



ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DEL LITORAL

Facultad de Ciencias Naturales y Matemáticas

Predicción del riesgo de robo: un enfoque bayesiano de
modelización espacio -temporal y caso de estudio

PROYECTO INTEGRADOR

Previo a la obtención del Título de:

Ingeniera Estadística

Presentado por:

Claudia Paola Rodríguez Méndez
Samantha Melissa Ortiz Santamaría

GUAYAQUIL -ECUADOR

Año: 2022

DEDICATORIA

Este trabajo está dedicado a mi familia y amigos que estuvieron en cada momento apoyándome y aconsejando durante toda mi etapa de estudios. Sobre todo a mis padres, hermana y hermano.

Claudia Rodriguez M.

DEDICATORIA

Dedico este proyecto a Dios, a mis padres, a mis hermanas y a mis amigos que siempre estuvieron dispuestos a escucharme, ayudándome y motivándome, creyendo en mi cada momento.

Samantha Ortiz S.

AGRADECIMIENTOS

Agradezco a Dios por ser mi guía en todo mi camino y mi fortaleza en momentos de debilidad.

A mis padres Nelson Rodríguez y Catalina Méndez que sin duda son mi mayor fuente de inspiración y con su apoyo incondicional he logrado cumplir una meta más propuesta.

A mis hermanos Nelson y Gypsy que siempre estuvieron apoyándome en todas las largas noches de estudio.

A todos mis amigos que estuvieron apoyándome y que sobre todo siempre creyeron en mí.

A los docentes de materias de mi formación profesional, en especial a mi tutora Heydi Roa por su apoyo y tutoría. Y a mi compañera Samantha Ortiz por haber confiado en mí y apoyarme para lograr la realización de este trabajo en conjunto.

Claudia Rodríguez M.

AGRADECIMIENTOS

Agradezco a Dios por escuchar mi oración cuando le pedí por una universidad donde pueda explotar mi potencial y me la dio.

Agradezco a mis padres Douglas y Sulay, les agradezco por llevarme a la universidad todos los semestres y motivarme a llegar a la meta.

A mi hermana mayor Kiara por ser un gran ejemplo por seguir y a mi hermana menor Saskia por ser mi fuerza para salir adelante.

A mis amigos de carrera Ricardo, Martha y Kevin por hacer cada taller conmigo. ¡Amigos llegamos a la luna!

A mi tutora Heydi por la paciencia y dedicación, no pudimos haber tenido una mejor tutora.

A Claudia por cada noche y madrugada, por las risas y las preocupaciones. Definitivamente somos un gran equipo.

Gracias ESPOL por ser un hogar para mí.

Samantha Ortiz S.

DECLARACIÓN EXPRESA

“Los derechos de titularidad y explotación, nos corresponde conforme al reglamento de propiedad intelectual de la institución; *Claudia Paola Rodríguez Méndez, Samantha Melissa Ortiz Santamaría*, y damos nuestro consentimiento para que la ESPOL realice la comunicación pública de la obra por cualquier medio con el fin de promover la consulta, difusión y uso público de la producción intelectual”



Claudia Rodríguez M.



Samantha Ortiz S.

EVALUADORES

Ph.D. Sandra García Bustos
PROFESOR DE LA MATERIA

M.Sc. Heydi Roa
PROFESOR TUTOR

RESUMEN

La seguridad de los ecuatorianos se ha visto afectada por diversos factores y el querer proteger a nuestros seres queridos ha sido uno de los objetivos personales más comunes en todo el mundo, sobre todo salvaguardar nuestras pertenencias y más aún nuestras vidas. Guayaquil siendo una de las ciudades más grandes del Ecuador, llena de comercios, grandes empresas, luces en todo momento. Una ciudad que alberga muchos ecuatorianos y cientos de turistas a diario se ha convertido en un foco de alertas de robo que aumentan con el pasar del tiempo sin contar el retroceso de la economía que se vio involucrada por una de las pandemias más impactantes en la historia de la humanidad, el Covid-19. Por tal motivo, este proyecto busca diseñar un modelo espacio - temporal para la predicción del riesgo de robo en la ciudad de Guayaquil, mediante la aplicación de la metodología bayesiana, en conjunto al lenguaje de programación R, utilizando como unidad de medida a los barrios de la ciudad.

Los datos utilizados para la construcción del modelo fueron obtenidos desde las bases de datos del Servicio de Seguridad Integrado ECU911. Los datos de las otras variables incluidas para el estudio, como las precipitaciones, que indican si fue un día lluvioso o no, la población de cada uno de los barrios de Guayaquil, fueron obtenidas de páginas de INEC e INOCAR, mientras que los datos de geolocalización de las Unidades de Policía Comunitaria UPC, desde OpenStreetMap. Lográndose la estimación del riesgo de robo para cada uno de los barrios, con una mayor estimación debido a la influencia del efecto conjunto espacio – tiempo. También se obtuvo que la variable precipitación, que fue considerada en vez de la variable dicotómica Estado de lluvia, por no contar con los datos históricos oficiales de la ocurrencia de lluvia durante los períodos analizados, no genera aportes dentro del modelo, pero por el contrario la variable UPC sí representa una fuerte influencia en el riesgo de robo, por su presencia geográfica en los barrios. Finalmente, con el modelo aplicado se logra identificar los barrios con mayor número de alertas de robo, a los cuales se los categoriza como puntos calientes, brindando además información para la

gestión oportuna por parte de las autoridades competentes para una mejor ejecución de los recursos y garantía de la seguridad ciudadana.

Palabras Clave: riesgo, robo, seguridad, modelo, espacio-tiempo, bayesiano

ABSTRACT

The security of Ecuadorians has been affected by various factors and wanting to protect our loved ones has been one of the most common personal objectives throughout the world, especially safeguarding our belongings and even more so our lives. Guayaquil being one of the largest cities in Ecuador, full of shops, large companies, lights at all times. A city that is home to many Ecuadorians and hundreds of tourists daily has become a focus of robbery alerts that increase over time without counting the setback of the economy that was involved in one of the most shocking pandemics in history. of humanity, Covid-19. For this reason, this project seeks to design a space-time model for predicting the risk of theft in the city of Guayaquil, through the application of the Bayesian methodology, together with the programming language R, using neighborhoods as a unit of measure. of the city.

The data used for the construction of the model was obtained from the databases of the Integrated Security Service ECU911. The data of the other variables included for the study, such as rainfall, which indicates whether it was a rainy day or not, the population of each of the neighborhoods of Guayaquil, were obtained from INEC and INOCAR pages, while the data of geolocation of the UPC Community Police Units, from OpenStreetMap. Achieving the estimation of the robbery risk for each of the neighborhoods, with a higher estimate due to the influence of the joint space-time effect. It was also found that the precipitation variable, which was considered instead of the dichotomous variable State of rain, due to the lack of official historical data on the occurrence of rain during the periods analyzed, does not generate contributions within the model, but on the contrary the UPC variable does represent a strong influence on the risk of theft, due to its geographical presence in the neighborhoods.

Finally, with the applied model it is possible to identify the neighborhoods with the highest number of robbery alerts, which are categorized as hot spots, also providing information for timely management by the competent authorities for a better execution of resources and guarantee of citizen security.

Keywords: *risk, theft, security, model, space-time, Bayesian*

ÍNDICE GENERAL

RESUMEN	i
ABSTRACT	iii
ABREVIATURAS	vi
SIMBOLOGÍA	vii
CAPÍTULO 1	10
INTRODUCCIÓN	10
DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA	11
JUSTIFICACIÓN DEL PROBLEMA	12
OBJETIVOS	14
GENERAL	14
ESPECÍFICOS	14
MARCO TEÓRICO	14
CAPÍTULO 2	20
METODOLOGÍA	20
2.1 Obtención de la base de datos	20
2.2 Investigación documental	21
2.3 Unidad Geográfica Para Medir	21
2.4 Ajuste del modelo	22
CAPÍTULO 3	24
RESULTADOS Y ANÁLISIS	24
3.1 Análisis Espacial	24
3.2 Análisis Temporal	35
3.3 Análisis del Modelo	38
3.4 Riesgo Relativo de Robos	40
CAPÍTULO 4	41
4.1 CONCLUSIONES	41
4.2 RECOMENDACIONES	42
BIBLIOGRAFÍA	43
ANEXOS:	45

ABREVIATURAS

SIS Sistema de Seguridad Integrado

UPC Unidad de Policía Comunitaria

SIG Sistema de Información Geográfica

INLA Integrated Nested Laplace Approximation

UTM Universal Transverse Mercator

SIMBOLOGÍA

Y_{it}	Número observado de puntos en la unidad espacial
s_i	Unidad Geográfica
β_0	Intercepto común a todos los puntos temporales
$\beta_{\text{año}}$	Efecto de la covariable año
β_1	Efecto de la covariable Clima de lluvia
β_2	Efecto de la covariable Número de UPC
f_{meses}	Función suave asumiendo observaciones gaussianas independientes, para la variación aleatoria de la intensidad en diferentes meses.
f_{spat}	Función para la componente geográfica
$f_{\text{spat-time}}$	Función espacio - tiempo

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 Mapa de calor de los robos en barrios de Guayaquil durante el 2018.....	24
Figura 2 Mapa de Calor de robos de barrios de Guayaquil durante el 2018 por mes.....	25
Figura 3 Mapa de calor de los robos en barrios de Guayaquil durante 2019	26
Figura 4 Mapa de calor de robos en barrios de Guayaquil durante el 2019 por mes.	28
Figura 5 Mapa de calor Mapa de calor de los robos en barrios de Guayaquil durante 2020.....	29
Figura 6 Mapa de calor de robos en barrios de Guayaquil durante el 2020 por mes	30
Figura 7 Mapa de calor Mapa de calor de los robos en barrios de Guayaquil durante 2021.....	31
Figura 8 Mapa de calor de robos en barrios de Guayaquil durante el 2021 por mes	31
Figura 9 Mapa de calor Mapa de calor de los robos en barrios de Guayaquil durante 2022.....	32
Figura 10 Mapa de calor Mapa de calor de los robos en barrios de Guayaquil durante 2022.....	33
Figura 11 Mapa de calor Mapa de calor de los robos en barrios de Guayaquil desde el 2018 hasta mayo 2022	34
Figura 12 Serie de tiempo de los robos diarios de los barrios en la ciudad de Guayaquil año 2018	36
Figura 13 Serie de tiempo de los robos diarios de los barrios en la ciudad de Guayaquil año 2019	36
Figura 14 Mapa de Calor del Riesgo de Robo por barrios en la ciudad de Guayaquil.....	40

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Frecuencia Alerta de robos por día en el año 2018.....	37
Tabla 2 Frecuencia Alerta de robos por día en el año 2019.....	37
Tabla 3 Indicador DIC del modelo completo y submodelos.....	39

CAPÍTULO 1

1. INTRODUCCIÓN

El sistema integrado de seguridad (SIS) es la entidad encargada del seguimiento de las emergencias, video vigilancia y monitoreo de alarmas reportadas a través del servicio del 911 en todo el Ecuador. Este organismo gestiona una gran cantidad de información relacionada a las actividades de seguridad pública, como registros de llamadas, datos de usuario y comunicación de red. Cada registro cuenta con fecha y hora de la llamada, origen y duración. Una fuente de información tan amplia podría ser imposible de gestionar manualmente, por lo que es necesario el uso de técnicas estadísticas para obtener información relevante y lograr construir modelos de carácter predictivo.

La modelización de los datos espacio-temporal de los distintos tipos de delitos dentro de la ciudad de Guayaquil contribuye a la comprensión de las características espaciales temporales del riesgo de ser víctima de un acto de inseguridad, además, de tener implicaciones en las acciones por parte de las instituciones enfocadas a la seguridad ciudadana. Las interacciones entre este tipo de variables están profundamente arraigadas, tanto empírica como teóricamente, en muchos ámbitos de la criminología. Ante esta necesidad es válido construir un modelo de tipo bayesiano para explorar la variación espacio-temporal del riesgo de robo en Guayaquil, considerando datos de los últimos cinco años.

1.1 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

A diario se registran un sinnúmero de alertas de robo en las distintas ciudades del mundo, que generan temor y mucha preocupación en la población. Ecuador no es la excepción, en la actualidad, el país se enfrenta a una proliferación de delitos en diversos aspectos como son: el narcotráfico y sus secuelas, delitos en contra de la propiedad, tales como: robo, asalto, estafas, secuestro de personas, entre otros, que en mayor proporción afecta a Guayaquil por ser una de las ciudades más grandes del Ecuador y por su condición de puerto.

Partiendo de esto, la inseguridad de los guayaquileños se ha convertido en el malestar de cada día y el foco de los titulares mediáticos, por el elevado porcentaje de delincuencia presente en la ciudad. Según datos publicados por la Fiscalía General del Estado del Ecuador, la provincia del Guayas posee el 40% de robos a personas en todo el país, el 44,4% de robos de carros, 36,4% de robos de motos (FGE, 2021), por lo que, esto ha causado que los ciudadanos tomen medidas de protección en los diferentes domicilios, negocios y, sin duda, en los vehículos. La Fiscalía cuenta con un registro de cifras que, debido a la falta de denuncias por diferentes factores, no reflejan el número real de la delincuencia en la ciudad.

Esta investigación busca diseñar un modelo espacio-temporal para realizar la predicción del riesgo por el sinfín de robos a los cuales están expuestos los habitantes de la ciudad, esto mediante la aplicación de metodologías bayesianas para así determinar los patrones puntuales de las zonas y franjas horarias delictivas, con el fin de mitigar las incidencias por robos desencadenados en las mismas. Por esta razón, se propone un modelo predictivo de puntos calientes delictivos, enfocado a la modalidad robos para la aplicación de medidas preventivas y garantizar la seguridad ciudadana.

1.2 JUSTIFICACIÓN DEL PROBLEMA

Los modelos de tipo predictivo pertenecen al área de la estadística que se ocupa de extraer información de los datos y utilizarla para predecir patrones de comportamiento. Según Ongsulee et al. (2018) señalan que “el núcleo del análisis predictivo se basa en capturar las relaciones entre las variables explicativas y las variables predictivas a partir de sucesos pasados y explotarlos para predecir el resultado desconocido”. En la actualidad, gracias a los avances en la tecnología, el análisis predictivo ha obtenido gran demanda en las distintas áreas, debido a la constante innovación y la disponibilidad de recursos computacionales que permiten estudiar un gran número de datos en el menor tiempo posible.

En el último semestre, el miedo y la preocupación ha invadido a la ciudad de Guayaquil con la creciente ola delictiva que se ha evidenciado. El nivel de inseguridad en la capital económica de Ecuador ha causado que los ciudadanos no deseen salir de sus casas. Según el medio El País (2022), a principios del año se registró un récord de 329 asesinatos hasta el 4 de febrero, marcando una gran diferencia con la cifra de muertes violentas del 2021 donde solamente Guayaquil agrupa un tercio de esas muertes. La medida tomada por el gobierno de forma inmediata ha sido reforzar la presencia de los cuerpos de seguridad en la vía pública y justifican que el incremento de la inseguridad se debe al narcotráfico internacional dentro del país. A pesar de las medidas tomadas por el gobierno decretando estados de excepción y movilizándolo a militares a las calles, la ola de incidencias delictivas no ha disminuido. La perturbación a la tranquilidad de la ciudadanía es tan evidente que las principales avenidas del centro de Guayaquil permanecen desiertas al final de la jornada laboral y los comercios, que se quejan de la falta de clientes, también se ven afectados por las limitaciones de la pandemia.

El origen del brote de inseguridad se debe a que actualmente Ecuador es una salida para el narcotráfico internacional hacia EE. UU. y Europa debido a su extensa frontera terrestre con Colombia y Perú. Esto tiene consecuencias en la violencia urbana, así como en los enfrentamientos recurrentes entre pandillas dentro de las cárceles del país y en términos de número récord de detenciones. Hasta el 26 de enero de este año se habían descubierto más de 15 toneladas de drogas, superando tres veces al año pasado. Al mismo tiempo, más de 300 reclusos han muerto en al menos cinco brotes de violencia en el sistema carcelario. El gobierno actual considera que las incautaciones de droga han ocasionado el aumento de muertes violentas en las calles como ha sucedido desde principios del año. Con el fin de brindar seguridad a la población se prometió destinar nueve millones de dólares para equipar a la Policía con autos, motos y armas.

Gracias al soporte del Sistema Integrado de Seguridad se ha evidenciado el incremento de la cifra de robos en la ciudad de Guayaquil mediante el registro de denuncias y alertas recibidas, llegándose a acumular y construyéndose una gran data histórica, pero no existen modelos predictivos que permitan identificar los puntos y franjas horarios donde se registran mayor incidencia de robo.

1.3 OBJETIVOS

1.3.1 GENERAL

Diseñar un modelo espacio-temporal para la predicción del riesgo de robo en la ciudad de Guayaquil mediante la aplicación de metodología bayesiana.

1.3.2 ESPECÍFICOS

- Agrupar los incidentes reportados por tipos de robo considerando la unidad geográfica administrada por el Servicio Integrado de Seguridad para el período del 2018 al 2022 en la ciudad de Guayaquil.
- Construir mapas de los incidentes por unidad geográfica y evolución temporal mediante el uso de sistemas de información geográfico para la visualización de los puntos calientes y puntos fríos.
- Determinar los patrones puntuales de zonas y franjas horarias de preferencias delictivas basada en la modelización de los registros de alertas del Servicio Integrado de Seguridad SIS que permita la mitigación de las incidencias por robos en la ciudad de Guayaquil.

1.4 MARCO TEÓRICO

El Servicio Integrado de Seguridad ECU 911 (SIS) es un servicio ciudadano de respuesta inmediata e integral ante la presencia de una emergencia en el Ecuador, el cual administra la atención necesaria a los organismos de respuesta articulados para eventualidades como desastres, incidentes siniestros y requerimientos de recursos, ofreciendo el cuidado necesario a la ciudadanía. Los departamentos que conforman esta institución son las Fuerzas Armadas, Comisión Nacional de Tránsito, Policía Nacional, Cuerpo de Bomberos, La Cruz Roja Ecuatoriana, Instituto Ecuatoriano de Seguridad Social, entre otros organismos que brindan atención a las emergencias en el país, a través una llamada al número 911 (Servicio Integrado de Seguridad ECU 911, 2017).

Las llamadas de emergencias son una de las herramientas para que las instituciones de servicio a la comunidad sean notificadas de cualquier evento que perturbe a la sociedad. En la cual al originarse un evento se registra información fundamental para salvaguardar la seguridad de las personas, entre estos se podría destacar los datos de tipo personal (número de teléfono, nombres.), geográfica (dirección) y temporal (año, día y hora.) sobre el incidente en curso, de tal manera que la atención sea lo más rápida y eficiente posible (Gob.ec , 2021).

Las alertas de categoría Seguridad Ciudadana se subdividen en diferentes tipos de incidentes, seleccionándose todos los relacionados a robos. Según la Real Academia Española, robo es un delito que se ejecuta con el fin de aprovecharse de bienes ajenos, puede darse con violencia o intimidando al sujeto (Real Academia Española, 2019). Se empleará específicamente los incidentes identificados por el Sistema Integrado de Seguridad (SIS) como robo, robo a carros, robo a domicilio, robo a entidades financieras, robo a instituciones públicas, robo a económicas, robo a unidades educativas, robo a vehículos o autopartes de vehículo, robo de bienes patrimoniales, robo de motos, robo en ejes viales o carreteras y robo a personas.

Sistema de Información Geográfico

Un Sistema de Información Geográfica, abreviado como SIG, se define como un sistema que ayuda a guardar datos espaciales con el fin de consultar, manipular o representar dicha información; la principal característica de un SIG es que dicha información se encuentra georreferenciada, esto significa que contiene una posición en el espacio mediante una proyección cartográfica de un sistema de coordenadas, comúnmente UTM (Alonso, 2010).

Unidad Geográfica (barrios)

Un barrio es la división política y, en algunos casos, también administrativa más pequeña de una ciudad. Además, son espacios en los cuáles su población ha transmitido su personalidad, sus costumbres y sus hábitos, por lo que se identifican y tienen un sentido de pertenencia, esto quiere decir que no son solo espacios fríos diseñados desde una oficina (Asamblea de Vista Hermosa, 2003).

Puntos Calientes y Puntos Fríos

Hay ocasiones en las que es necesario organizar o agrupar todo el contenido de una capa de datos en función de una significación estadística en concreto, para estos casos puede que se necesiten los lugares en donde dichas variables superen muy por encima o muy por debajo del valor medio del atributo en cuestión, estos valores son los que conocemos como puntos calientes y puntos fríos dentro de una serie estadística (UNIGIS, 2019).

Modelos Poisson

Dado que en este proyecto lo que se necesita es el conteo de los robos suscitados en la ciudad de Guayaquil, la regresión lineal por la cual se asume los supuestos de normalidad no es la mejor opción para el modelo. Si bien es un integrante de la familia exponencial, su rango pertenece a los números reales, dando paso a utilizar el modelo Poisson para explicar la cantidad de ocurrencias de un evento en un período de tiempo y ubicándolos en un área geográfica determinada. A través de este modelo, los datos observados se comparan con los datos esperados relacionados linealmente de esta manera:

$$y_{it} \sim \text{Poisson}(E_{it}, \rho_{it})$$

Por la transformación lineal el valor esperado sería:

$$\text{Log}(\rho_{i,t}) = b_0 + \mu_i + v_i + T_t$$

Donde $Y_{i,t}$ representan los casos observados en el área i , E_i el número de casos en el área i para $(i = 1, \dots, n)$, b_0 es el intercepto, v_i es el resultado específico intercambiable de área, u_i efectos en un área espacial determinada y T_t estructura paramétrica o no paramétrica.

La utilidad de aplicar el modelado paramétrico, utilizando Poisson no homogéneo, es que aporta de manera más sencilla al análisis de patrones de puntos espaciales, por medio de una función de intensidad, la cual depende de covariables.

Modelo Espacio-Temporal

Son modelos que se encuentran indexados al espacio y tiempo, muy utilizados en los campos de la meteorología, epidemiología, ecología, entre otras. De igual manera, para describir la conducta de los fenómenos distribuidos en tales dimensiones, no es de gran ayuda tomar en cuenta sólo una dimensión y marginar la otra, ya que el comportamiento de ubicaciones espaciales colindantes puede alterarse entre sí y en el futuro; dicho de otro modo, hay interacciones espaciales y temporales que perturban el proceso (Romo, 2019).

Pueden ser denotadas las observaciones de un proceso como:

$$\{Z(s, t): s \in \hat{A}^d, t \in \hat{A}\}$$

Donde:

t : índice temporal, puede ser discreto y ser parte de los enteros positivos \mathbb{Z}^+

s : índice espacial en d dimensiones

$Z(s, t)$: observación en el campo espacio-temporal

Los objetivos que involucran un modelo espacio-temporal son la predicción en el espacio y tiempo, predicción en el tiempo e inferencia de los parámetros (Cressie et al., 2019). Estos objetivos conducen a dos aproximaciones, las cuales son descriptiva y dinámica, que capturan las dependencias estadísticas

espaciales y temporales del fenómeno. La aproximación descriptiva abarca la estadística espacial, inspirándose en la metodología Kriging, capturando la dependencia del proceso en función de media y covarianza, basándose en las observaciones cercanas poseen características similares entre sí. Y, la aproximación dinámica apunta a las series de tiempo, los datos espacio-temporales postulándose a un proceso espacial que varía probabilísticamente en el tiempo, siendo estos más flexibles y adaptativos que los descriptivos (Romo, 2019).

Modelo Estadístico Jerárquico Bayesiano

Cuando se obtienen dependencias complejas, donde hay que calcular las verosimilitudes teniendo que estimar parámetros desconocidos, puede verse envuelto en un concepto extremadamente difícil de calcular, surgiendo una serie de modelos con probabilidades condicionales, abriendo paso a la jerarquía de modelos estadísticos. Este modelo se encuentra constituido por tres modelos más, el modelo de los datos (modelamiento de los datos condicionados), el modelo del proceso (modelo del comportamiento del proceso e incertidumbre) y el modelo de los parámetros (asignación de una distribución a priori para enumerar la incertidumbre de los datos y al proceso subyacente).

Basándose en la ley de probabilidad total, la que defiende que una distribución conjunta se descompone de un sinnúmero de distribuciones condicionales, la distribución conjunta antes mencionada se la puede clasificar en tres niveles. El primer nivel es el modelo de datos que puede ser visto [datos | proceso, parámetros], el segundo nivel es el modelo del proceso [proceso | parámetros] y, por último, el modelo del parámetro [parámetros] (Romo, 2019).

Modelo Espacio-Temporal Bayesiano

Estos modelos incluyen al menos dos etapas, las cuales se describen como:

$$\textit{observaciones} = \textit{proceso real} + \textit{error de observaci3n}$$

$$\textit{proceso real} = \textit{componente de regresi3n} + \textit{proceso aleatorio dependiente}$$

Como se mencionaba anteriormente, las aproximaciones son descriptiva y dinámica. La descriptiva es más tradicional, describiendo un proceso aleatorio dependiente, definiéndose en términos de medias, varianzas y covarianzas. Y la dinámica se enfoca en las distribuciones condicionales, caracterizando la evolución de un proceso aleatorio en el tiempo, lo que resulta ser útil en el último objetivo (predicción del tiempo) (Romo, 2019).

CAPÍTULO 2

METODOLOGÍA

El presente capítulo detalla los distintos procesos aplicados para la implementación del modelo de estimación del riesgo relativo de robo en cada uno de los distintos barrios de la ciudad de Guayaquil. La metodología contará con dos etapas, en la primera se clasificará las áreas geográficas en puntos críticos de delincuencia, puntos fríos o ninguno y a su vez estudiar el comportamiento temporal de las áreas de estudio dentro de cada categoría de riesgo. La segunda fase se enfocará en la construcción y evaluación del modelo predictivo en base a las variables recogidas.

2.1 Obtención de la base de datos

Con el objetivo de conocer la tasa de riesgo ante robos en los distintos barrios de la ciudad de Guayaquil, se utilizaron los datos proporcionados por el del Servicio Integrado de Seguridad ECU 911 (SIS) que abarca los registros de distintos tipos de robos en la ciudad entre 2018 hasta junio del 2022.

Adicional se recopiló datos de las precipitaciones registradas en el mismo periodo que los registros de robos y con base a la Agencia Estatal de Meteorología en España se considera como clima lluvioso precipitaciones mayores de 15 mm por hora (Clima.com, 2022). Bajo estas condiciones se construirá una variable dicotómica con el estado de lluvia predominante en la unidad de tiempo de estudio. Para la tercera variable se utilizará la población por cada uno de los barrios según el Censo Poblacional 2010 y gracias al factor de corrección se proyectará la población para los años de estudio. Finalmente con la ayuda de la plataforma OpenStreetMap y QGIS se contabilizará las

Unidades de Policía Comunitaria (UPC) presente en cada uno de los barrios, los cuales son ubicados de forma estratégica para la prevención de delitos y brindar seguridad a la ciudadanía.

2.2 Investigación documental

En este proyecto se basa en la recolección de información de varias fuentes bibliográficas como: libros, tesis y artículos científicos, donde se recolectará información para el desarrollo de los objetivos y la construcción del modelo matemático que se empleará para determinar el nivel de riesgo de robos en la ciudad de Guayaquil.

2.3 Unidad geográfica de medición

Considerando el trabajo de (Schnell, 2016) proporciona evidencia estadística sobre la concentración de delitos en micro lugares, comprobando que los análisis realizados en unidades geográficas más grandes pierden gran parte de la variación espacial subyacente del crimen en los paisajes de la ciudad. Por esta razón se considerará como unidad geográfica a medir los barrios de la ciudad de Guayaquil. La mayoría de los estudios se basan en límites geográficos definidos por la Oficina del Censo, aunque las secciones censales y los grupos de bloques son generalmente consistentes con la concepción de estructuras ecológicas superpuestas y anidadas, muchas veces las unidades definidas administrativamente ofrecen definiciones operativas imperfectas de vecindarios para la investigación. Adicional, los ciudadanos no emplean comúnmente los términos de las unidades delimitadas administrativamente como de circuitos, subcircuitos o parroquias.

2.4 Ajuste del modelo

Para el ajuste del modelo se empleó la aproximación de la Laplace anidada integrada (INLA) que brinda un enfoque veloz y con alta precisión para ajustar modelos gaussianos latentes complejos que abarca varios modelos estadísticos en el campo bayesiano, incluyendo los procesos log gaussianos de Cox para ajustarse a patrones puntuales independientes. Los procesos logarítmicos de Cox son un tipo particular flexibles de los modelos de procesos puntuales espaciales, sin mencionar que son un caso peculiar de los modelos gaussianos latentes, los cuales pueden describirse como una subclase de modelos de regresión aditiva estructurada, donde el predictor se lo puede describir en función de los términos de efectos lineales y no lineales de covariables. Para el desarrollo del presente proyecto, las variables consideradas en el modelo propuesto son: el estado meteorológico predominante en cada uno de los meses por barrio, la concentración poblacional y el número de Unidades de Policía Comunitaria (UPC).

Con una media:

$$\mu_j = E(y_j)$$

Que se encuentra relacionada al predictor:

$$\eta_j = g(\mu_j) = \beta_0 + \sum_{\alpha} \beta_{\alpha} z_{j\alpha} + \sum_{\gamma} f_{\gamma}(c_{j\gamma}),$$

Donde:

β_0 denota el intercepto representando la tasa de robos por barrio.

β_{α} y $z_{j\alpha}$ denotan efectos lineales de las covariables seleccionadas

f_{γ} efectos no lineales

Para la construcción del modelo se considerará que se han observado patrones de puntos T en un conjunto de observaciones S en diferentes puntos del tiempo. El patrón puede variar según los

distintos puntos de tiempo como resultado de las influencias observadas y no observadas. Con el fin de aplicar un solo modelo, el tiempo fue tratado como un factor. Y se buscó analizar la distribución espacial de los delitos en relación con las covariables espaciales como el estado del clima, concentración poblacional y el número de UPC. En este trabajo se planteó un modelo de proceso logarítmico gaussiano de Cox aplicado con un enfoque bayesiano, el cual permitió mayor flexibilidad, comprobación y comparación de modelos de diferente complejidad.

El modelo resultante puede expresarse de la siguiente forma:

$$\eta_t(s_i) = \beta_0 + \beta_{\text{año}} + \beta_1 z_1 + \beta_2 z_2 + f_{\text{meses}}(t) + f_{\text{spat}}(s_i) + f_{\text{spat-time}}(s_i, t)$$

Con la ayuda de la metodología INLA se encontraron las estimaciones posteriores de todos los términos aleatorios en la intensidad logarítmica. Estos términos se reúnen en un campo latente y se les asignan a los a priori gaussianos, de forma que el modelo resultante se lo consideró como un modelo gaussiano latente.

CAPÍTULO 3

RESULTADOS Y ANÁLISIS

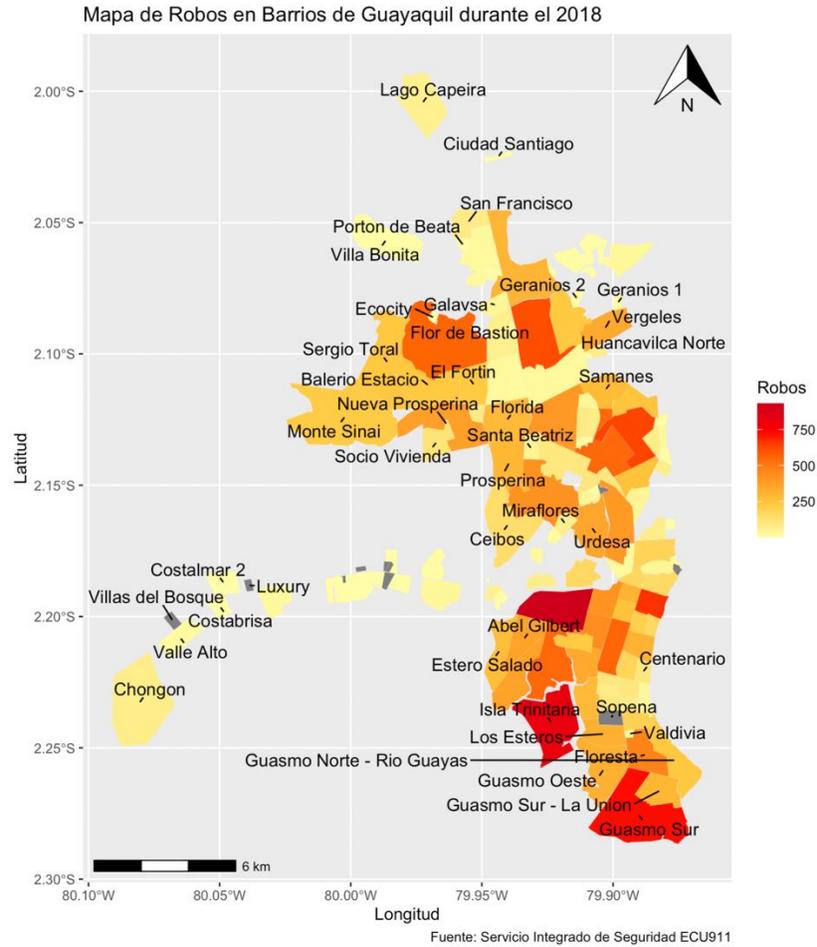
Este capítulo muestra los principales resultados desde el análisis descriptivo hasta la evaluación del modelo propuesto. Primero se presentará el comportamiento espacial y temporal de los delitos de robos obtenidos por el SIS de los últimos cinco años, descartándose el año 2020 por presentar mayores anomalías en el registro de alertas por factores que no se considerarán en el modelo resultante. Finalmente, se mostrarán los resultados del modelo obtenido, la evaluación y comparación del modelo completo con los distintos modelos condicionados a la ausencia de ciertas variables.

3.1 Análisis Espacial

Para la primera fase se procedió al tratamiento de las bases de datos correspondientes a los años 2018, 2019, 2020, 2021 y 2022 hasta el mes de mayo, de tal manera que para este estudio solo se tomaron encuentran todos los robos reportados en la sala operativa del Sistema de Seguridad Integrado.

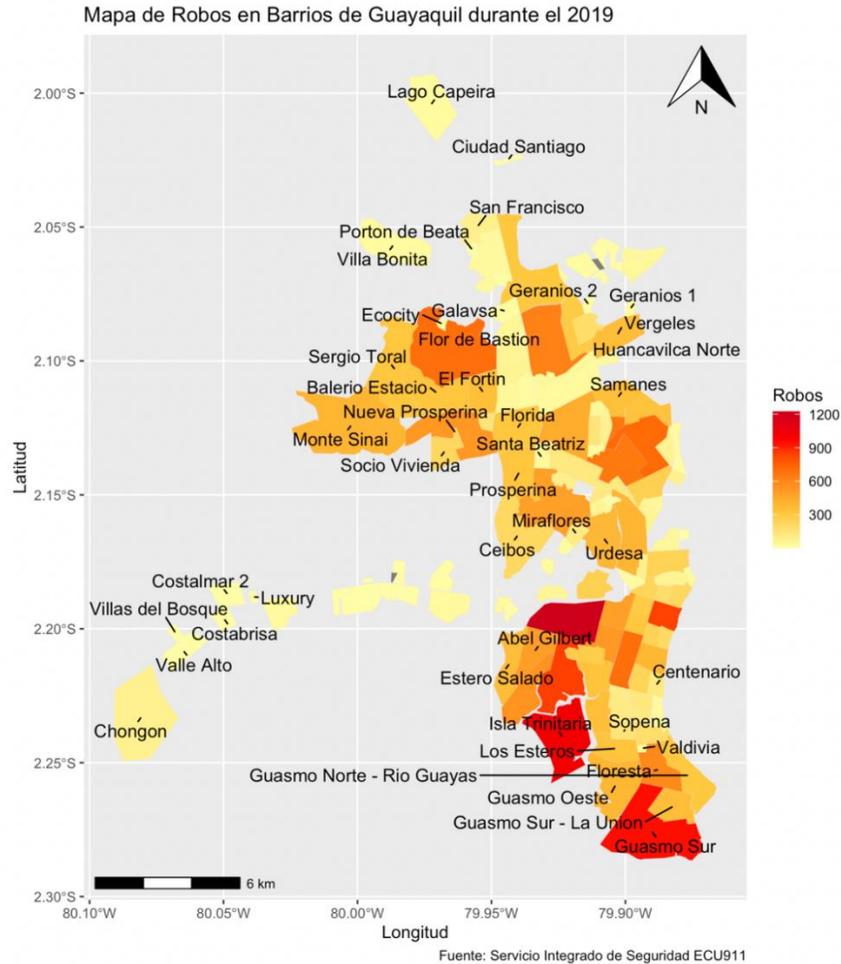
Para el análisis exploratorio espacial se analizó la geolocalización de las alertas receptadas ubicándolas en el mapa de la ciudad de Guayaquil. Con la ayuda de RStudio se construyeron mapas de calor en base al conteo de las alertas registradas con la categoría de robos notificadas en el ECU 911, donde cada una de ellas cuenta con su respectiva latitud y longitud, tomando así todos los puntos que caen dentro de los polígonos que representaran los 162 barrios permitiendo ubicar los puntos en el mapa de la ciudad de Guayaquil con la ayuda de la librería ggplot2.

Figura 1 Mapa de calor de los robos en barrios de Guayaquil durante el 2018



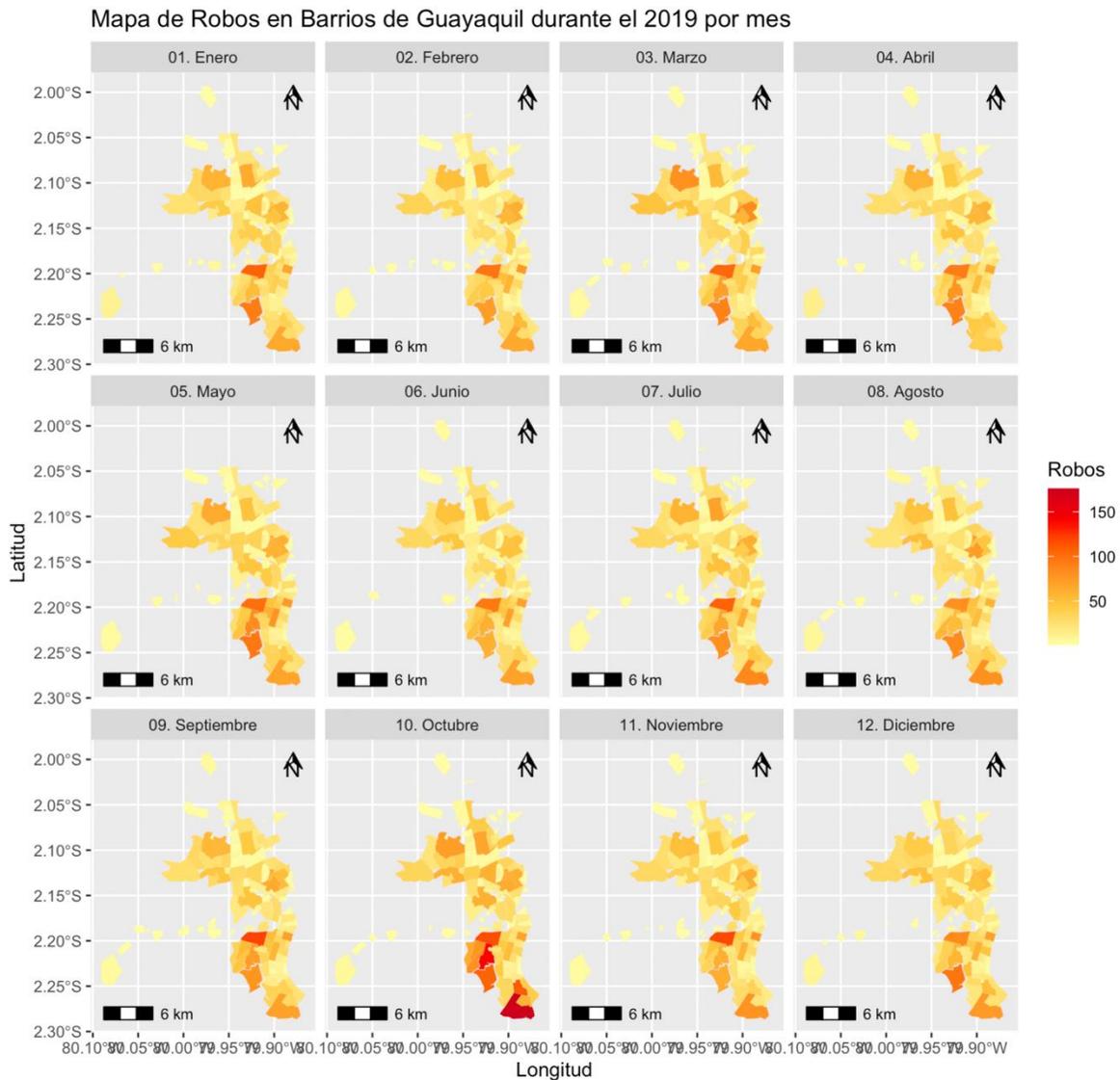
Como se puede observar gráficamente en la figura 1 los robos geolocalizados por barrios en el año 2018, las unidades espaciales con mayor incidencia de robos son Febres Cordero con 931, Isla Trinitaria con 812 y en tercer lugar Guasmo Sur 724. Como se puede percibir estos barrios se encuentran localizados en la parte sur de la ciudad, denotando una diferencia significativa en comparación a la parte norte. Para poder tener una mejor perspectiva del comportamiento de estos, se emplearon mapas de los barrios por meses y así visualizar patrones por cada mes del año.

Figura 2 Mapa de Calor de robos de barrios de Guayaquil durante el 2018 por mes.



En la figura 3 se obtuvo el mismo análisis espacial para el año 2019, obteniéndose que los tres barrios con mayor incidencia corresponden a Febres Cordero con 1224 robos, Isla Trinitaria con 1012 robos y Guasmo Sur con 947 robos. Cabe destacar que en el 2018 de igual manera se detectaron los mismos barrios con la mayor cantidad de incidencias, en el mismo orden de acuerdo con su frecuencia obtenida. Así mismo, se realizaron los mapas por meses de los robos en la ciudad de Guayaquil durante el año 2019.

Figura 4 Mapa de calor de robos en barrios de Guayaquil durante el 2019 por mes.

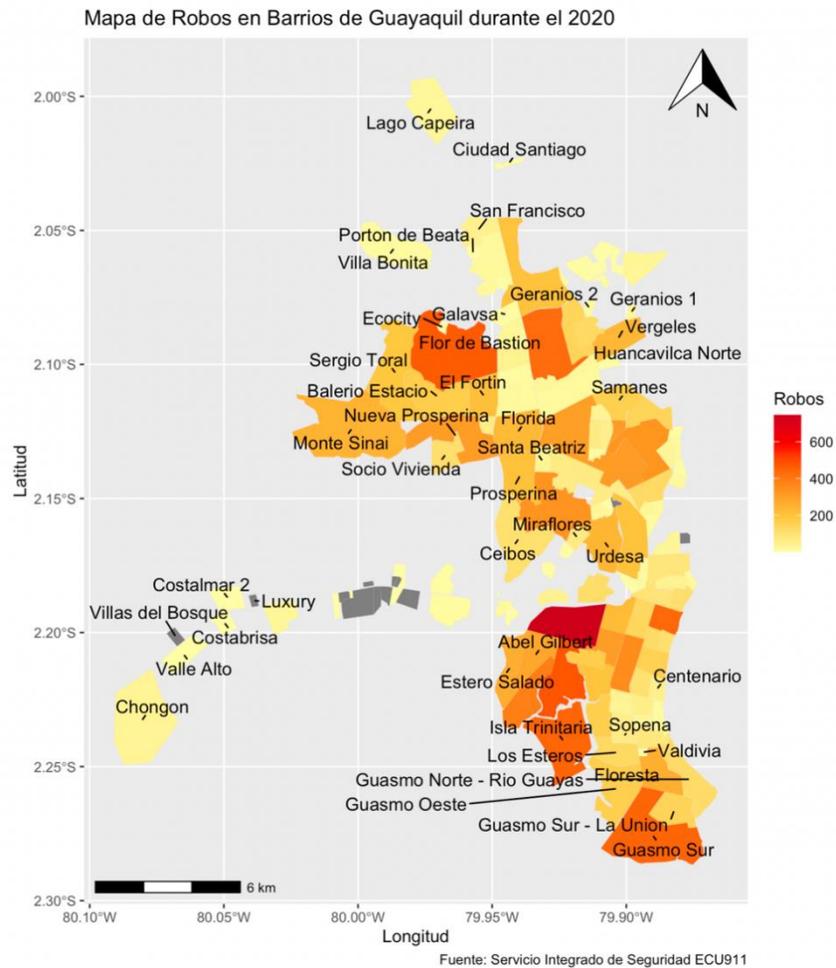


Fuente: Servicio Integrado de Seguridad ECU911

Se logra evidenciar en la figura 4 que los patrones identificados se mantienen constantes donde la colorimetría que tienen los barrios se intensifica en función de los meses. En el mes de octubre los colores que predominan el mapa son el rojo o naranja intenso por motivo al paro nacional registrado. Es importante destacar que debido al decreto por el ex Presidente del Ecuador, Lenín Moreno donde se anunció la eliminación de los subsidios en el precio de la gasolina, generó un gran malestar en la ciudadanía. Los conductores de taxis, autobuses y toda la comunidad salieron

a las calles con voces de protestas que dejaron a la ciudad paralizada por varios días, desencadenando decenas de robos y dejando a la ciudad indefensa, declarándose estado de excepción para tratar de garantizar la seguridad de los ciudadanos (Human Rights Watch, 2020).

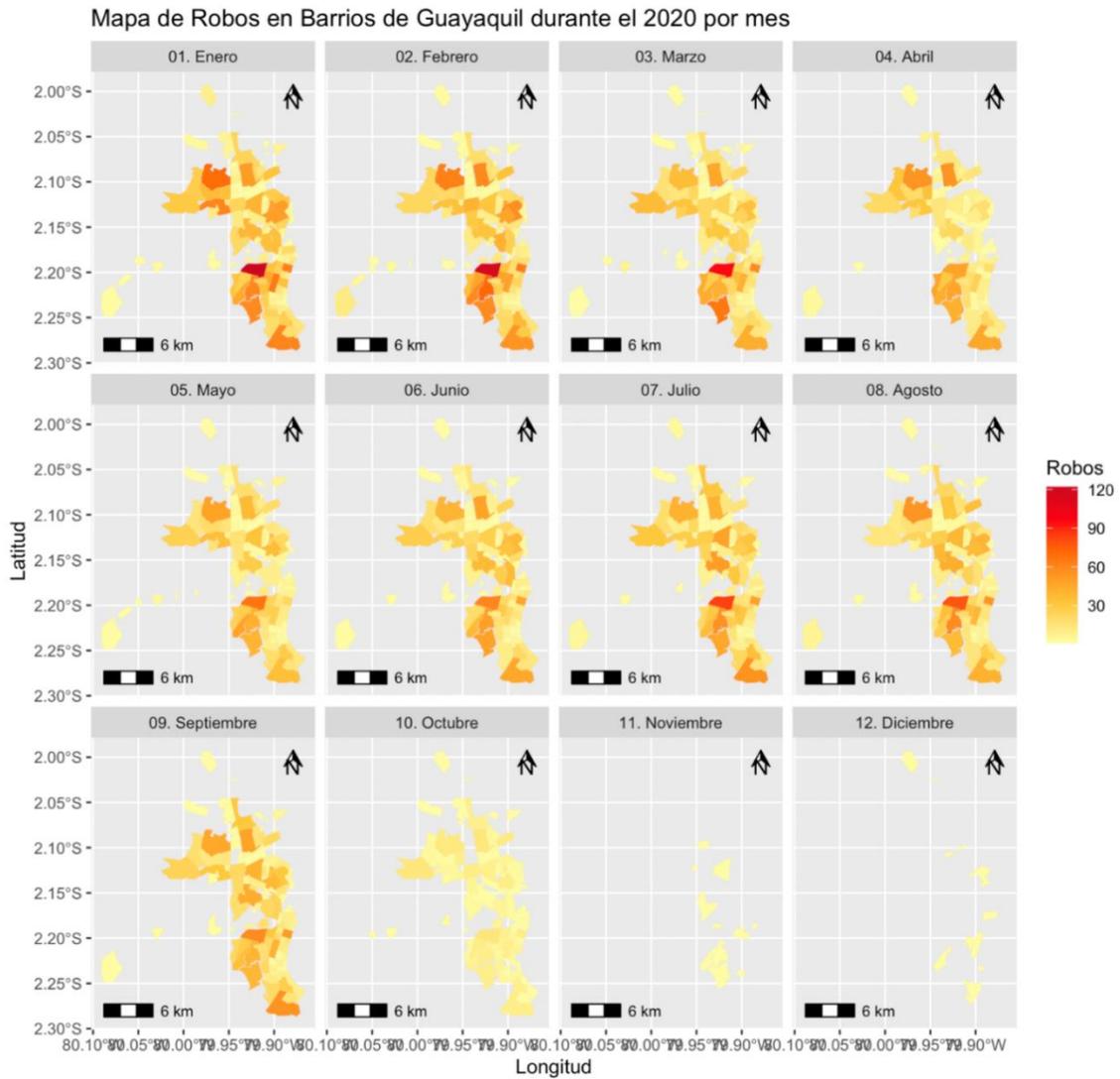
Figura 5 Mapa de calor Mapa de calor de los robos en barrios de Guayaquil durante 2020



El año 2020 más conocido como el año pandemia a pesar de que existieron muchas restricciones como el toque de queda, estado de excepción y el uso de pico y placa se logra apreciar en la figura 5 los patrones anteriormente identificados. Donde la mayor cantidad de barrios con frecuencia más alta de robos se encuentra en la parte sur de la ciudad. Teniendo en al barrio Febres Cordero con 746, seguido de Puerto Lisa con 478 y Flor de Bastión con 465, de los cuales Febres Cordero y

Puerto Lisa se encuentran ubicados en el sur de la ciudad y Flor de Bastión al norte. El orden de los dos años anteriores ha cambiado ocupando Guasmo Sur con 446 e Isla Trinitaria con 446 robos después de los barrios mencionados con anterioridad.

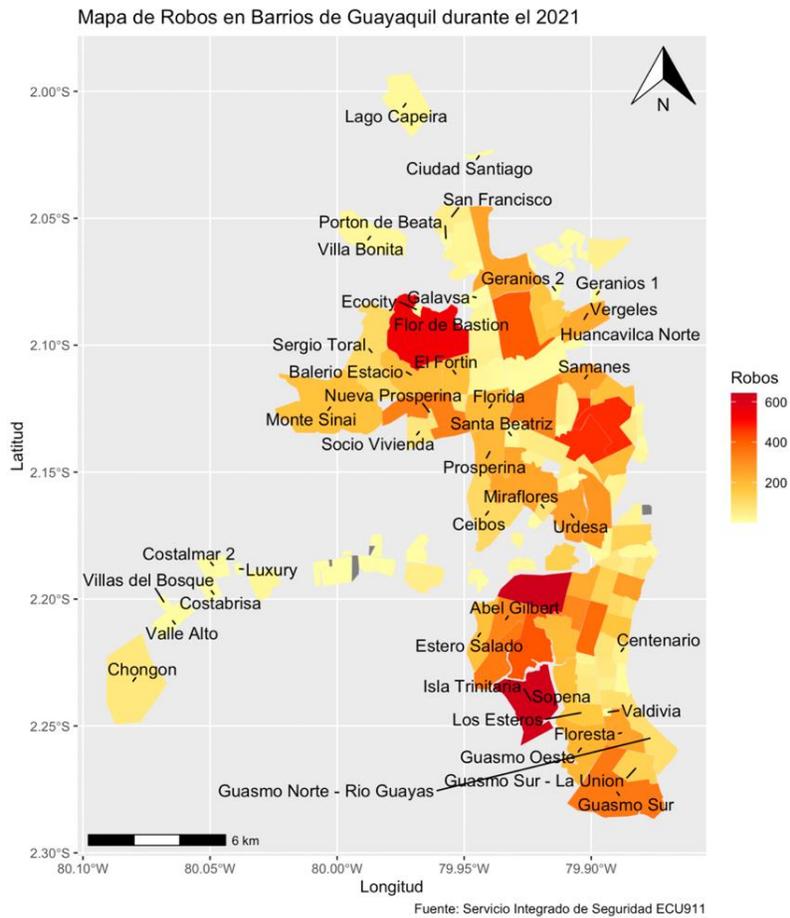
Figura 6 Mapa de calor de robos en barrios de Guayaquil durante el 2020 por mes



En la figura 6 se aprecia los robos por meses del año 2020, se puede observar la reducción de los robos empezando el mes de marzo donde se declaró pandemia por el COVID-19 reduciéndose los robos durante los siguientes meses entre mayo hasta abril, para los siguientes meses se volvieron

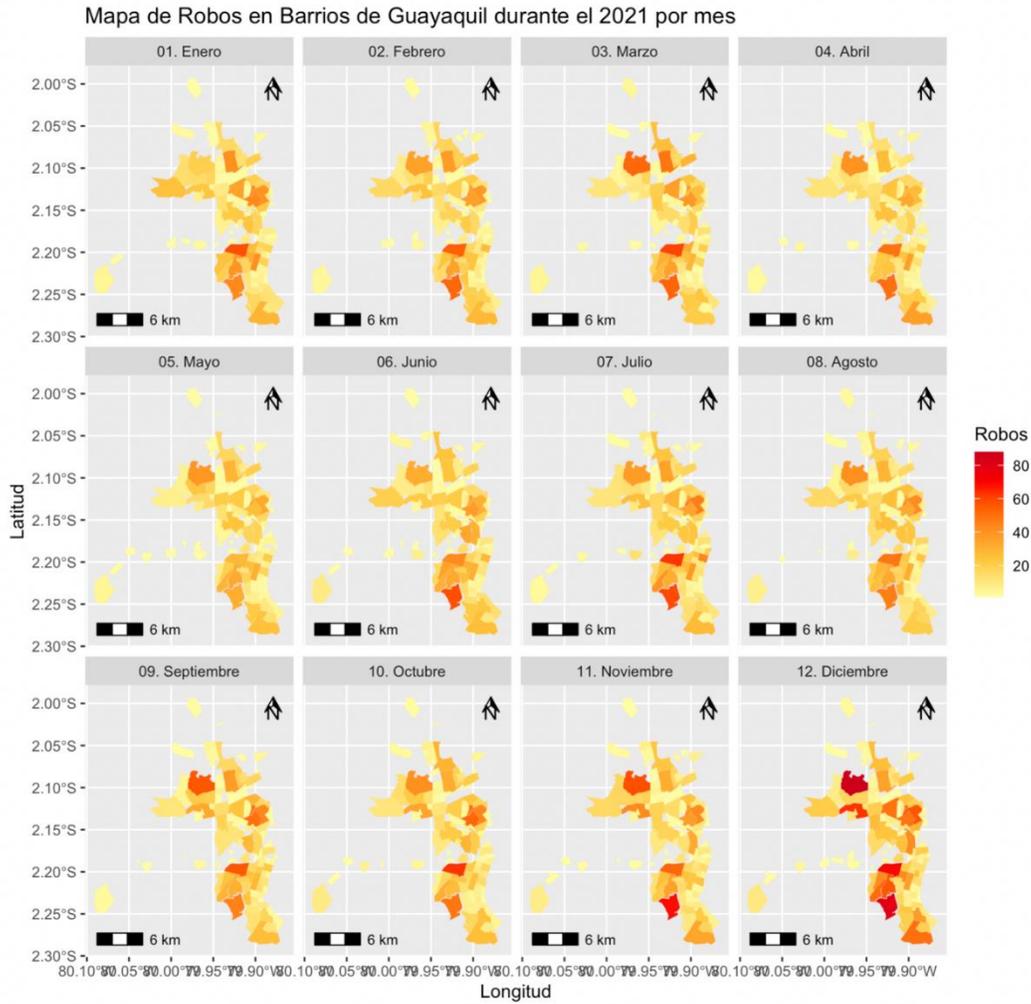
a obtener los comportamientos habituales hasta los meses de octubre, noviembre y Diciembre donde se volvió a decretar estado de excepción por la nueva ola de contagios registradas por las festividades de las fechas.

Figura 7 Mapa de calor Mapa de calor de los robos en barrios de Guayaquil durante 2021



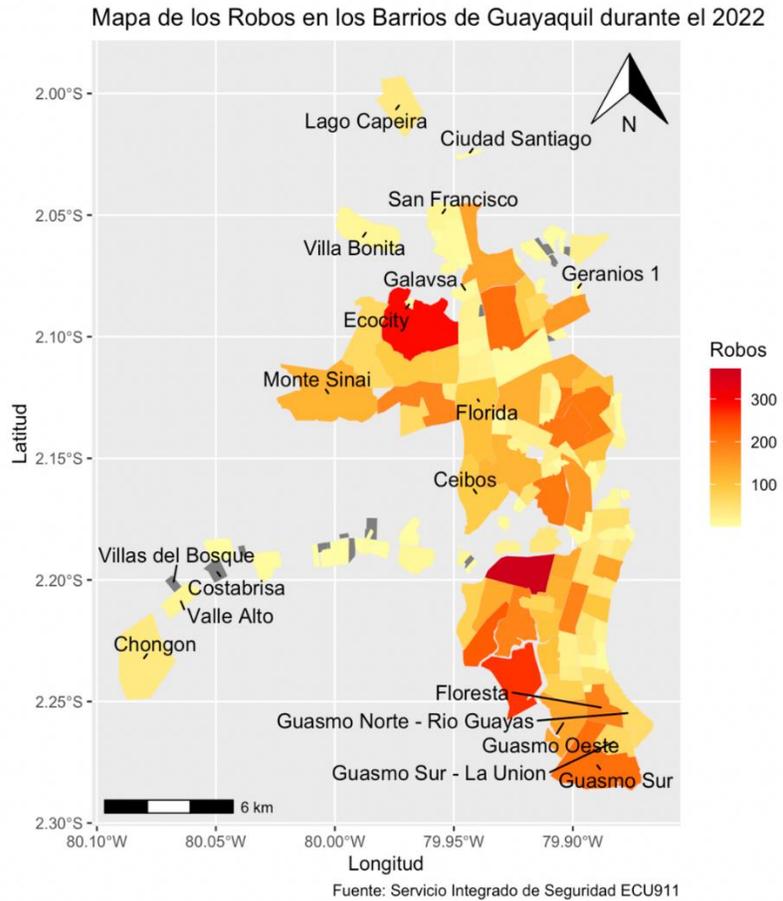
El año 2021 se tuvo que el barrio Febres Cordero con 643, la Isla Trinitaria con 635 y Flor de Bastión 539 apareciendo así Flor de Bastión por segundo año consecutivo en los tres primeros barrios con mayor incidencia en robos.

Figura 8 Mapa de calor de robos en barrios de Guayaquil durante el 2021 por mes



Este año 2021 se podría considerar un año post pandemia, aunque es un factor bastante influyente, se detectó que las concentraciones de robos ya no son con mayor intensidad en la parte sur de la urbe, durante este año se sumaron los barrios como Sauces, Alborada, Bastión Popular, entre otros a la lista con mayor número de alertas de robos.

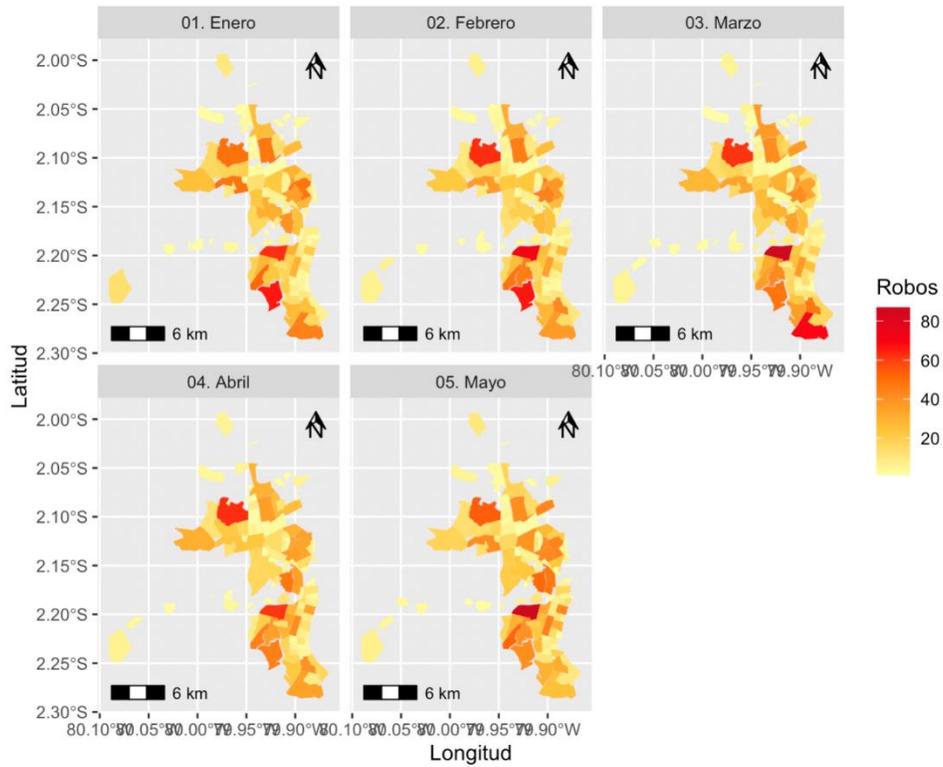
Figura 9 Mapa de calor Mapa de calor de los robos en barrios de Guayaquil durante 2022



Finalmente, el mapa correspondiente al año 2022 solo posee los robos correspondientes a los meses de enero, febrero, marzo, abril y mayo. Aunque este año no será considerado para el estudio ya que se busca trabajar con años completos se lo ha tomado en cuenta ya que los factores pandemia han reducido en comparación a los años anteriores y observar un poco más de cerca como se están desarrollando los robos en la ciudad. Obteniéndose que Febres Cordero cuenta con 371 registros de robos, Flor de Bastión con 291 e Isla Trinitaria con 266.

Figura 10 Mapa de calor Mapa de calor de los robos en barrios de Guayaquil durante 2022

Mapa de los Robos en los Barrios de Guayaquil durante el 2022 por mes



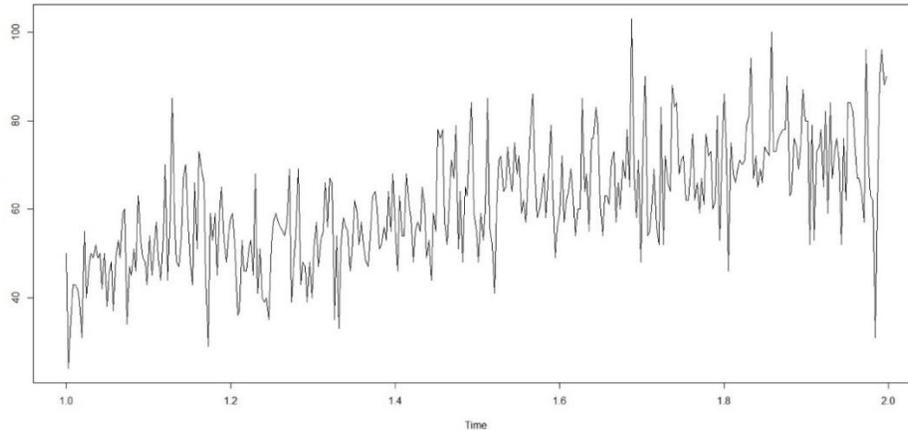
Fuente: Servicio Integrado de Seguridad ECU911

Como se comentó de los años anteriores 2020 y 2021 la mayor cantidad de barrios con más frecuencia de robos ya no se encuentra solamente situados en el sur de la ciudad sino también al norte de esta. Dándonos a notar que ha ocurrido un desplazamiento del delito, donde se deberá llevar mayor orden policial para salvaguardar la seguridad de los ciudadanos.

Figura 11 Mapa de calor Mapa de calor de los robos en barrios de Guayaquil desde el 2018 hasta mayo 2022

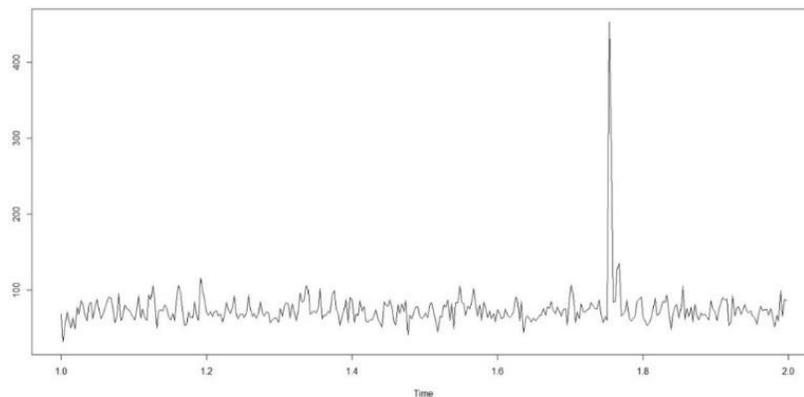
varianza cambian en el tiempo. Tiene una leve tendencia de crecimiento a medida que avanzan los meses.

Figura 12 Serie de tiempo de los robos diarios de los barrios en la ciudad de Guayaquil año 2018



Al igual que en la figura 12, en la figura 13 se muestra la serie temporal correspondiente a todo el año 2019 donde se logra apreciar que es una serie de tiempo no estacionaria debido a que la media y la varianza cambian en el tiempo. Tiene una leve tendencia de crecimiento a medida que avanzan los meses. Pero a diferencia del 2018 cuenta con un pico en el mes de octubre debido a las protestas registradas, causando la mayor cantidad de delitos de robos del año.

Figura 13 Serie de tiempo de los robos diarios de los barrios en la ciudad de Guayaquil año 2019



Dentro del análisis temporal aplicado se elaboró una tabulación cruzada para reconocer el comportamiento de alertas de robos por día, llegándose a evidenciar que los días con mayor

frecuencia son los jueves viernes y sábado como se logra evidenciar en la Tabla 1. No es coincidencia que los meses con mayor número de alertas son los últimos meses del año, los cuales se caracterizan por las festividades locales y el pago de los décimos correspondientes.

Tabla 1 Frecuencia Alerta de robos por día en el año 2018

	Mes	Lunes	Martes	Miércoles	Jueves	Viernes	Sábado	Domingo
1	01. Enero	214	223	221	189	190	196	173
2	02. Febrero	183	210	229	202	243	254	204
3	03. Marzo	187	201	204	276	263	268	190
4	04. Abril	239	226	192	219	206	242	255
5	05. Mayo	192	270	256	291	229	241	214
6	06. Junio	222	199	242	244	354	361	236
7	07. Julio	303	276	252	277	286	291	297
8	08. Agosto	240	236	320	327	339	305	253
9	09. Septiembre	261	246	275	259	287	395	334
10	10. Octubre	314	347	359	242	288	306	277
11	11. Noviembre	286	270	304	367	365	349	281
12	12. Diciembre	364	263	233	270	298	423	395

El comportamiento del 2018 es muy similar al 2019, llegándose a evidenciar que los días con mayor frecuencia son los viernes y sábado como se logra evidenciar en la Tabla 2, donde los meses con mayor número de alertas nuevamente son los últimos meses del año. Adicional que este año se caracteriza por la paralización civil que hubo el 1 de octubre, donde la frecuencia es más alta de lo normal, debido a las protestas realizadas dejando a la ciudadanía sin seguridad por varios días consecutivos.

Tabla 2 Frecuencia Alerta de robos por día en el año 2019

	Mes	Lunes	Martes	Miércoles	Jueves	Viernes	Sábado	Domingo
1	01. Enero	242	331	364	329	325	318	270
2	02. Febrero	260	275	258	318	307	354	290
3	03. Marzo	262	317	311	296	400	372	334
4	04. Abril	331	339	278	299	288	281	285
5	05. Mayo	292	247	375	366	429	364	326
6	06. Junio	215	230	289	282	305	382	368
7	07. Julio	328	339	324	286	329	367	323
8	08. Agosto	259	280	228	354	352	355	283
9	09. Septiembre	333	304	301	284	304	343	375
10	10. Octubre	313	392	333	754	509	351	278
11	11. Noviembre	286	270	300	268	402	411	245
12	12. Diciembre	344	359	296	275	283	316	351

3.3 Análisis del Modelo

La fórmula ejecutada tiene el siguiente formato:

$$\begin{aligned}
 formula &= conteo \sim Anio + Estado + NUMPOINTS_{UPC} \\
 &+ f(idarea, model = bym, graph = g) + f(idtime_{mes}, model \\
 &= "idd") + f(idearea1, idtime_{mes}, model = "idd")
 \end{aligned}$$

El modelo tardó 456 segundos en ejecutarse obteniéndose que el DIC de este modelo es de 15'395.

Los coeficientes estimados adicionalmente para los años 2018 y 2019 son $\beta_{año} = (0,18; 0,22)$,

evidenciándose del aumento de los delitos de robos registrados durante estos años. Teniendo en cuenta el efecto anual, el factor temporal estimado en función de los meses resultó ser significativo.

Solamente el componente temporal genera una intensidad 143 robos. Por otro lado, el factor geográfico genera una intensidad de 110 robos. Pero considerando los dos factores en conjunto la intensidad de robos incrementa de forma significativa.

Ahora, al considerar las variables recolectadas, se obtuvo que el estado meteorológico de lluvia, una variable dicotómica no es significativa en la intensidad de los puntos. Pero el año y el número de UPC presente en cada una de las unidades geográficas son significativas al modelo.

Para evaluar el efecto de los distintos términos, se realizó repetidamente n submodelos del modelo completo dejando fuera uno de los términos en cada prueba y comparando el modelo n en base a su valor del DIC. Los resultados se resumen en la tabla 3.

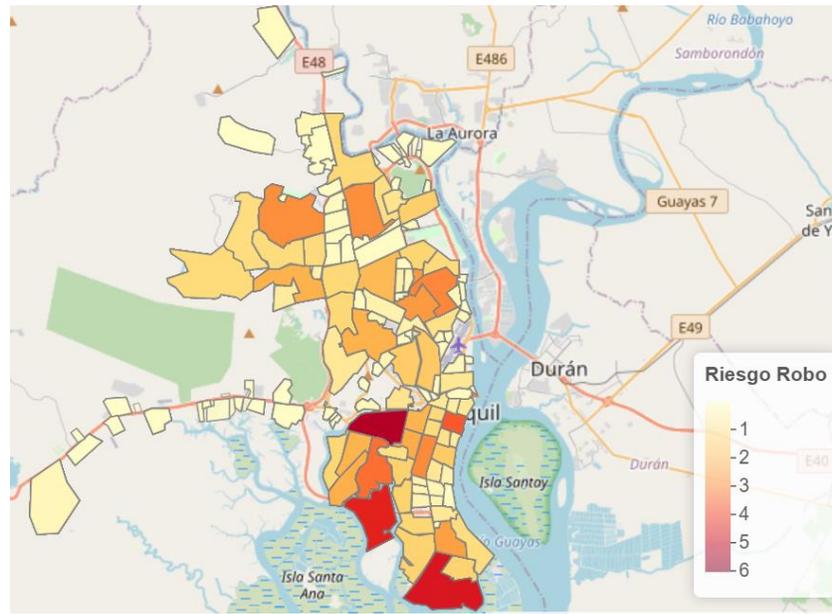
El indicador DIC puede utilizarse para identificar el mejor modelo en función de las covariables consideradas. Las alternativas tradicionales a la validación cruzada incluyen el criterio de información de Akaike (AIC) y el criterio de información de desviación (DIC) cuando se asocian con análisis bayesianos. El criterio de información de desviación (DIC) es la generalización de modelado jerárquico de AIC y solo es válida cuando se supone que la distribución posterior es aproximadamente gaussiana multivariada. El criterio de información de desviación es una medida de la "adecuación del ajuste" de un modelo que penaliza la "complejidad" y, de manera similar a AIC, se puede usar para comparar y clasificar mejor los modelos considerando el DIC más pequeños.

Tabla 3 Indicador DIC del modelo completo y submodelos

MODELO	FORMULA $[\eta_t(s_i)]$	DIC
MODELO COMPLETO	$\beta_0 + \beta_{año} + \beta_1 z_1 + \beta_2 z_2 + f_{meses}(t) + f_{spat}(s_i) + f_{spat-time}(s_i, t)$	15489.29
SIN EL FACTOR AÑO	$\beta_0 + \beta_1 z_1 + \beta_2 z_2 + f_{meses}(t) + f_{spat}(s_i) + f_{spat-time}(s_i, t)$	15875.91
SIN EL FACTOR ESTADO DE LLUVIA	$\beta_0 + \beta_{año} + \beta_2 z_2 + f_{meses}(t) + f_{spat}(s_i) + f_{spat-time}(s_i, t)$	15494.74
SIN EL NÚMERO DE UPC	$\beta_0 + \beta_{año} + \beta_1 z_1 + f_{meses}(t) + f_{spat}(s_i) + f_{spat-time}(s_i, t)$	15491.88

3.4 Riesgo Relativo de Robos

Figura 14 Mapa de Calor del Riesgo de Robo por barrios en la ciudad de Guayaquil



Gracias al modelo se pudo obtener el riesgo de robo que se expresa como una suma de varios componentes que incluyen estructuras espaciales y temporales, que tienen en cuenta la correlación espacial y espacio temporal. Lográndose identificar los barrios con mayor riesgo de robo que se encuentran en la parte sur de Guayaquil, los cuales obtuvieron que 6 de cada mil habitantes corren el riesgo de ser víctimas de cualquier tipo de robo. Gracias a la colorimetría propuesta, se destacan los puntos calientes con la gama de color rojo, los puntos fríos con el color amarillo y los puntos medios como los naranjas como se puede apreciar en la figura 14.

CAPÍTULO 4

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Gracias a los datos proporcionados por el Servicio Integrado de Seguridad ECU 911 de las alertas de robo a nivel nacional se analizaron los registros solamente de la ciudad de Guayaquil, para la implementación de un modelo bayesiano para la estimación de la tasa de riesgo por cada unidad geográfica (barrios) y estimar el número de posibles robos según el barrio y el mes. Este capítulo presenta las conclusiones y recomendaciones en base a los resultados obtenidos gracias al desarrollo del caso de estudio, lográndose determinar los barrios con mayor riesgo de robo en la ciudad de Guayaquil.

4.1 CONCLUSIONES

- Se agruparon los incidentes reportados por meses y por barrios destacándose que existen tendencias marcadas tanto de forma temporal como geográfica, donde se destaca que las unidades geográficas con mayor incidencia de robos son las ubicadas al sur de la ciudad adicional de los barrios Flor de Bastión y Bastión Popular que son los únicos puntos calientes de la zona norte, es un comportamiento que permanece en los últimos años. Pero a partir del 2021, barrios del norte como Sauces, Samanes y Alborada han incrementado en el número de alertas de robo, presentando una leve tendencia a ser punto caliente.
- Una vez detectada la tendencia de las alertas, se logró construir los mapas de los incidentes por unidad geográfica y evolución temporal mediante el uso de sistemas de información geográfico para la visualización de los puntos calientes y puntos fríos.
- Gracias al modelo espacio-temporal diseñado para la predicción del riesgo de robo en la ciudad de Guayaquil mediante la aplicación de metodología bayesiana, se obtuvo que la influencia del efecto en conjunto del espacio y el tiempo en la estimación de riesgo de robo

en cada uno de los barrios es más significativa en comparación al efecto de cada uno de ellos de forma individual. Donde la intensidad de robos es 10576.86.

- Adicional de las variables agregadas al modelo no todas resultaron significativas, como lo fue el estado climático. No explicó adecuadamente la distribución espacial debido a la insuficiencia de información en la covariable medida. Por otro lado, el número de UPC si demostró ser significativa. Por lo tanto, la ubicación de las unidades de policía permite que la ciudadanía sienta seguridad porque disminuyen la intensidad de robos. Es importante mantener los trabajos de seguridad por parte de la Policía Nacional con los moradores de los distintos barrios.

4.2 RECOMENDACIONES

Como todo trabajo de investigación siempre existirán oportunidades para mejorar el presente proyecto, por esta razón recomendamos:

- Considerar más variables climatológicas para la categorización correcta del estado meteorológico y obtener si efectivamente no es significativo para el modelo. En el presente estudio solo se tomó en consideración la precipitación para calificar si el estado es lluvioso o no y construir una variable dicotómica. Consideramos que es necesario obtener tanto la precipitación, la temperatura y la humedad.
- Adicional, al evidenciar las buenas estimaciones obtenidas a nivel de meses en conjunto a los distintos barrios estudiados, consideramos oportuno llevar el modelo a un siguiente nivel y considerar extenderlo a días y franjas horarios. Teniendo una gran oportunidad para que las autoridades tomen las medidas respectivas y se pueda adelantar al desagradable momento sea cual sea el tipo de robo.

BIBLIOGRAFÍA

- Alonso, F. (2010). *Sistemas de Información Geográfica*. Murcia.
- ArcGis Pro* . (2019). Obtenido de ArcGis Pro : <https://pro.arcgis.com/es/pro-app/latest/help/mapping/layer-properties/data-classification-methods.htm>
- Asamblea de Vista Hermosa. (2003). Construyendo nuestro barrio. *Centro de investigaciones CIUDAD*.
- Clima.com*. (2022, marzo 30). Obtenido de ¿Cómo se mide la lluvia y por qué en mm?: <https://www.clima.com/noticias/como-se-mide-la-lluvia-y-por-que-en-mm>
- Cressie, Zammit-Mangion, & Wikle. (2019). *Spatio-Temporal Statistics with R*. Boca Raton : CRC Press.
- España, S. (2022, Febrero 7). *La inseguridad en Ecuador encierra en casa a los ciudadanos y saca a los militares a las calles*. Obtenido de El País: <https://elpais.com/internacional/2022-06-30/el-gobierno-de-ecuador-y-las-organizaciones-indigenas-firman-la-paz-tras-18-dias-de-caoticas-protestas.html>
- FGE. (2021, Diciembre 06). *Estadísticas de Robo Ecuador 2021*. Obtenido de Fiscalía General del Estado Ecuador: <https://www.fiscalia.gob.ec/estadisticas-de-robos/>
- Gob.ec* . (2021, Enero 15). Obtenido de Solicitud de atención de emergencia a través de diferentes mecanismos de alerta: <https://www.gob.ec/ecu-911/tramites/solicitud-atencion-emergencia-traves-diferentes-mecanismos-alerta>
- Human Rights Watch*. (2020, Abril 6). Obtenido de Ecuador: Lecciones de las Protestas de 2019: <https://www.hrw.org/es/news/2020/04/06/ecuador-lecciones-de-las-protestas-de-2019>
- Ongsulee, Chotchaung, Bamrungsi, & Rodcheewit. (2018). Big Data, Predictive Analytics and Machine Learning. *16. Conferencia internacional sobre TIC e ingeniería del conocimiento (ICT&KE)*, 1 a 6.

- Primicias Ecuador*. (2022). Obtenido de Pichincha encabeza las estadísticas de asaltos a empresas y negocios: <https://www.primicias.ec/noticias/economia/inseguridad-costo-produccion-pichincha-provincias-ecuador/>
- Real Academia Española. (2019, Octubre). *Robo*. En Diccionario de la Lengua Española (Edición de tricentenario). Obtenido de DLE: <https://dle.rae.es/robo>
- Romo, J. (2019). *Modelos Espaciales y Espacio-Temporales para la modelación de datos con exceso de ceros*. Guanajuato.
- Schnell, C. B. (2016). The Influence of Community Areas, Neighborhood Clusters, and Street Segments on the Spatial Variability of Violent Crime in Chicago. *Springer*, 3-5.
- Servicio Integrado de Seguridad ECU 911*. (2017, Junio 06). Obtenido de Gobierno del Encuentro: <https://www.ecu911.gob.ec/servicio-integrado-de-seguridad-ecu-911/>
- UNIGIS. (2019, Abril 23). *Hotspots y coldspots: más allá de los clústeres estadísticos*. Obtenido de UNIGIS: <https://www.unigis.es/hotspots-y-coldspots/>

ANEXOS:

Diagrama de cajas de los robos diarios de los barrios en la ciudad de Guayaquil año 2018

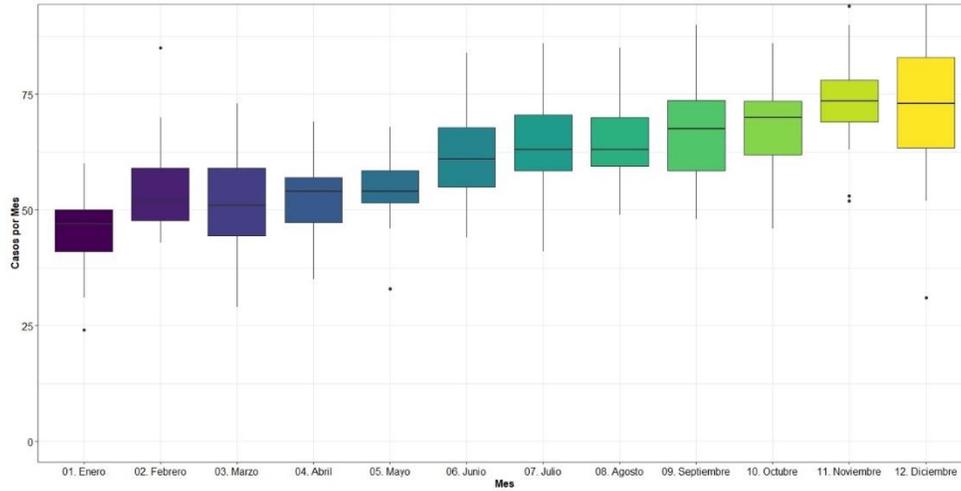
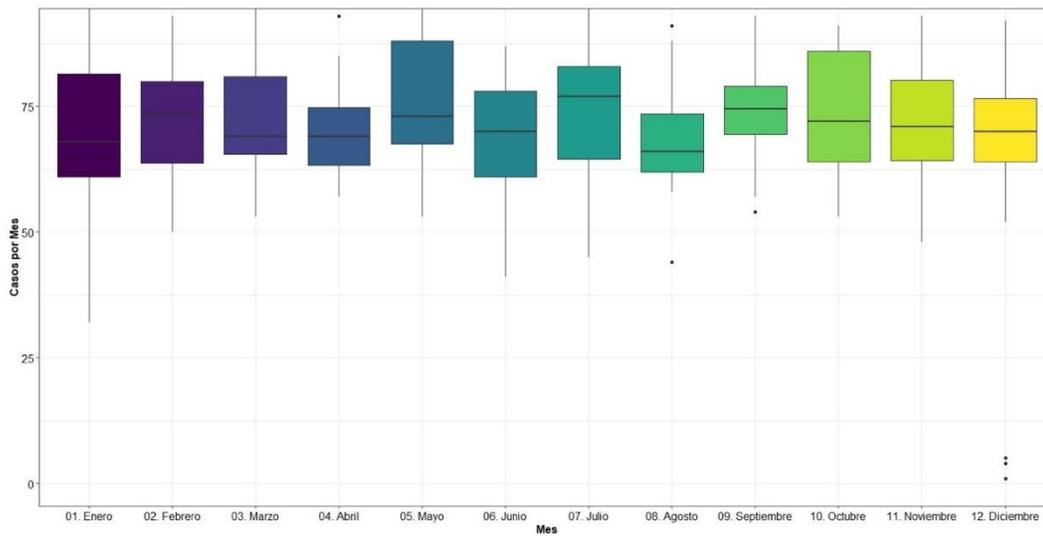


Diagrama de cajas de los robos diarios de los barrios en la ciudad de Guayaquil año 2019



Serie de tiempo de los robos diarios de los barrios en la ciudad de Guayaquil año 2020

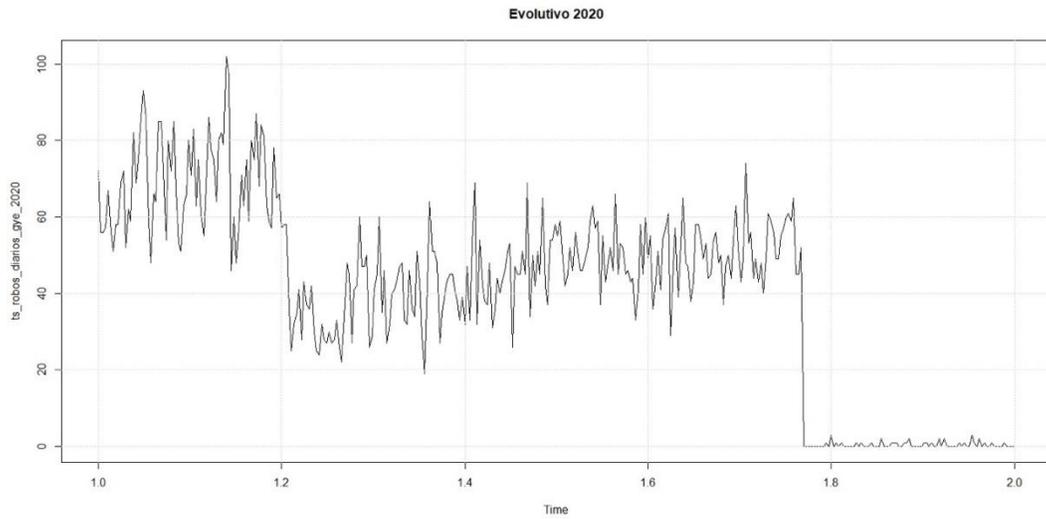
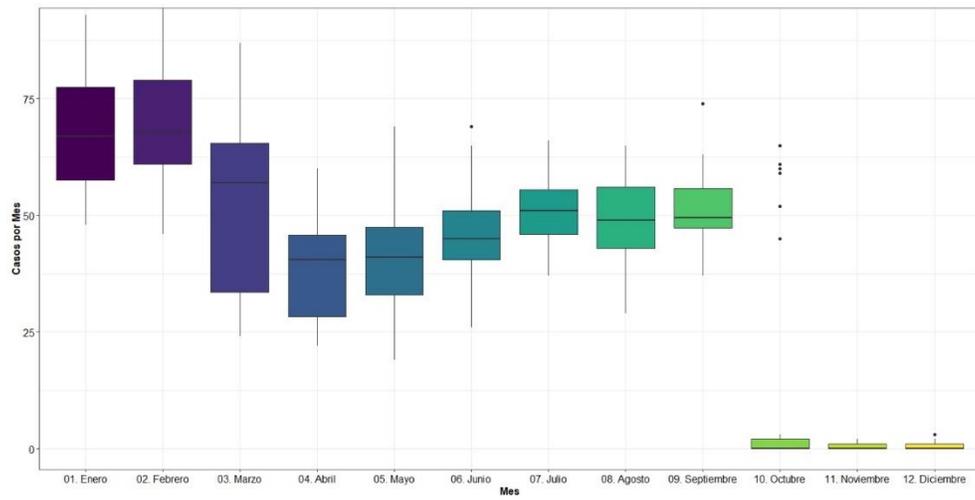


Diagrama de cajas de los robos diarios de los barrios en la ciudad de Guayaquil año 2020



Serie de tiempo de los robos diarios de los barrios en la ciudad de Guayaquil año 2021

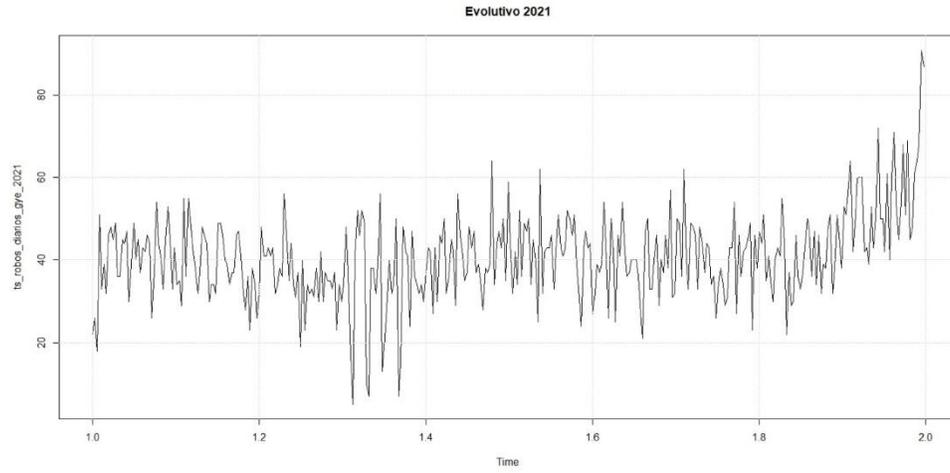
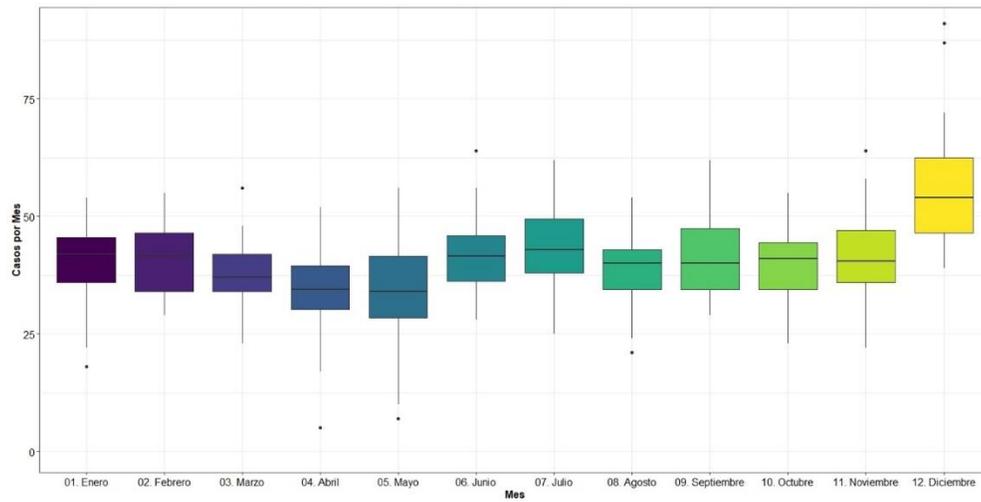


Diagrama de cajas de los robos diarios de los barrios en la ciudad de Guayaquil año 2021



Serie de tiempo de los robos diarios de los barrios en la ciudad de Guayaquil año 2022

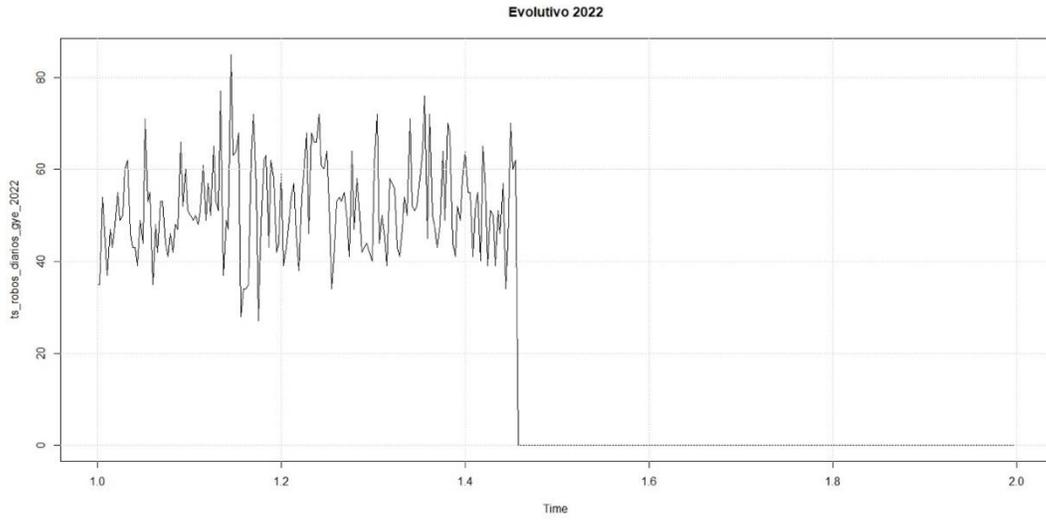
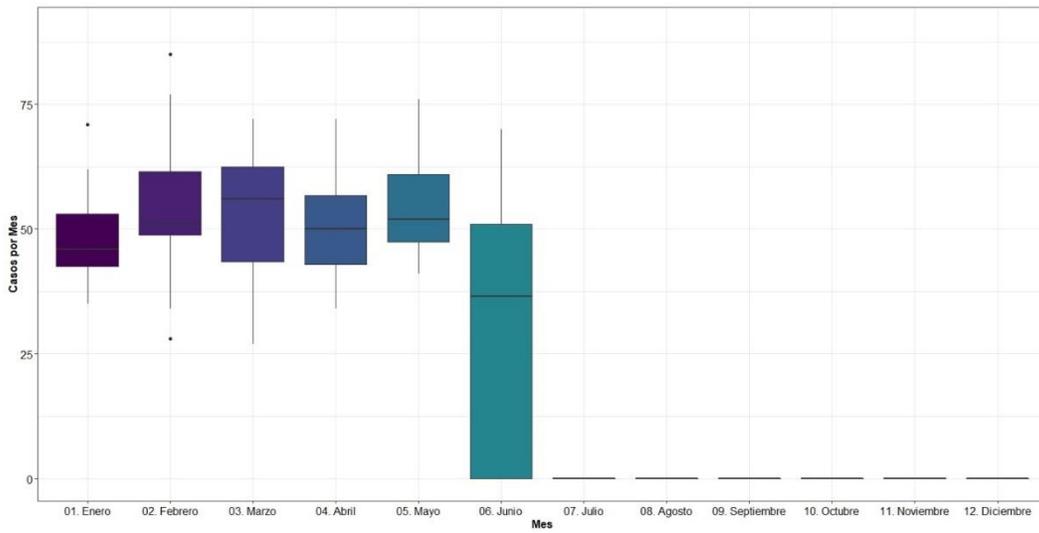


Diagrama de cajas de los robos diarios de los barrios en la ciudad de Guayaquil año 2022



Frecuencia Alerta de robos por día en el año 2020

	Mes	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes	Sabado	Domingo
1	01. Enero	276	223	340	321	349	300	297
2	02. Febrero	250	252	260	298	322	400	237
3	03. Marzo	272	233	226	207	215	204	232
4	04. Abril	149	168	211	207	168	108	135
5	05. Mayo	167	175	177	180	233	196	151
6	06. Junio	249	223	177	179	209	195	133
7	07. Julio	202	199	255	272	256	220	170
8	08. Agosto	213	209	183	225	226	257	198
9	09. Septiembre	193	264	256	227	214	207	172
10	10. Octubre	48	45	53	61	62	61	65
11	11. Noviembre	0	1	3	4	1	2	2
12	12. Diciembre	3	4	1	4	1	1	1

Frecuencia Alerta de robos por día en el año 2021

	Mes	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes	Sabado	Domingo
1	01. Enero	185	162	141	159	203	208	175
2	02. Febrero	140	140	177	178	183	181	147
3	03. Marzo	179	178	183	137	183	168	145
4	04. Abril	139	151	148	203	176	124	93
5	05. Mayo	192	154	135	134	196	108	104
6	06. Junio	157	201	205	186	197	146	150
7	07. Julio	160	165	190	179	258	225	167
8	08. Agosto	172	189	145	172	178	174	161
9	09. Septiembre	154	181	216	184	181	181	147
10	10. Octubre	161	133	160	173	206	226	173
11	11. Noviembre	207	205	164	153	182	185	157
12	12. Diciembre	199	199	301	285	326	248	194

Frecuencia Alerta de robos por día en el año 2022

	Mes	Lunes	Martes	Miercoles	Jueves	Viernes	Sabado	Domingo
1	01. Enero	232	185	194	233	186	222	214
2	02. Febrero	190	194	247	230	218	266	165
3	03. Marzo	204	259	263	269	251	214	194
4	04. Abril	164	188	198	230	291	248	195
5	05. Mayo	230	269	239	223	258	224	239
6	06. Junio	95	120	154	153	111	113	73

Frecuencia Alerta de robos por Horarios en el 2018

Dia Semana	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
Lunes	107	92	80	81	71	72	91	85	116	102	105	126	126	160	161	158	161	118	132	145	170	178	206	162
Martes	89	86	67	60	54	93	97	100	118	87	107	131	127	172	170	167	135	115	140	162	157	198	186	149
Miercoles	101	74	82	52	56	89	96	98	140	107	114	123	132	159	154	156	153	141	152	146	232	189	199	142
Jueves	103	78	68	59	66	73	113	103	119	107	106	109	155	167	163	158	148	122	156	179	204	207	221	179
Viernes	123	99	71	84	65	96	96	124	88	99	117	117	153	164	143	147	178	144	149	188	220	221	247	215
Sabado	171	125	133	128	108	91	98	86	117	108	95	126	172	205	171	178	148	142	140	151	206	258	230	244
Domingo	167	182	148	159	156	131	75	96	88	74	96	109	109	114	119	138	128	100	99	159	195	162	169	136

Frecuencia Alerta de robos por Horarios en el 2019

Dia Semana	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
Lunes	178	86	85	79	71	119	102	125	114	114	98	137	120	165	198	207	137	138	184	187	227	196	223	175
Martes	192	97	73	81	93	125	110	119	128	101	120	167	143	171	171	192	190	165	166	201	197	217	265	199
Miercoles	212	83	99	87	74	97	124	106	115	112	108	149	162	180	196	197	169	143	144	169	215	233	275	208
Jueves	165	104	117	94	77	106	120	108	129	112	125	138	138	175	195	258	296	204	204	209	275	262	273	227
Viernes	176	142	119	117	105	140	126	115	107	138	167	213	207	195	169	227	193	147	173	225	238	250	283	261
Sabado	197	180	196	150	150	151	152	100	128	125	136	155	193	209	194	185	178	146	173	185	202	245	254	230
Domingo	243	180	195	243	207	161	127	100	78	83	98	125	135	133	157	153	150	132	150	178	179	198	170	153