramanga para cada hora del día. Los delitos ocurren con menos frecuencia entre la 1:00 a. m. y las 5:00 a. m. y suben a partir de las 6:00 a. m. El punto máximo sucede a las 10:00 a. m., con más de 2.500 registrados a esa hora, dado que es el pico de hurto a personas. A partir de ahí se registra una disminución hasta menos de 1.500 delitos a la 1:00 p. m., un crecimiento hasta las 7:00 p. m. y luego una gran caída hasta el final del día, al parecer por lesiones personales, homicidios y hurtos a personas.

Figura 4-4

Cantidad de tipo de delitos por hora del día, 2016-2019



Fuente: Elaboración propia con base a datos del SIEDCO.

## 4.2 Estadísticas espaciales

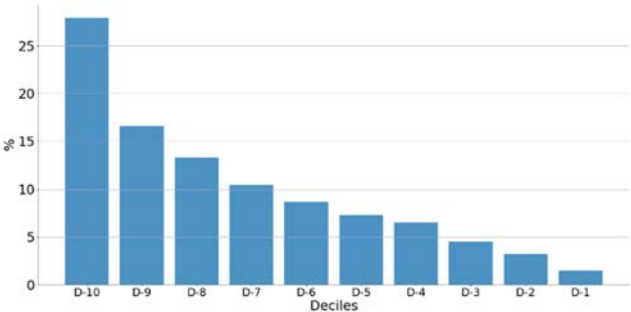
Como se presentó en la sección 3, “Exploración de los datos”, con el objetivo de analizar la concentración de los delitos por secciones territoriales se agruparon las 311 secciones DANE en 10 grupos, ordenados según la cantidad de delitos perpetrados en cada grupo durante el período de 2016 a 2019. Lo anterior significa que se dividió la distribución de delitos de las secciones DANE por deciles y se calculó el porcentaje de ellos de cada decil sobre el total, como se observa en la

figura 4-5. En el eje horizontal se ubican los deciles de las secciones, mientras que en el eje vertical está el porcentaje de delitos de cada decil con respecto al total.

Como se observa, más del 25 % de los delitos sucedieron en el decil con mayor cantidad de delitos; es decir, más del 25 % de los delitos se agrupa en el 10 % de las secciones territoriales —o en un poco más de 30 secciones—. El segundo decil con más delitos concentra un 16 % de los delitos totales, es decir, un poco más de la mitad del primer decil. La concentración disminuye significativamente para los demás deciles y el último reúne el 2 % de los delitos totales.

**Figura 4-5**

**Concentración del delito por secciones territoriales, 2016-2019**

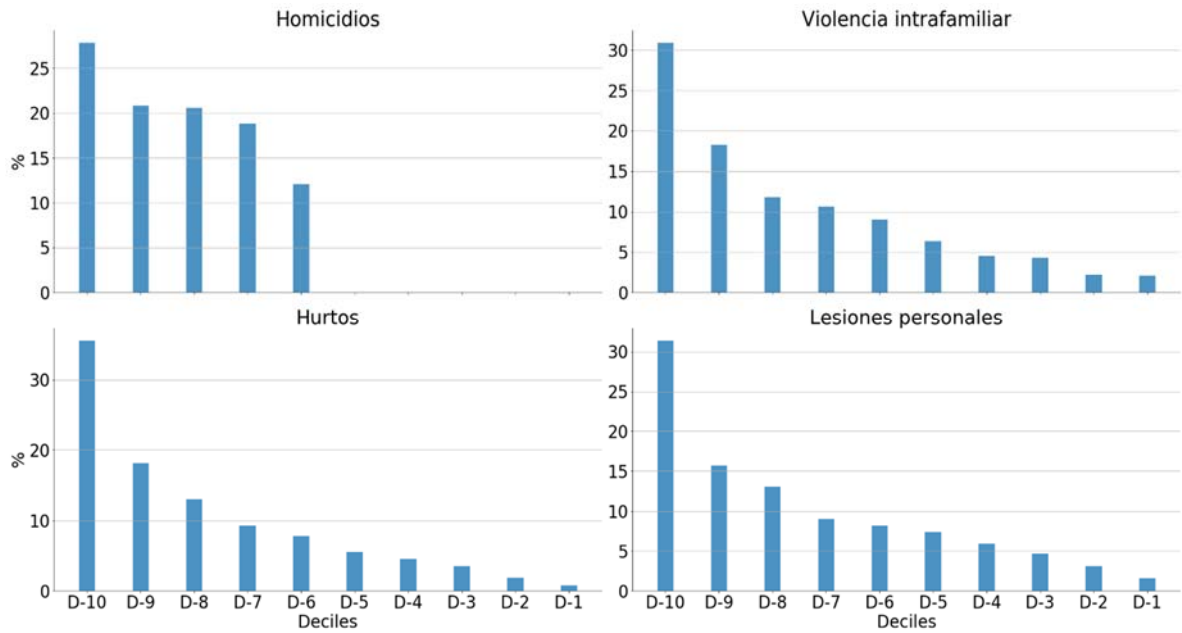


*Fuente:* Elaboración propia con base a datos del SIEDCO.

También se presenta una concentración significativa en los diferentes tipos de delitos —homicidio, violencia intrafamiliar, hurtos a personas y lesiones personales—; cerca del 30 % de cada uno de los delitos sucedieron en el 10 % de las secciones.

**Figura 4-6**

**Concentración de los tipos de delitos por secciones territoriales, 2016-2019**

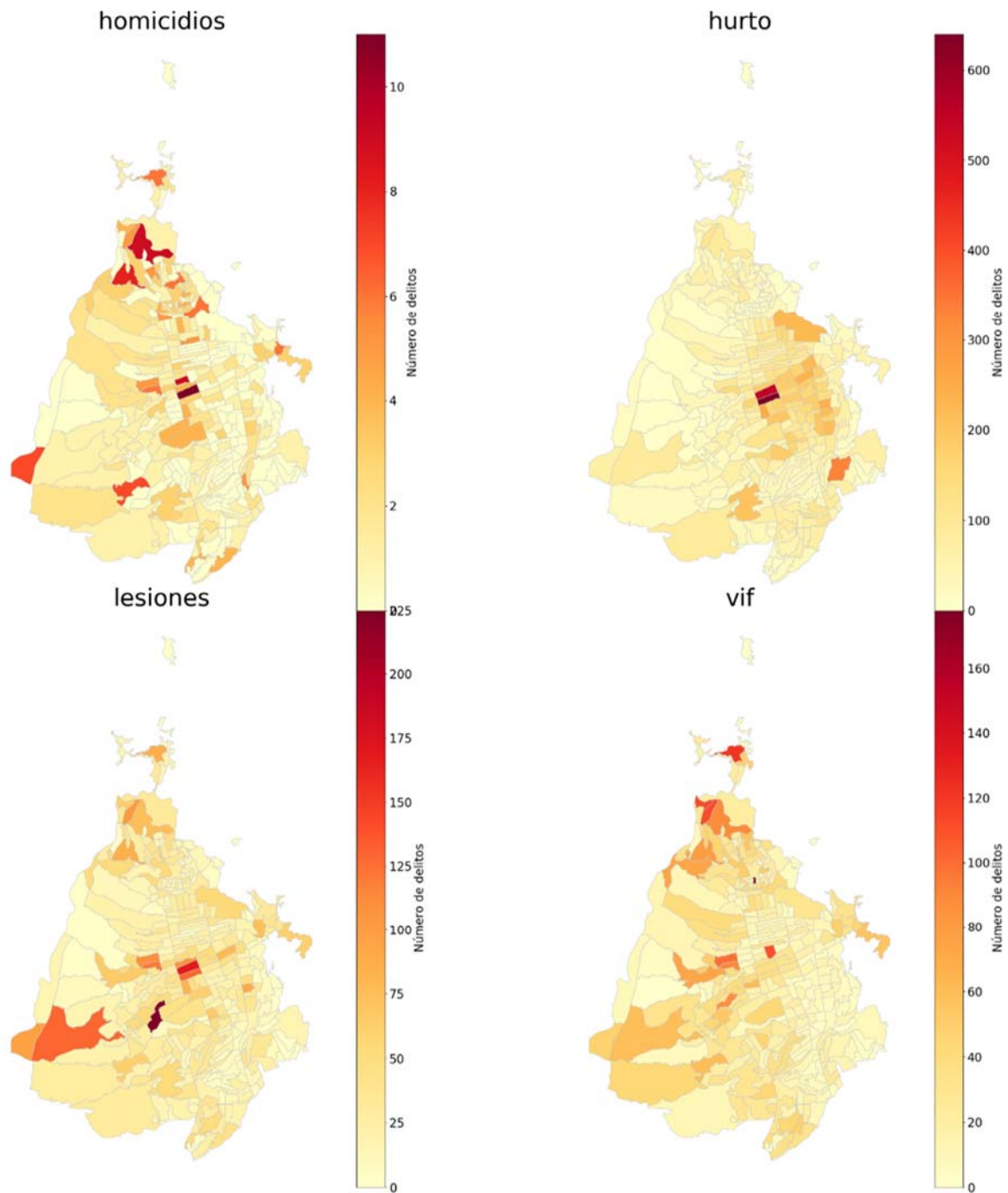


*Fuente:* Elaboración propia con base a datos del SIEDCO.

Los mapas de la figura 4-7 muestran la cantidad de delitos totales cometidos en Bucaramanga, tanto por sector como por tipo de delito. El sector donde se concentra la mayor cantidad de hechos se encuentra en el centro de la ciudad; de igual manera, hay ciertos sectores en las periferias que presentan altos niveles de delitos en el periodo total de estudio.

**Figura 4-7**

**Mapa de cantidad de delitos por tipo de delitos en Bucaramanga, 2016-2019**

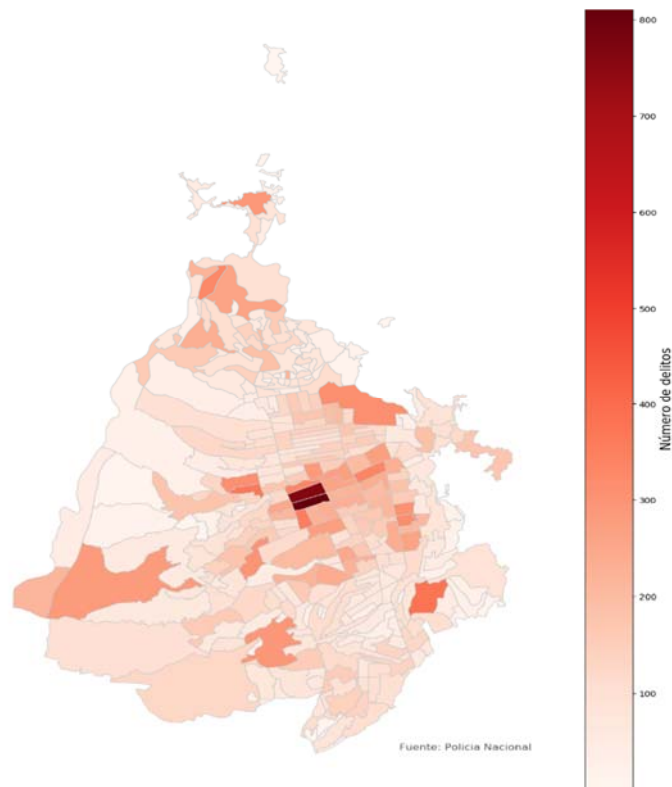


Fuente: Policía Nacional

*Fuente:* Elaboración propia con base a datos de la Policía Nacional.

**Figura 4-8**

**Mapa de calor de delitos por sección DANE en Bucaramanga, 2016-2019**



*Fuente:* Elaboración propia con base a datos de la Policía Nacional.

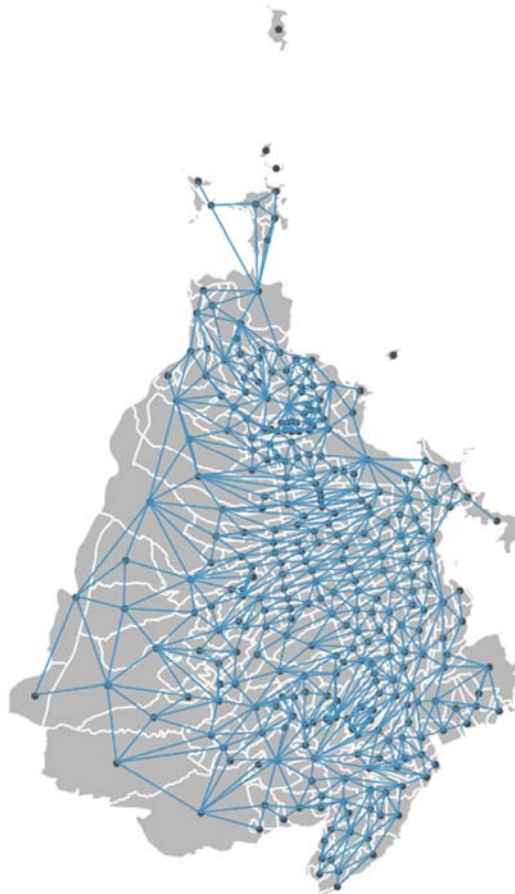
## 5. METODOLOGÍA PARA LA PREDICCIÓN DEL DELITO

Inspirado en la *metodología desarrollada para procesamiento de señales para grafos* (Stanković y Sejdić, 2019) y en la *metodología de vectorización del análisis de texto* —con la matriz TF-IDF— aplicada a este problema, con una vectorización de delitos a través del tiempo se elaboró un modelo preliminar de clasificación con el propósito de determinar si en una sección definida por el DANE ocurre un delito con diferentes desagregaciones temporales.

La figura 5-1 muestra la relación plana entre los grafos de cada una de las secciones —de ahora en adelante denominados *polígonos*—, en la cual cada uno tiene

relación con sus vecinos más no tiene relación consigo mismo, es decir, no existe conexión de cada polígono con sí mismo.

**Figura 5-1**  
**Mapa de relaciones planas entre polígonos**



*Fuente:* Elaboración propia.

Con base en lo anterior, se establecieron los pesos de la relación entre polígonos a partir de la vectorización de una matriz TF-IDF, ampliamente utilizada para el análisis de texto y que se compone de documentos y términos, pero aplicada a este contexto de las categorías de delitos y sin el análisis textual. Para el desarrollo del ejercicio se tomaron los polígonos como equivalencia y el tiempo, es decir, cada polígono se le asignó una etiqueta uno (1) si hubo algún delito en un lapso específico.

La Matriz 1 muestra la transformación de los datos iniciales donde  $d$  corresponde a 1 si hubo delito y 0 cuando no hubo;  $p$  es el polígono al cual se refiere,  $n$  el número identificador del polígono,  $t$  el periodo actual de tiempo y  $T$  el periodo total. Lo anterior significa que cada columna corresponde a un periodo de tiempo y cada fila corresponde a cada polígono —dentro de la equivalencia de la matriz TF-IDF cada polígono sería cada documento y cada periodo de tiempo serían los términos—.

### Matriz 1

#### Matriz de delitos-tiempo

$$\begin{pmatrix} d_{p_1,t-T} & \cdots & d_{p_1,t} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{p_n,t-T} & \cdots & d_{p_n,t} \end{pmatrix}$$

Con base en la matriz 1, se realiza la transformación de datos a partir de la Ecuación 1, que es la proporción de la categoría *delito* en un periodo de tiempo específico relativo a todos los polígonos.

### Ecuación 1

#### Cálculo de matriz de frecuencia delito-tiempo

$$f(t,p) = \frac{x_{p,t}}{\sum_{t' \in p} x_{t',p}}$$

Así mismo, la Ecuación 2 muestra la matriz inversa que representa la proporción de la categoría delito en cada polígono relativo a todos los periodos de tiempo.

### Ecuación 2

#### Cálculo de matriz inversa de frecuencia delito-tiempo

$$if(t,P) = \left( \frac{|P|}{\{|p \in P; t \in p\}} \right)$$

De tal modo, la Ecuación 3 muestra la multiplicación de las matrices ya planteadas. Esto, lleva al cálculo de la matriz  $F$  (matriz TF-IDF) que tiene dimensiones  $P \times P$  y representa la relación de cada polígono con respecto a los demás.

**Ecuación 3**  
**Cálculo de matriz F**

$$F = f * if$$

Hecho el cálculo de la matriz, esta se multiplica por cada periodo de tiempo dentro de la matriz original teniendo una matriz de dimensiones  $P \times T$  que servirá como insumo para el desarrollo del modelo de clasificación. La Ecuación 4 muestra la operación descrita.

**Ecuación 4**  
**Cálculo del modelo de clasificación**

$$d_{i,t} = g(\sum d_{i,t-j} * F)$$

El *algoritmo de pronóstico* de nuevos periodos de tiempo se basa en estimaciones sobre pronósticos, el cual toma los primeros datos de entrada —la matriz resultante de la multiplicación de cada vector de tiempo con respecto a la transformación de la matriz  $F$ —, y los datos (1 y 0) de salida del periodo inmediatamente posteriores. Después, se entrena un modelo de clasificación y se ingresan los datos de salida de entrenamiento a la matriz de datos de entrada —se hace la misma transformación con la matriz  $F$ —, y se pronostica el siguiente periodo de tiempo al de la salida en el modelo originalmente estimado. Los datos pronosticados sirven como nuevos datos de entrenamiento del siguiente modelo para estimar el siguiente periodo.

Para asegurar que las dimensiones en los datos de entrada sean siempre los mismos —y así poder agregar un nuevo periodo cada vez —, se realizó una transformación con Análisis de Componentes Principales (PCA, por sus siglas en inglés) que corresponde a una transformación lineal a los datos de entrada, en el cual se calcula lo que se denomina *componentes principales*. De esta manera, cada componente tiene un porcentaje de varianza explicada, es decir, cada componente explicará un porcentaje de variabilidad del total de los datos.

La técnica en mención permite reducir la dimensionalidad de la información dado que, si se cuenta con  $K$  cantidad de variables, al calcular sus componentes principales una cantidad  $K-S$  puede explicar, sin perder un nivel alto de explicabilidad de los datos, un porcentaje representativo de información, donde  $S$  es la cantidad de dimensiones reducidas.

## 5.1 Modelos de aprendizaje supervisado

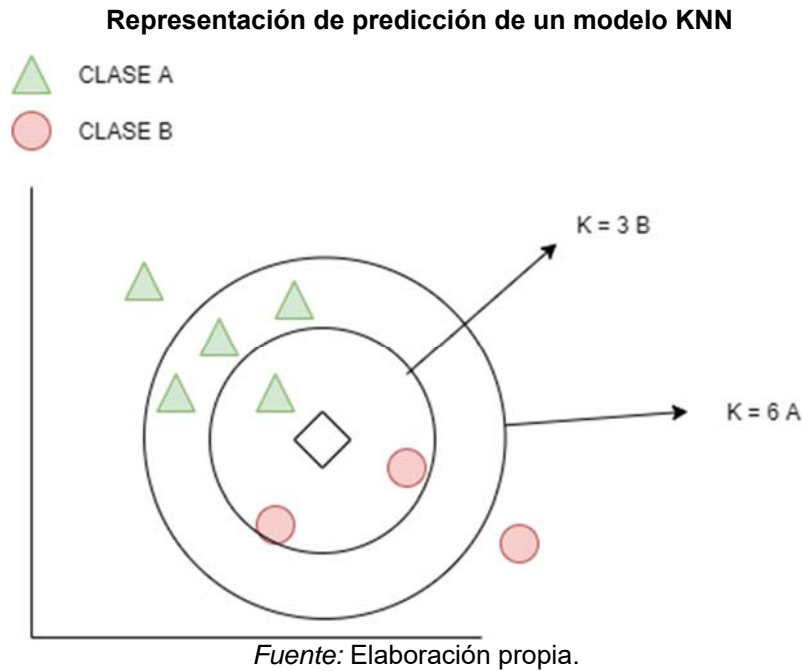
Existen dos grandes grupos en los que se pueden separar los algoritmos de aprendizaje de máquina: los *modelos de aprendizaje supervisado* y los *modelos de aprendizaje no supervisado*. La principal diferencia entre ambos está en el planteamiento del problema; mientras que los modelos de aprendizaje supervisado se centran en predecir una variable objetivo, los modelos de aprendizaje no supervisado tratan con las relaciones entre los datos y buscan encontrar patrones intrínsecos en ellos. Dada esa divergencia, los modelos utilizados para la predicción de crimen en Bucaramanga son modelos supervisados, ya que se busca predecir una variable objetivo, en este caso, la cantidad de delitos por cada sección.

El objetivo del modelo planteado es pronosticar la probabilidad de ocurrencia de un delito —sin importar cuál sea— en una sección de Bucaramanga. Por tal motivo, el modelo resultante es uno de clasificación binaria donde  $1$  corresponde a que sí hubo un delito en una sección específica, en un periodo de tiempo determinado, y  $0$  corresponde a que no hubo delito.

Para ello, se probaron los modelos de *K-Nearest Neighbors* y *Support (KNN)* y *Support Vector Machine* como clasificadores. La idea principal dentro de los modelos de KNN es encontrar los vecinos más cercanos de cada vector dentro de un espacio vectorial, esto permite que los pronósticos de cada modelo correspondan a la proporción de clases de los  $N$  vectores más cercanos. La figura 5-2 representa el pronóstico de una instancia nueva, en la que el vector correspondiente se sitúa en un punto de un espacio de  $K$  dimensiones, y el pronóstico de esta instancia corresponde a la categoría de los  $N$  vecinos. Para una cantidad de vecinos de 2, el pronóstico es la *CLASE B*, mientras que para una cantidad de vecinos de 7, el

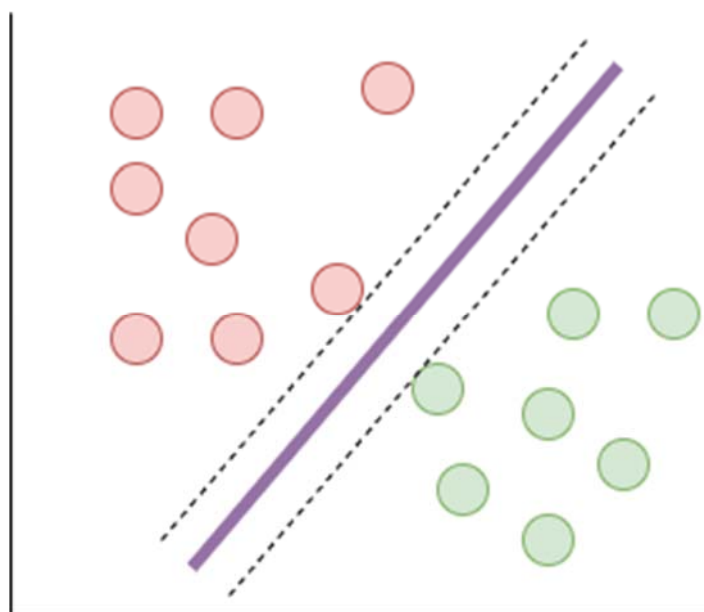
pronóstico de la misma instancia es la *CLASE A*. En consecuencia, el hiperparámetro principal en tales modelos es la cantidad de vecinos por tener en cuenta para realizar el pronóstico de la clase.

**Figura 5-2**



Por su parte, los *Support Vector Machine para clasificación* son modelos que dividen el espacio vectorial con base en los vectores borde en donde termina una clase y empieza otra. Estos vectores se denominan *vectores de soporte* y generarán la separación del espacio de dichos vectores de soporte en un espacio de  $K+p$  dimensiones, donde  $K$  son las dimensiones originales y  $p$  es la diferencia entre el espacio original y la transformación del espacio a uno nuevo. Esta ampliación en las dimensiones del espacio vectorial es necesaria, ya que la separación de datos en el espacio original no suele ser lineal, mientras que, al aumentar las dimensiones del espacio, la separación en el hiperplano planteado tiende a linealizarse (figura 5-3).

**Figura 5-3**  
**Representación de predicción de un modelo SVM**



*Fuente:* Elaboración propia.

El modelo elegido en el desarrollo del presente estudio es el modelo KNN, pues presentó mejores resultados de clasificación y tiempos de ejecución, los cuales serán explicados en apartados posteriores.

## **6. RESULTADOS DEL MODELO Y LIMITACIONES**

Ya mostrados los diferentes modelos de predicción del delito en Bucaramanga, en general, se identificó que los mejores resultados de la predicción del crimen se dieron al utilizar los modelos con relaciones espaciales de grafos por semanas. Más específicamente, el modelo que contó con una mayor precisión fue el modelo *KNN* con frecuencia semanal, con el que se obtuvo un nivel de precisión en la predicción entre el 60 % y el 50%, es decir, cerca de la mitad de los pronósticos que efectuó el modelo eran realmente delitos. Este tipo de hallazgos permiten llevar un análisis inicial acerca de la dinámica de delito que se presenta en Bucaramanga. Al obtener indicadores de precisión por debajo de la mitad, se intuye que los delitos en esta ciudad no tienen un carácter aleatorio, sino que refieren un componente estructural que, de tenerse suficiente información, permite el desarrollo de modelos de

predicción del delito con buenos resultados. Con base en lo anterior, es pertinente continuar con el desarrollo de estudios de modelos de predicción en diferentes ciudades del país, a fin de encontrar qué modelo ofrecería mejores resultados en la predicción del delito, así se lograría mejor gestión de los recursos de las autoridades de policía.

Las tablas 6-1 y 6-2 contienen las matrices de confusión total de los modelos de frecuencia diaria y semanal, respectivamente. Los modelos de frecuencia diaria tienen mayor dificultad, por lo que a pesar de ser el mejor modelo (SVM), su matriz de confusión registra resultados inferiores, frente al de frecuencia semanal.

**Tabla 6-1**  
**Resultados predicción con SVM con frecuencia diaria**

		Predicción	
		No delito	Delito
Original	No delito	8.693	755
	Delito	123	70

*Fuente:* Elaboración propia.

**Tabla 6-2**  
**Resultados predicción con KNN con frecuencia semanal**

		Predicción	
		No delito	Delito
Original	No delito	6.527	3.322
	Delito	2.042	3.037

*Fuente:* Elaboración propia.

Por otro lado, la Tabla 6-3 muestra los pronósticos del mejor modelo (KNN con frecuencia semanal) con diferentes umbrales para considerar el pronóstico de la clase delito. Al igual que en la sección anterior, al aumentar el umbral, se busca aumentar la precisión. De tal modo, para llegar a un pronóstico, depende del error que se esté dispuesto a tolerar entre *Precision* y *Recall*.

**Tabla 6-3**

**Métricas y umbral mínimo para estimación por KNN semanal**

Umbral mínimo	0,5	0,6	0,7	0,8
Accuracy	64,07 %	64 %	67,59 %	67,59 %
Recall	59,80 %	59,80 %	19,10 %	19,10 %
Precision	47,76 %	47,76 %	57 %	57,09 %

*Fuente: Elaboración propia.*

En general, se encontraron buenos resultados al utilizar la frecuencia semanal, pero hubo dificultades al realizar el proceso con frecuencia diaria. Sin embargo, depende del usuario y su disposición para priorizar una métrica frente a otra, pues se puede lograr un *recall* mucho más alto, pero a costo de un *precision* relativamente más bajo. Además, estos modelos muestran que los delitos en Bucaramanga responden a una estructura, mas no son dados a un componente estrictamente aleatorio. En consecuencia, con una mayor diversidad de datos podría llegarse a mejores resultados y se facilitaría el uso de variaciones o diferentes técnicas.

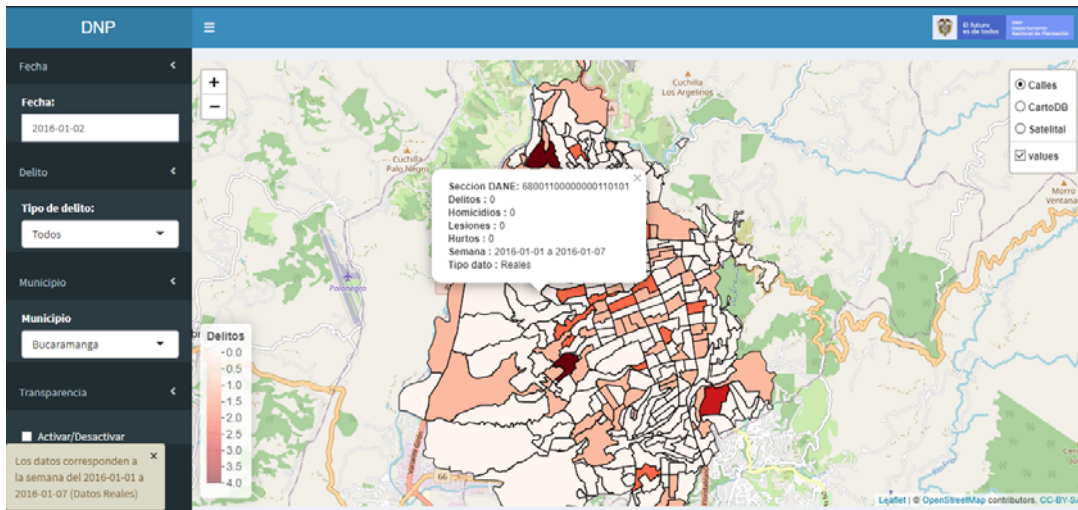
Estos hallazgos permiten concluir que, en zonas rurales o centros urbanos pequeños, la predicción del delito puede ser ineficiente, dado que la cantidad de hechos registrados es insuficiente para elaborar pronósticos precisos. Asimismo, es importante resaltar que los resultados obtenidos para la ciudad de Bucaramanga no son generalizables para otros municipios del país. En consecuencia, se requiere estimar modelos de cada municipio o área metropolitana, donde se aspire implementar modelos de predicción del delito. Por lo anterior, los municipios pequeños o intermedios en el país pueden beneficiarse de otras estrategias de atención del delito basadas en evidencia, como la identificación de puntos calientes de crimen.

Para facilitar el análisis y visualizar las predicciones, se implementó un tablero interactivo en el programa *Shiny* que permite ver todos los datos históricos de delitos sucedidos desde 2016 hasta 2019 (figura 6-1), por homicidios, lesiones personales y hurtos a personas; además, puede observarse la probabilidad de que suceda un delito en cada sección DANE de una semana específica para comienzos de 2020. La herramienta cuenta con diferentes filtros para visualizar la probabilidad de que

ocurra un hecho según la fecha, el tipo de delito y el municipio seleccionado. Por el momento, el tablero incorpora únicamente los pronósticos hechos para Bucaramanga.

Figura 6-1

Captura de pantalla de la herramienta de visualización y predicción del crimen en Bucaramanga



Fuente: Elaboración propia.

Así mismo, dada la crisis de salud pública causada por la COVID-19 en 2020 y las restricciones impuestas por los Gobiernos para reducir el nivel de contagios, los delitos han tenido un comportamiento atípico (Alvarado *et al.*, 2020); por lo tanto, es probable que los crímenes en Bucaramanga se hayan reducido o cambiado de ubicación. En consecuencia, existe la probabilidad de que las predicciones de delitos como los homicidios, lesiones personales y hurtos a personas, basadas en datos históricos no sean efectivas para las predicciones del año 2020. Será necesario validar con los nuevos datos —conocida como *backtesting*— para confirmar si hubo cambios drásticos en los delitos de ese año que pudieran afectar el desempeño de los modelos. Si ese es el caso, se necesitará calibrar o entrenar de nuevo el modelo. Este proceso de *backtesting* y recalibración puede realizarse de manera periódica para mantener el modelo actualizado y con buena capacidad de predicción.

## 7. RECOMENDACIONES DE POLÍTICA

El modelo de predicción del delito planteado en este documento da paso a cuatro principales aprendizajes.

### 7.1 Entidades territoriales con poca información estadística pueden hacer uso de otras herramientas, diferentes a la predicción del delito.

La predicción del delito en entidades territoriales con poca información estadística, como el caso de Bucaramanga, puede ser una herramienta útil, pero compleja para su desarrollo e implementación. Ahora bien, aunque las autoridades de policía ya han perfeccionado herramientas de visualización espacial —conocidos como *mapas de calor*—, los asuntos relacionados con el uso de predicción del delito están cada vez más en la agenda pública, por lo cual, es indispensable evaluar la efectividad de esta herramienta en lugares que cuentan con pocos datos estadísticos. Como puede concluirse a partir de lo expresado en este documento, con los datos disponibles en el país pueden desarrollarse modelos de predicción del delito para zonas geográficas grandes con buenos niveles de precisión; sin embargo, las limitaciones existentes dificultan el uso de tales resultados para desarrollar un servicio de vigilancia certero. Por lo tanto, una herramienta de predicción puede generar unos costos de entrada altos y no traducirse en unos resultados efectivos si no se cuenta con información estadística rigurosa y completa.

Otras herramientas de visualización y de análisis de datos —como la *econometría espacial*— podrían generar información suficiente para la toma de decisiones de política pública; no obstante, la predicción del delito puede ser una herramienta útil para autoridades como gobernadores, alcaldes y secretarios de despacho que, al ejercer su rol de autoridad de policía, aplican medidas de planeación en materia de convivencia y seguridad ciudadana, de acuerdo con la probabilidad de ocurrencia de un hecho.

## **7.2 Más y mejores datos para el desarrollo de modelos de predicción del delito.**

Es indispensable contar con un mayor acervo de datos e información geoespacial del país, tanto en las zonas urbanas como en las rurales. Con el surgimiento y desarrollo de nuevos modelos de predicción del delito, se abre una ventana de oportunidad para la participación nacional en la generación de estrategias y mecanismos de recolección de información periódica y sostenible de las dinámicas del delito y los comportamientos contrarios a la convivencia. En el mismo sentido, aplicar modelos de predicción del delito permite la creación de incentivos para el involucramiento de las tecnologías de información y la comunicación en la formulación de políticas públicas y estrategias para la prevención del delito en el país.

Con una efectiva articulación y coordinación entre las diferentes entidades, se pueden obtener mejores bases de datos y conjuntos de información disponibles para desarrollar con mayor precisión los modelos de predicción del delito. Así, mediante la articulación entre los datos de criminalidad que tiene la Policía Nacional, los datos ofrecidos por las líneas telefónicas de atención a emergencias (123) e información sobre medidas correctivas, se obtendrá una información más completa y una mejor coordinación entre las entidades involucradas para la atención del delito. Por consiguiente, las limitaciones presentadas en este estudio invitan a continuar con pruebas piloto y evaluaciones experimentales o cuasiexperimentales, como las que adelantan el Gobierno nacional y diferentes autoridades locales, en el nuevo modelo de vigilancia y control de la Policía Nacional que se encuentra en construcción. Además, se presenta una oportunidad para crear una cultura de manejo y recolección de datos en el país que se caracterice por su continuidad y enriquecimiento periódico. Esto, con el fin de poder tener una aproximación más acertada sobre la prevención y precisar la implementación de estrategias de convivencia y seguridad ciudadana, en los diferentes contextos que se presentan en el país. Todos los cometidos señalados se orientan al gran objetivo de garantizar la convivencia pacífica y la tranquilidad de los ciudadanos como aspecto fundamental para el desarrollo de Colombia.

### **7.3 No existe un único modelo de predicción del delito. Estos deben seguir características propias de cada entidad territorial.**

Existen diversos modelos de predicción; por lo tanto, el modelo desarrollado para la ciudad de Bucaramanga no pretende ser el definitivo para replicarlo tal cual en los municipios del país. Al contrario, los resultados del modelo de grafos y el modelo KNN generan una invitación para la adaptación, implementación y estudio de modelos de predicción del delito de acuerdo con el contexto y la información disponible. De igual manera, existen diferentes metodologías para la predicción del delito que podrían aplicarse en los municipios de Colombia, como el modelo de elipses espaciales o el de estimación de densidad por Kernel (KDE) y KDE con temporalidad. El último de los modelos mencionados —KDE con temporalidad— es una buena alternativa a los modelos trabajados antes, pues no requiere desagregación geográfica ni *shapefiles* (Mohler *et al.*, 2012), con lo cual se obtienen óptimos resultados en comparación con otros modelos para la ciudad de Bogotá (Barrera, Díaz, Riascos, y Ribero, 2016).

Entre las alternativas para la implementación de modelo de grafos en la predicción del delito que se podrían aplicar en ciudades intermedias y pequeñas de Colombia, destacan los modelos de grafos con laplacianos de Gauss y *Deepwalk*, los cuales son una adaptación al modelo de grafos espacio temporal del modelo Word2Vec que se usa en el análisis de texto. En consecuencia, de acuerdo con las características de las zonas por estudiar, la información disponible y la necesidad de estrategias de prevención del delito se podría analizar la pertinencia de estas metodologías para lograr un nivel de predicción de los delitos por día, generar zonas de calor generales o incluir, si es posible, variables predictoras con características de cada división espacial que varíen en el tiempo. De tener éxito, estas metodologías y modelos serán un insumo trascendental para la formulación y construcción de estrategias de prevención para las diferentes entidades territoriales.

#### **7.4 Los modelos de predicción del delito pueden generar sesgos y discriminación.**

Al utilizar los modelos de predicción del delito como insumos para formular e implementar políticas públicas se deben tener en cuenta las implicaciones éticas de su uso. Por un lado, los resultados que surgen de estos modelos pueden tener efectos discriminatorios sobre un determinado grupo poblacional o zona de la ciudad; en consecuencia, su verificación y validación respecto a la presencia de sesgos en los resultados revisten igual importancia para el uso de los resultados obtenidos en la formulación de estrategias de prevención del crimen. Además, al utilizar solamente los datos disponibles, los modelos de predicción no tienen en cuenta el posible subreporte de casos y denuncias que se presentan en determinados delitos, lo cual se traduce en una pérdida de eficiencia para los modelos desarrollados. Por consiguiente, las estrategias de prevención con base a los modelos de predicción deben desarrollarse en paralelo con el fortalecimiento de la justicia y con el acompañamiento de la ciudadanía.

## REFERENCIAS

- Abt, T., Blattman, C., Magaloni, B., & Tobón, S. (2019). *¿Qué funciona para prevenir y reducir la violencia juvenil? Revisión sistemática de la evidencia sobre prevención y reducción de la violencia juvenil, con un análisis aplicado al contexto mexicano*. USAID.
- Alvarado, N., Norza, E., Pérez-Vincent, S., Tobón, S. & Vanegas-Arias, M. (2020). Evolución de la seguridad ciudadana en Colombia en tiempos del COVID-19. *Nota de Política CIEF No. 1*. Universidad EAFIT.
- Barrera, F., Díaz, C., Riascos, A., Ribero, M. (2016). A comparison of different crime prediction models for Bogotá. *Documentos CEDE 34*. Facultad de Economía, UNIANDES.
- Blair, R. & Weintraub, M. (2020). *El Ejército y la seguridad ciudadana: Un experimento de campo en Cali, Colombia*. <https://focoeconomico.org/2020/03/12/el-ejercito-y-la-seguridad-ciudadana-un-experimento-de-campo-en-cali-colombia/>
- Blattman, C., Green, D., Ortega, D., & Tobon, S. (2017). Pushing Crime Around the Corner? Estimating Experimental Impacts of Large-Scale Security Interventions. *SSRN Electronic Journal*. doi: 10.2139/ssrn.3050823
- Braga, A. A., Papachristos, A. V., & Hureau, D. M. (2014). The effects of hot spots policing on crime: An updated systematic review and meta-analysis. *Justice quarterly*, 31(4), 633-663.
- Brantingham, P., Brantingham, P., & Taylor, W. (2005). Situational crime prevention as a key component in embedded crime prevention. *Canadian Journal of Criminology and Criminal Justice*, 271-292.
- Camacho-Collados, M., Liberatore, F., & Angulo, J. M. (2015). A multi-criteria police districting problem for the efficient and effective design of patrol sector. *European journal of operational research*, 246(2), 674-684.

- Cameron, A., Kolodinski, E., May, H., & Williams, N. (2008). Prepared for the California Research Bureau.
- Chainey, S. (2000). Optimizing closed-circuit television use. *Crime mapping case studies: successes in the field*, 2, 91-100.
- Collazos, D., García, E., Mejía, D., Ortega, D., & Tobón, S. (2020). Hot spots policing in a high-crime environment: An experimental evaluation in Medellin. *Journal of Experimental Criminology*, 1-34.
- Cornish, D., & Clarke, R. (2003). Opportunities, precipitators and criminal decisions: a reply to Wortley's critique of situational crime prevention. *Crime Prevention Studies*, 16, 41-96.
- Departamento Nacional de Planeación y Centro de Estudios de Seguridad y Drogas (2020). *¿Cómo prevenir el delito? Estrategias efectivas de convivencia y seguridad ciudadana*. DNP y CESED. <https://cesed.uniandes.edu.co/como-prevenir-el-delito-estrategias-efectivas-de-convivencia-y-seguridad-ciudadana/>
- Gómez, S., Mejía, D., & Tobón, S. (2019). The Deterrent Effect of Surveillance Cameras on Crime. *Documentos CEDE*.
- Hollywood, J., McKay, K., Woods, D., & Agniel, D. (2019). *Real-Time Crime Centers in Chicago: Evaluation of the Chicago Police Department's Strategic Decision Support Centers*. doi: 10.7249/rr3242
- Hunt, P., Saunders, J., & Hollywood, J. S. (2014). *Evaluation of the shreveport predictive policing experiment*. Rand Corporation.
- Johnson, S. D., Guerette, R. T., & Bowers, K. (2014). Crime displacement: What we know, what we don't know, and what it means for crime reduction. *Journal of Experimental Criminology*, 10(4), 549–571.
- La Vigne, N. G., Lowry, S. S., Markman, J. A., & Dwyer, A. M. (2011). *Evaluating the use of public surveillance cameras for crime control and prevention*. US

Department of Justice, Office of Community Oriented Policing Services.  
Urban Institute, Justice Policy Center.

Stanković, L. & Sejdić, E. (2019). Vertex-Frequency Analysis of Graph Signals. *Signals And Communication Technology*. doi: 10.1007/978-3-030-03574-7

Levine, E. S., Tisch, J., Tasso, A., & Joy, M. (2017). The New York City police department's domain awareness system. *Interfaces*, 47(1), 70-84.

Mazerolle, L., Hurley, D., & Chamlin, M. (2002). Social behavior in public space: An analysis of behavioral adaptations to CCTV. *Security Journal*, 15(3), 59-75.

Meijer, A., & Wessels, M. (2019). Predictive Policing: Review of Benefits and Drawbacks. *International Journal Of Public Administration*, 42(12), 1031-1039. doi: 10.1080/01900692.2019.1575664

Mohler, G.O. Short, M., Brantingham, P.J., Schoenberg, F.P & Tita, G.E. (2011). Self-Exciting Point Process Modeling of Crime, *Journal of the American Statistical Association*, 106(493), 100-108, DOI: [10.1198/jasa.2011.ap09546](https://doi.org/10.1198/jasa.2011.ap09546)

Mohler, G., Short, M., Brantingham, P., Schoenberg, F., & Tita, G. (2012). Self-exciting point process modeling of crime. *Journal of the American Statistical Association*

Mohler, G., Short, M., Malinowski, S., Johnson, M., Tita, G., Bertozzi, A., & Brantingham, P. (2015). Randomized Controlled Field Trials of Predictive Policing. *Journal Of The American Statistical Association*, 110(512), 1399-1411. doi: 10.1080/01621459.2015.1077710

Ratcliffe, J. (2009). *Urban Planning and Real Estate Development*. doi: 10.4324/9780203935729

Ratcliffe, J. H., y McCullagh, M. J. (2001). Chasing ghosts? Police perception of high crime areas. *British Journal of Criminology*, 41(2), 330–341.

- Ratcliffe, J., Taniguchi, T., Groff, E., & Wood, J. (2011). The Philadelphia foot patrol experiment: A randomized controlled trial of police patrol effectiveness in violent crime hotspots\*. *Criminology*, 49(3), 795-831. doi: 10.1111/J.1745-9125.2011.00240.X
- Ridgeway, G. (2018). Policing in the Era of Big Data. *Annual Review Of Criminology*, 1(1), 401-419. doi: 10.1146/annurev-criminol-062217-114209
- Riascos, A., Dulce, M., Moreno, J., Gómez, F. (2020). Prediciendo el crimen en Bogotá. *Nota de Política CEDE 38*. Universidad de los Andes.
- Rodríguez, J. D., Mejía, D., Caro, L., Romero, M. & Campos, F. (2018). Implicaciones del proceso de integración de los registros administrativos de criminalidad entre el SPOA de la Fiscalía General y el SIEDCO de la Policía Nacional de Colombia, y la puesta en marcha del aplicativo “¡ADenunciar!” sobre las cifras de criminalidad. *Revista Criminalidad*, 60(3): 9-27.
- Santos, R. B. (2014). The effectiveness of crime analysis for crime reduction: Cure or diagnosis? *Journal of Contemporary Criminal Justice*, 30(2), 147–168. doi:10.1177/1043986214525080
- Saunders, J., Hunt, P., & Hollywood, J. S. (2016). Predictions put into practice: A quasi-experimental evaluation of Chicago’s predictive policing pilot. *Journal of Experimental Criminology*, 12(3), 347–371. doi:10.1007/s11292-016-9272-0
- Shuman, D., Narang, S., Frossard, P., Ortega, A., & Vandergheynst, P. (2013). The emerging field of signal processing on graphs: Extending high-dimensional data analysis to networks and other irregular domains. *IEEE Signal Processing Magazine*, 30(3), 83-98. doi: 10.1109/msp.2012.2235192
- UNODC. (2010). *Handbook on the Crime Prevention Guidelines* . Criminal Justice Handbook Series.B.

- Wang, P. Yin, A. L. Bertozzi, P. J. Brantingham, S. J. Osher, and J. Xin. (2017). *Deep learning for real-time crime forecasting and its ternarization*. <https://arxiv.org/pdf/1711.08833.pdf>
- Wang, Y., Currim, F. and Ram, S. (2017). *Deep Learning for Bus Passenger Demand Prediction Using Big Data*. Social Science Electronic Publishing
- Wang, B., Luo, X., Zhang, F., Yuan, B., & Bertozzi, A. (2018). *Graph-Based Deep Modeling and Real Time Forecasting of Sparse Spatio-Temporal Data*. Cornell University.
- Weisburd, D., & Telep, C. (2014). Hot Spots Policing. *Journal Of Contemporary Criminal Justice*, 30(2), 200-220. doi: 10.1177/1043986214525083
- Welsh, B. C., & Farrington, D. P. (2002). *Crime prevention effects of closed circuit television: a systematic review* (Vol. 252). Home Office.
- Williamson, D., McLafferty, S., & McGuire, P. G. (2000). Identifying crime hot spots using kernel smoothing. V. Goldsmith. *PO McGuire, JH Mollenkopf and TA Ross Crime Mapping and the Training Needs of Law Enforcement*, 127.
- Wright , J., & Beaver, K. (2012). Parenting and Crime. In *The Oxford Handbook of Criminological Theory*. Oxford University Press.

**ARCHIVOS DE ECONOMÍA**

No	Título	Autores	Fecha	
Silvia CALDERON				
<b>2019</b>				
492	Forests and Conflict in Colombia	Rafael Isidro PARRA-PEÑA S. Barry REILLY	Julio	2019
493	la dinámica espacial de la coca en Colombia: ¿cómo una hidra?	Ricardo ROCHA GARCÍA	Julio	2019
494	Lineamientos y recomendaciones para el escalamiento de los servicios de extensión tecnológica en Colombia	Juan Pablo GARCÍA María Camila PATIÑO Oscar SALAZAR Edwin RAMIREZ	Julio	2019
495	Cadena Productiva de Azúcar, Confeitería y Chocolatería Estructura, Comercio Internacional y Protección	Víctor Manuel NIETO GALINDO	Julio	2019
496	Determinantes socioeconómicos y nutricionales del sobrepeso y la obesidad en la población adulta del departamento del Guaviare	Carlos Fernando RINCON ROJAS Jineth Alejandra NIETO VANEGAS	Julio	2019
497	Actualización de la estimación de los indicadores "Razón Precio-Cuenta"	Gustavo HERNANDEZ DIAZ Mariana MATAMOROS CARDENAS Andres Felipe SANCHEZ SEGURA	Agosto	2019
498	Estimación del precio – cuenta de la mano de obra	Mariana MATAMOROS-CARDENAS Tania LAMPREA BARRAGAN Gustavo Adolfo HERNANDEZ DIAZ	Agosto	2019
499	El valor social del tiempo en Colombia	Gustavo HERNANDEZ DIAZ	Agosto	2019
500	Determinantes de la productividad agrícola	Norberto ROJAS DELGADILLO	Agosto	2019
501	Educación en Colombia: Un análisis regional	Norberto ROJAS DELGADILLO	Agosto	2019
502	La estructura sectorial de Colombia: Un análisis insumo-producto	Julian Andres VILLAMIL Luis Felipe QUINTERO Gustavo Adolfo HERNANDEZ-DIAZ	Septiembre	2019
503	Generación de empleos y clústeres	Julian Andres VILLAMIL Luis Felipe QUINTERO Gustavo Adolfo HERNANDEZ-DIAZ	Septiembre	2019
504	Estimación de impactos del cambio climático en el sector agricultura y seguridad alimentaria	Sioux F. MELO L. Leidy RIVEROS Germán ROMERO Juan Camilo FARFÁN Andrés ÁLVAREZ-ESPINOSA Carolina DÍAZ	Diciembre	2019
<b>2020</b>				
505	Modelo de Gravedad para los flujos de comercio internacional de Colombia	Andres Felipe SANCHEZ SEGURA Gustavo Adolfo HERNANDEZ-DIAZ	Enero	2020
506	Impacto de las regalías: Un análisis insumo - producto	Gustavo Adolfo HERNANDEZ-DIAZ	Enero	2020
507	Brecha Salarial De Género: Estudio De Caso De Los Contratistas Independientes Del Estado En Colombia	Carlos Alberto BARRETO NIETO Agustín JIMENEZ OSPINA Diego Fernando LEMUS POLANÍA Pablo MONTENEGRO HELFER Diana Paola RAMÍREZ	Mayo	2020
508	Una medida de los efectos potenciales del Covid-19 en el empleo: el caso de la política de aislamiento preventivo obligatorio en Colombia	Tania LAMPREA BARRAGAN Vanessa OSPINA-CARTAGENA Gustavo Adolfo HERNANDEZ DIAZ Ana RIVERA-MORENO	Mayo	2020
509	Compensación del IVA para los hogares más vulnerables: cuantificación y efectos distributivos.	Javier AVILA MAHECHA Tania LAMPREA BARRAGAN Gabriel Armando PIRAQUIVE GALEANO	Mayo	2020
510	Brechas de Género en el trabajo Doméstico y de Cuidado No Remunerado en Colombia	Vanessa OSPINA-CARTAGENA Andrés GARCÍA-SUAZA	Junio	2020
511	Matrices insumo-producto en un análisis regional Aplicación: efectos de política económica frente Covid-19	Erick CESPEDES-RANGEL Gabriel Armando PIRAQUIVE-GALEANO	Junio	2020
512	Diferencias regionales del impacto del confinamiento en Colombia	Gustavo Adolfo HERNANDEZ-DIAZ Luis Felipe QUINTERO	Junio	2020
513	Potencialidades y obstáculos del sector turismo en Colombia	Natalia MORERA-UBAQUE	Agosto	2020

---

---

**ARCHIVOS DE ECONOMÍA**

---

---

No	Título	Autores	Fecha
<b>2020</b>			
514	Nueva Medición de Desempeño Fiscal Territorial	Andrés Felipe URREA Jose Lenin GALINDO María Victoria OSORIO David Ricardo JIMENEZ Laura Elena SALAS	Septiembre 2020
516	cuantificación de la Brecha de Financiación en Adaptación al Cambio Climático en Colombia	Juan C. FARFÁN R	Septiembre 2020
517	Medida de la Disponibilidad de Trámites en Colombia (MDT)	Luis Vidal BEJARANO BEJARANO Lorena PÉREZ RINCONES Harold Enrique VELANDIA ZARATE	Septiembre 2020
518	Un Análisis Espacial Del Contagio Del Covid-19: El Comienzo	Ricardo ROCHA GARCÍA	Septiembre 2020
519	"Dinámica de la pandemia COVID 19 en Colombia: ¿Se alcanzará el pico de contagio?"	Álvaro CHAVES	Septiembre 2020
520	Estimación De Una Renta Básica Para Colombia	Jhonathan RODRIGUEZ Juliana CAMARGO Valentina CARDONA	Septiembre 2020
521	Relación entre la acumulación regulatoria y el Producto Interno Bruto en Colombia	José Libardo MEJÍA CIRO	Septiembre 2020
522	¿Qué factores inciden en la demanda de crédito de la microempresa en Colombia?	Freddy CASTRO Daniela LONDOÑO Álvaro José PARGA CRUZ Camilo PEÑA GÓMEZ	Noviembre 2020
523	Gastos de Inversión Pública para el financiamiento de la Gestión del Riesgo de Desastres en el orden nacional y subnacional para el período 2011-2019 en Colombia	Lina María GALLEGÓ SERNA Carolina DÍAZ GIRALDO Lina María IBATÁ MOLINA	Noviembre 2020
<b>2021</b>			
524	Predicción del delito en Colombia: experiencia en ciudades intermedias	Juan David GÉLVEZ-FERREIRA Pablo MONTENEGRO HELFER María Paula NIETO RODRÍGUEZ Carlos Andrés ROCHA RUIZ	Enero 2021