

Análisis de las llamadas a la línea de emergencias 123 en Bogotá durante el año 2023

David Santiago Pérez Patiño

Asesor

Rafael Gaitán Ospina

Universidad Nacional Abierta y a Distancia UNAD

Escuela de Ciencias Básicas, Tecnología e Ingeniería ECBTI

Especialización en Ciencia de Datos y Analítica

2024

Dedicatoria

Dedicado, con todo mi corazón, a mi madre Luz Mery, que siempre confió en mí incluso cuando yo mismo no confiaba. Gracias a ella, ahora sé que el éxito no viene de golpe, sino que son pequeños esfuerzos que hacemos día a día. Por eso te doy este trabajo como agradecimiento a tu paciencia y amor incondicional.

Agradecimientos

Se agradece a la institución académica por brindar el espacio y los recursos necesarios para la realización de este trabajo. A los profesores y asesores que, con su orientación, contribuyeron al desarrollo de este proyecto. También se expresa gratitud a las fuentes de datos abiertas y a las entidades gubernamentales que facilitaron el acceso a la información requerida. Finalmente, se agradece a todas las personas que, de manera directa o indirecta, hicieron posible la culminación de esta investigación.

Resumen

La propuesta de trabajo de grado titulada “Análisis de las llamadas a la Línea de Emergencias 123 en Bogotá durante el año 2023” aborda la problemática de la gestión eficiente de llamadas al 123 en Bogotá, donde la variabilidad y la imprevisibilidad de estas llamadas dificultan una asignación óptima de recursos, resultando en tiempos de respuesta prolongados y atención inadecuada. El objetivo principal es analizar el comportamiento de estas llamadas en 2023 utilizando técnicas de ciencia de datos para identificar patrones y tendencias, lo que permitiría mejorar la planificación y gestión de los recursos de emergencia.

La metodología propuesta incluye la recopilación de datos de portales abiertos del gobierno y su análisis mediante estadísticas descriptivas y modelos de series temporales. Se clasificarán los tipos de contingencias y se identificarán patrones estacionales o mensuales en las llamadas. Los resultados esperados incluyen un mejor entendimiento de la naturaleza y frecuencia de los incidentes, identificación de períodos de alta demanda y tipos de emergencias recurrentes, y optimización de la asignación de recursos para reducir los tiempos de respuesta, mejorando así la eficacia del sistema de gestión de emergencias en Bogotá.

Palabras clave: emergencias, análisis, datos, tendencias y patrones.

Abstract

The thesis proposal titled “Analysis of calls to the 123 Emergency Line in Bogotá during the year 2023” addresses the issue of efficient management of emergency calls to the 123 line in Bogotá, where the variability and unpredictability of these calls make optimal resource allocation difficult, resulting in prolonged response times and inadequate attention. The main objective is to analyze the behavior of these calls in 2023 using data science techniques to identify patterns and trends, which would improve the planning and management of emergency resources.

The proposed methodology includes the collection of data from open government portals and their analysis through descriptive statistics and time series models. The types of emergencies will be classified, and seasonal or monthly patterns in the calls will be identified. The expected results include a better understanding of the nature and frequency of the incidents, identification of periods of high demand and recurring types of emergencies, and optimization of resource allocation to reduce response times, thus improving the efficiency of the emergency management system in Bogotá.

Keywords: emergencies, analysis, data, trends, and patterns.

Tabla de contenido

Introducción	10
Justificación	11
Objetivos	12
Objetivo General	12
Objetivos Específicos.....	12
Planteamiento del Problema	13
Marco Referencial.....	14
Metodología	18
Recopilación de Datos.....	18
Análisis Descriptivo	18
Categorizar Emergencias	18
Identificación de Patrones	18
Desarrollo del Proyecto.....	19
Recopilación de Información	19
Pre Procesamiento de Datos.....	20
Análisis Descriptivo	21
Modelo de Clúster con K-Modes	28
Análisis Visual de Clúster.....	31
Acercamiento Agrupado por Zona y Momento del Día.....	37
Acercamiento Agrupado por Tipo de Incidente y Prioridad.....	43
Acercamiento Agrupado por Género y Edad.....	49
Modelos de Predicción de Series Temporales	54
Suavización Exponencial por Método de Holt-Winters.....	57

Modelo Prophet de Meta.....	58
Red Neuronal LSTM (Long Short-Term Memory)	60
Conclusiones.....	63
Recomendaciones	65
Bibliografía	66

Lista de figuras

Figura 1 <i>Base de Datos Consolidada</i>	19
Figura 2 <i>Muestra del Dataframe Después de la Limpieza de los Datos</i>	20
Figura 3 <i>Dataframe con las Columnas Categóricas</i>	21
Figura 4 <i>Modas del Dataframe</i>	22
Figura 5 <i>Diagrama de Caja por Edad y Género</i>	22
Figura 6 <i>Frecuencia de Emergencias por Localidad</i>	23
Figura 7 <i>Emergencias por Momento del Día</i>	24
Figura 8 <i>Emergencias por Día de la Semana</i>	25
Figura 9 <i>Frecuencia de Llamadas por Trimestre</i>	26
Figura 10 <i>Dataframe de Datos Categóricos</i>	28
Figura 11 <i>Método del Codo</i>	29
Figura 12 <i>Código de Creación y Ajuste del K-Modes</i>	30
Figura 13 <i>Frecuencia de los Clúster</i>	30
Figura 14 <i>Dataframe con los Clúster</i>	31
Figura 15 <i>Distribución de Clúster por Genero</i>	31
Figura 16 <i>Distribución de Clúster por Periodo del Día</i>	32
Figura 17 <i>Tabla de Frecuencias de Clúster por Incidente</i>	33
Figura 18 <i>Distribución de Clúster por Prioridad</i>	34
Figura 19 <i>Distribución de Rango de Edad por Clúster</i>	35
Figura 20 <i>Distribución de Zonas de la Ciudad en los Clúster</i>	36
Figura 21 <i>Gráfico de Pie por Incidente Clústeres 2 y 4 Zona Norte</i>	37
Figura 22 <i>Frecuencia de Llamadas Localidades Zona Norte por Clúster</i>	38
Figura 23 <i>Frecuencia de Llamadas por Momento del Día en Clústeres 2 y 4</i>	39

Figura 24 <i>Gráfica de Pie por Incidente Clústeres 0, 1 y 3 Zona Occidente</i>	40
Figura 25 <i>Frecuencia de Llamadas Localidades Zona Occidente por Clúster</i>	41
Figura 26 <i>Frecuencia de Llamadas por Momento del Día en Clústeres 0, 1 y 3</i>	42
Figura 27 <i>Frecuencias por Tipo de Incidente en Clústeres 0 y 4</i>	43
Figura 28 <i>Frecuencias por Prioridad en Clústeres 0 y 4</i>	44
Figura 29 <i>Frecuencias por Tipo de Incidente en Clústeres 1 y 2</i>	45
Figura 30 <i>Frecuencias por Prioridad en Clústeres 1 y 2</i>	46
Figura 31 <i>Frecuencias por Tipo de Incidente en Clúster 3</i>	47
Figura 32 <i>Frecuencias por Prioridad en Clúster 3</i>	48
Figura 33 <i>Frecuencia por Género en los Clústeres 1 y 4</i>	49
Figura 34 <i>Frecuencia por Rango de Edad en los Clústeres 1 y 4</i>	50
Figura 35 <i>Frecuencia por Género en los Clústeres 0, 2 y 3</i>	51
Figura 36 <i>Frecuencia por Rango de Edad en los Clústeres 0, 2 y 3</i>	52
Figura 37 <i>Grafico de Frecuencia de las Llamadas en la Zonas Norte y Occidente</i>	54
Figura 38 <i>Descomposición de la Serie Temporal</i>	55
Figura 39 <i>Prueba de Auto Correlación</i>	56
Figura 40 <i>Gráfica Resultado Holt-Winters</i>	57
Figura 41 <i>Predicciones Modelo Prophet</i>	59
Figura 42 <i>Gráfica de Predicciones de la Red Neuronal</i>	61

Introducción

El presente proyecto de investigación titulado “Análisis de las llamadas a la Línea de Emergencias 123 en Bogotá durante el año 2023” busca abordar la problemática relacionada con la gestión eficiente de llamadas de emergencia en la ciudad de Bogotá que se ha visto comprometida debido a la gestión ineficiente de recursos para la atención de incidentes además de la ausencia de estrategias para mitigar las emergencias y el uso indebido de la línea 123. A lo largo del año 2023, la línea 123 experimentó una gran variabilidad en la cantidad y el tipo de llamadas recibidas, lo cual genera desafíos en la asignación óptima de recursos y prolonga los tiempos de respuesta en incidentes críticos. Este estudio aplicará técnicas avanzadas de ciencia de datos como estadística descriptiva, agrupamientos con modelos de clustering como el K-modes y modelos de series temporales como Prophet, suavización exponencial Holt-Winters y redes neuronales buscando el mejor modelo para identificar patrones y tendencias en las llamadas, con el objetivo de proponer estrategias que mejoren la atención de emergencias, dar un paso inicial en el análisis de los datos de incidentes reportados al 123 en Bogotá, optimizar la planificación de recursos y mejorar la efectividad de la respuesta a emergencias.

Justificación

Este proyecto es fundamental tanto en el ámbito académico como en el social debido a su impacto potencial en la mejora de la gestión de emergencias en Bogotá. Desde el punto de vista académico, el estudio profundiza en el análisis de datos históricos de las llamadas a la línea 123, aplicando técnicas avanzadas de ciencia de datos y modelos predictivos. Esto no solo enriquecerá la base de conocimientos en el campo de la gestión de emergencias, sino que también creará un modelo replicable para otras ciudades enfrentando desafíos similares. Al identificar patrones y tendencias en las llamadas, el proyecto puede ofrecer nuevas estrategias para la asignación de recursos y la planificación de la respuesta a emergencias, contribuyendo al desarrollo de políticas públicas más efectivas.

Desde una perspectiva social, mejorar la eficiencia de la línea 123 tiene un impacto directo en la seguridad pública. Optimizar la distribución de recursos y reducir los tiempos de respuesta puede salvar vidas y mejorar significativamente la calidad de la atención en situaciones críticas. Además, al fortalecer la capacidad de respuesta de los servicios de emergencia, se aumenta la confianza del público en estos servicios esenciales. Este proyecto no solo aborda las deficiencias actuales, sino que también tiene el potencial de guiar futuras mejoras en la planificación y gestión de emergencias, haciendo que la ciudad sea más segura y preparada para enfrentar cualquier eventualidad.

Objetivos

Objetivo General

Analizar el comportamiento de las llamadas a la línea de emergencias 123 en Bogotá durante el año 2023 usando técnicas de ciencia de datos y analítica.

Objetivos Específicos

Analizar la cantidad y frecuencia de llamadas en 2023 utilizando técnicas de análisis descriptivo y visualización de datos, como histogramas y gráficos de líneas, para identificar tendencias y patrones temporales en la demanda de servicios de emergencia.

Clasificar los tipos de emergencias más comunes empleando técnicas de ciencia de datos como el K-modes clustering. Estas técnicas permiten agrupar emergencias similares y reducir la dimensionalidad de los datos para identificar las categorías más frecuentes y relevantes.

Identificar patrones y tendencias en diferentes periodos de tiempo utilizando modelos básicos de series temporales, como el modelo de suavización exponencial, Prophet o redes neuronales. Estas técnicas ayudan a detectar patrones estacionales y tendencias a lo largo del tiempo, facilitando la predicción de la demanda futura y la optimización de la asignación de recursos.

Planteamiento del Problema

En Bogotá, la línea 123 es fundamental para la atención de situaciones críticas que requieren una respuesta inmediata. Sin embargo, la eficiencia en la gestión de estas llamadas está comprometida debido a la gran cantidad de llamadas improcedentes y a la falta de una asignación óptima de recursos. En 2024, se registraron más de 5.2 millones de llamadas a la línea 123, de las cuales solo el 29% fueron consideradas emergencias reales que requerían atención inmediata (Alcandía de Bogotá, 2024). Esto implica que aproximadamente 3.7 millones de llamadas no correspondían a urgencias, lo cual sobrecarga significativamente el sistema y puede retrasar la atención de incidentes críticos.

Además, durante los primeros cuatro meses de 2023, el número de llamadas aumentó un 18% en comparación con el mismo período de 2022, alcanzando un total de 2.899.022 llamadas en comparación con las 2.454.899 del año anterior además este incremento, junto con el alto porcentaje de llamadas improcedentes, evidencia un problema de capacidad y eficiencia en la respuesta a emergencias. Los tipos de incidentes más reportados incluyen riñas (142,754 casos), ruido excesivo (94,896 casos), accidentes de tránsito (66,834 casos) y consumo de sustancias psicoactivas (24,788 casos) (Concejo de Bogotá, 2023).

Este contexto subraya la necesidad de un análisis detallado de los patrones de llamadas y de la implementación de técnicas avanzadas de análisis de datos para mejorar la planificación y la gestión de recursos. Por lo tanto, surge la pregunta de investigación: ¿Cómo pueden los datos históricos de las llamadas a la línea 123 en Bogotá ser utilizados para optimizar la asignación de recursos y mejorar los tiempos de respuesta, especialmente durante períodos de alta demanda y en tipos específicos de emergencias?

Marco Referencial

El análisis de llamadas de emergencias es una herramienta útil para mejorar la respuesta de los servicios de emergencia y optimizar la asignación de recursos. Este marco referencial se basa en estudios previos que han utilizado diversas metodologías para analizar datos de llamadas de emergencia, con el objetivo de extraer patrones, prever demandas y mejorar la gestión de incidentes.

El análisis de datos se usa en la predicción de la severidad de la emergencia del paciente "Los operadores de emergencias reciben llamadas de personas que solicitan servicios como bomberos, servicios médicos de emergencia y rescates a través del número de teléfono de emergencia. Sin embargo, entender todas las situaciones y determinar los servicios apropiados necesarios para responder es difícil en condiciones críticas de tiempo" (Kwon et al., 2021). Este estudio evidencia que, al utilizar tecnologías de aprendizaje automático, es posible asistir a los operadores del servicio de emergencias en la toma de decisiones críticas al identificar patrones en los registros de llamadas y predecir la severidad de las condiciones de los pacientes. Esto mejora la precisión en la respuesta y también optimiza la utilización de los recursos disponibles, garantizando una respuesta adecuada y oportuna para cada tipo de emergencia.

Como dice (Vera Institute of Justice, 2022) un análisis de datos de llamadas al 911 de nueve ciudades reveló que, en la mayoría de las ciudades, menos del 3% de las llamadas eran por situaciones que involucraban un crimen violento, lo que evidenció la necesidad de respuestas oportunas por parte de personas desarmadas y así obtener una reducción de dependencia de la policía. El estudio destaca que muchos de los incidentes que actualmente gestionan las fuerzas policiales podrían ser manejados por equipos de respuesta civil, especializados en salud mental, peleas entre vecinos y otras preocupaciones comunitarias, reduciendo así la carga sobre la policía

y mejorando la eficiencia del sistema de respuesta de emergencias. También las estadísticas nacionales del 911 en México (Gobierno de México, 2018) muestran que la mayoría de las llamadas se concentran en tipos de emergencias médicas y de seguridad, lo cual es crucial para entender las tendencias y planificar la asignación de recursos. "El estudio de los motivos de llamadas a los servicios médicos de emergencia en México identifica que las principales causas son accidentes vehiculares, lesiones traumáticas, y problemas cardíacos, lo cual resalta la importancia de una respuesta rápida y adecuada para estos incidentes (Sastrías et al., 2010). Este análisis estadístico permite identificar patrones recurrentes y áreas de alta demanda, ayudando a las autoridades a desplegar recursos de manera más efectiva y a implementar estrategias de prevención más robustas.

"El uso de modelos de predicción y planificación de recursos permite una gestión más eficiente y efectiva de los servicios de emergencia, mejorando la capacidad de respuesta ante incidentes" (Deshpande et al., 2019). Estos modelos ayudan a los gestores de emergencia a anticipar las necesidades futuras y a planificar la distribución de recursos de manera más estratégica. Similar a lo que dice (Kuiyu et al., 2015) el estudio de patrones temporales en llamadas médicas de emergencia resalta la importancia de comprender las tendencias para mejorar la respuesta y la asignación de recursos en servicios de emergencia. Al analizar los datos de llamadas a lo largo del tiempo, es posible identificar momentos de alta demanda y ajustar las operaciones para garantizar una respuesta adecuada y oportuna.

Los patrones temporales también fueron usados como previsores de la demanda, la evaluación de modelos de series temporales para la previsión de la demanda de emergencias demuestra que es posible predecir con cierta precisión los patrones de llamadas, lo que permite una mejor planificación y respuesta (Días et al., 2012), también en Ecuador se replicó esta

acción, "El estudio de las líneas de espera en el sistema de llamadas del ECU 911 en Quito utiliza modelos matemáticos para predecir la demanda y ajustar la capacidad operativa en función de los patrones históricos de llamadas" (Nicola, 2015). Estos modelos analizan datos históricos para identificar tendencias y fluctuaciones en las llamadas de emergencia, proporcionando una herramienta valiosa para anticipar picos de demanda y ajustar los recursos en consecuencia. También durante la crisis de la pandemia de COVID-19 se pudo hacer un análisis espaciotemporal de las llamadas de emergencia en la ciudad de Vaughan (Asgary et al., 2023) que mostró cambios significativos en los patrones de llamadas, influenciados por las medidas de salud pública. Estos cambios reflejan cómo las crisis sanitarias pueden alterar la demanda de servicios de emergencia y subrayan la necesidad de adaptar las estrategias de respuesta a las circunstancias emergentes.

"El estado del arte de los servicios de telecomunicaciones de emergencia en Colombia revela que las telecomunicaciones son fundamentales para la coordinación en situaciones de desastres, facilitando la alerta temprana y la transmisión de información crítica" (Sierra & Ramos, 2009). "El análisis del Sistema Nacional de Telecomunicaciones en Bogotá y Medellín destaca la importancia de la interoperabilidad entre diferentes servicios de emergencia para mejorar la eficacia y reducir los tiempos de respuesta" (Rico & Vivas, 2019). Además, como se dice en este mismo análisis la integración de tecnología avanzada y la mejora de la infraestructura de comunicación entre las agencias de emergencia permite una coordinación más efectiva, facilitando la gestión de incidentes complejos y mejorando la capacidad de respuesta ante situaciones críticas.

Los parámetros y métricas también son herramientas fundamentales en los estudios sobre llamadas de emergencia, ya que permiten entender cómo funcionan estos sistemas y cómo se

pueden mejorar. Modelos como ARIMA, Redes Neuronales basadas en Poisson y Regresión Lineal se utilizan para analizar datos históricos y predecir patrones futuros. Entre las métricas más comunes se encuentran el Error Absoluto Porcentual Medio (MAPE) y la Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE), que sirven para evaluar la precisión de las predicciones y ajustar los modelos para obtener mejores resultados. Además, variables como el tiempo promedio de respuesta, el tipo de incidente y la frecuencia de llamadas por categoría permiten identificar áreas de alta demanda y optimizar la distribución de recursos. Estas herramientas no solo ayudan a mejorar la atención en emergencias, sino que también hacen más eficiente el uso de los recursos disponibles.

Aunque estos análisis han contribuido a transformar los sistemas de emergencia, todavía enfrentan algunos desafíos. Por ejemplo, muchos modelos dependen de datos históricos que pueden no reflejar situaciones inesperadas, como desastres naturales o pandemias. Además, la calidad y cantidad de los datos disponibles varía entre regiones, lo que puede limitar la aplicabilidad de los modelos. Sin embargo, estas limitaciones también son una oportunidad para seguir innovando y crear sistemas más adaptables y efectivos. Con avances tecnológicos como la inteligencia artificial y los análisis espaciotemporales, es posible diseñar herramientas más flexibles que respondan mejor a las necesidades cambiantes. Esto permitirá construir sistemas de emergencia más preparados para enfrentar los desafíos del futuro y garantizar una atención rápida y adecuada a quienes más lo necesitan.

Metodología

Recopilación de Datos

Obtener datos de llamadas a la línea 123 durante el año 2023, disponibles a través de portales de datos abiertos del gobierno de Bogotá y otras fuentes públicas.

VARIABLES principales: fecha y hora de la llamada, tipo de emergencia, lugar, género, momento del día y gravedad de la emergencia.

Análisis Descriptivo

Uso de estadísticas descriptivas para resumir la información básica sobre las llamadas, incluyendo frecuencias y distribuciones.

Visualización de datos a través de gráficos de líneas, barras y diagramas de dispersión para identificar tendencias y patrones.

Categorizar Emergencias

Clasificación de las llamadas por tipo de emergencia (por ejemplo: médicas, policiales, incendios, etc.).

Análisis de la frecuencia y distribución de cada tipo de emergencia a lo largo del año.

Identificación de Patrones

Uso de técnicas de análisis de series temporales para identificar patrones estacionales o mensuales.

Comparación de los volúmenes de llamadas y tipos de emergencias entre diferentes períodos del año.

Desarrollo del Proyecto

Recopilación de Información

La recopilación de datos se realizó a partir de fuentes públicas, específicamente de la plataforma de datos abiertos de Bogotá (datosabiertos.bogota.gov.co), que publica mensualmente información relacionada con las llamadas a la línea de emergencias 123. Se recolectaron los datos correspondientes al año 2023, disponibles en formato CSV. Estos archivos fueron consolidados en un único archivo de Excel, donde se aplicó una conversión del texto a columnas. Posteriormente, se realizó una limpieza preliminar, eliminando columnas irrelevantes para el estudio y corrigiendo errores estructurales en la información.

Figura 1

Base de Datos Consolidada

1	NUMERO INCIDENTE	FECHA INICIO DESPLAZA	FECHA FIN DESPLAZA	CODIGO LOCALIDAD	LOCALIDAD	EDAD	GENERO	TIPO INCIDENTE	SEVERIDAD
2	CRU-00000905-23	2023/01/01		002	11 Salda	48 Años	FEMENINO	Caída de Altura	CRITICA
3	CRU-00000911-23	2023/01/01	0:25	7 Bosa	21 Años	FEMENINO	Herido	ALTA	
4	CRU-00000936-23	2023/01/01	1:06	11 Salda	0 SIN_DATO	SIN_DATO	Herido	BAJA	
5	CRU-00000943-23	2023/01/01	0:21	8 Kennedy	0 SIN_DATO	SIN_DATO	Herido	ALTA	
6	CRU-00000968-23	2023/01/01	0:50	1 Usaquén	0 SIN_DATO	SIN_DATO	Inconsciente / Pareo cardiopulmonario	BAJA	
7	CRU-00000969-23	2023/01/01	0:51	19 Ciudad Bolívar	0 SIN_DATO	SIN_DATO	Intoxico de Sodio	ALTA	
8	CRU-00000972-23	2023/01/01	0:40	8 Kennedy	0 SIN_DATO	SIN_DATO	Inconsciente / Pareo cardiopulmonario	CRITICA	
9	CRU-00000983-23	2023/01/01	1:15	18 Rafael Uribe Uribe	0 SIN_DATO	SIN_DATO	Herido	BAJA	
10	CRU-00000988-23	2023/01/01	0:54	5 Urmé	9 Años	MASCULINO	Caída de Altura	BAJA	
11	CRU-00000985-23	2023/01/01	1:06	19 Ciudad Bolívar	0 SIN_DATO	SIN_DATO	Evento Respiratorio	CRITICA	
12	CRU-00000911-23	2023/01/01	1:12	14 Los Mártires	49 Años	MASCULINO	Convulsión	ALTA	
13	CRU-00000914-23	2023/01/01	1:17	14 Los Mártires	0 SIN_DATO	SIN_DATO	Herido	ALTA	
14	CRU-00000914-23	2023/01/01	1:40	14 Los Mártires	46 Años	FEMENINO	Herido	ALTA	
15	CRU-00000919-23	2023/01/01	1:14	14 Los Mártires	0 SIN_DATO	SIN_DATO	Herido	CRITICA	
16	CRU-00000919-23	2023/01/01	1:28	14 Los Mártires	0 SIN_DATO	SIN_DATO	Herido	CRITICA	
17	CRU-00000920-23	2023/01/01	1:14	4 San Cristóbal	0 SIN_DATO	SIN_DATO	Evento Respiratorio	CRITICA	
18	CRU-00000920-23	2023/01/01	1:46	4 San Cristóbal	3 Años	FEMENINO	Evento Respiratorio	CRITICA	
19	CRU-00000923-23	2023/01/01	1:28	10 Engativá	48 Años	MASCULINO	Infarto	BAJA	
20	CRU-00000934-23	2023/01/01	1:45	11 Salda	71 Años	FEMENINO	Inconsciente / Pareo cardiopulmonario	CRITICA	
21	CRU-00000938-23	2023/01/01	1:20	5 Urmé	0 SIN_DATO	SIN_DATO	Inconsciente / Pareo cardiopulmonario	CRITICA	
22	CRU-00000937-23	2023/01/01	1:32	18 Rafael Uribe Uribe	0 SIN_DATO	SIN_DATO	Accidente Contorno Vascular	BAJA	
23	CRU-00000936-23	2023/01/01	1:15	8 Kennedy	18 Años	MASCULINO	Herido	ALTA	
24	CRU-00000910-23	2023/01/01	2:38	11 Salda	0 SIN_DATO	SIN_DATO	Herido	ALTA	
25	CRU-00000923-23	2023/01/01	2:04	16 Puente Aranda	15 Años	FEMENINO	Herido	ALTA	
26	CRU-00000923-23	2023/01/01	2:27	16 Puente Aranda	7 Años	FEMENINO	Herido	ALTA	
27	CRU-00000923-23	2023/01/01	2:30	16 Puente Aranda	6 Años	FEMENINO	Herido	ALTA	
28	CRU-00000923-23	2023/01/01	2:52	16 Puente Aranda	4 Años	MASCULINO	Herido	ALTA	
29	CRU-00000923-23	2023/01/01	2:52	16 Puente Aranda	10 Años	FEMENINO	Herido	ALTA	
30	CRU-00000923-23	2023/01/01	3:21	16 Puente Aranda	14 Años	FEMENINO	Herido	ALTA	
31	CRU-00000923-23	2023/01/01	2:09	9 Fontibón	0 SIN_DATO	SIN_DATO	Inconsciente / Pareo cardiopulmonario	CRITICA	
32	CRU-00000929-23	2023/01/01	2:12	11 Salda	0 SIN_DATO	SIN_DATO	Inconsciente / Pareo cardiopulmonario	CRITICA	
33	CRU-00000924-23	2023/01/01	2:14	5 Urmé	0 SIN_DATO	SIN_DATO	Herido	CRITICA	
34	CRU-00000924-23	2023/01/01	2:26	4 San Cristóbal	0 SIN_DATO	SIN_DATO	Herido	BAJA	
35	CRU-00000920-23	2023/01/01	2:43	11 Salda	0 SIN_DATO	SIN_DATO	Caída de Altura	CRITICA	
36	CRU-00000926-23	2023/01/01	2:25	19 Ciudad Bolívar	0 SIN_DATO	SIN_DATO	Herido	ALTA	
37	CRU-00000927-23	2023/01/01	2:32	5 Urmé	0 SIN_DATO	SIN_DATO	Caída de Altura	CRITICA	

Nota. Pantallazo tomado de la tabla generada en Excel con los datos sobre llamadas de urgencias en Bogotá, 2023.

Pre Procesamiento de Datos

Después del consolidado de la base de datos inicia el pre procesamiento de los datos por medio de Jupyter notebook haciendo uso de lenguaje Python donde realizamos las siguientes modificaciones en pro de obtener los datos necesarios para el análisis:

1. Verificación y eliminación de datos nulos y/o innecesarios: Allí realizamos procesos como identificación y eliminación de valores nulos, eliminamos las columnas “UNIDAD” y “NUMERO_INCIDENTE” debido a que no aportan información relevante para los análisis.
2. Corrección de errores y diferencias de escritura en los datos: Unificamos los valores de las columnas “TIPO_INCIDENTE”, “LOCALIDAD” y “GENERO” debido a que había abreviaciones revueltas con palabras completas como “F” y a la vez “FEMENINO” o que las palabras con tilde presentaban diferencias en la forma de la acentuación dejando así un solo tipo de escritura sin tildes ni caracteres extraños para cada tipo de incidente. Además, unificamos las columnas de fecha y hora del dataframe con el fin de darle un formato amigable con los comandos del lenguaje Python.

Figura 2

Muestra del Dataframe Después de la Limpieza de los Datos

```
df2.head() #Imprime las primeras 5 filas del dataframe
```

	FECHA_INICIO_DESPLAZAMIENTO_MOVIL_1	CODIGO_LOCALIDAD	LOCALIDAD	EDAD	GENERO	TIPO_INCIDENTE	PRIORIDAD_FINAL
0	2023-01-01 00:07:01	11	Suba	48.0	FEMENINO	Caida de Altura	CRITICA
1	2023-01-01 00:25:21	7	Bosa	21.0	FEMENINO	Hendido	ALTA
2	2023-01-01 01:00:21	11	Suba	0.0	SIN_DATO	Hendido	BAJA
3	2023-01-01 00:31:15	8	Kennedy	0.0	SIN_DATO	Hendido	ALTA
4	2023-01-01 00:52:32	1	Usaquén	0.0	SIN_DATO	Inconsciente / Paro cardiopulmonar	BAJA

Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

3. Creación de columnas categóricas: Se crean 5 categorías que agrupan todos los rangos de edad presentes en el dataframe de la columna “CATEGORIA_EDAD”, esto se hace con el fin de obtener una menor cantidad de etiquetas y permita un análisis más sencillo de la información. También con base en la columna “FECHA_INICIO_DESPLAZAMIENTO_MOVIL” creamos las columnas categóricas de “DIA_SEMANA”, “TRIMESTRE” y “HORA” que nos permitirán realizar análisis con base en el tiempo. Finalmente realizamos un mapeo por localidades de la ciudad donde se divide Bogotá en 5 zonas y se distribuyen las localidades en estas zonas para simplificar el análisis de los datos.

Figura 3

Dataframe con las Columnas Categóricas

LOCALIDAD	LOCALIDAD	EDAD	GENERO	TIPO_INCIDENTE	PRIORIDAD_FINAL	CATEGORIA_EDAD	PRIORIDAD_NUM	ZONA	DIA_SEMANA	TRIMESTRE	HORA	PERIOD
11	Suba	48.0	FEMENINO	Caida de Altura	CRITICA	adulto_mayor 45-60	4	Norte	6	1	0	Mad
7	Bosa	21.0	FEMENINO	Herido	ALTA	adulto 18-45	3	Occidente	6	1	0	Mad
5	Usme	9.0	MASCULINO	Caida de Altura	BAJA	infante 0-11	1	Oriente	6	1	0	Mad
14	Los Mártires	49.0	MASCULINO	Convulsion	ALTA	adulto_mayor 45-60	3	Centro	6	1	1	Mad
14	Los Mártires	46.0	FEMENINO	Herido	ALTA	adulto_mayor 45-60	3	Centro	6	1	1	Mad

Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

Análisis Descriptivo

Se seleccionan las modas de los datos.

Figura 4

Modas del Dataframe

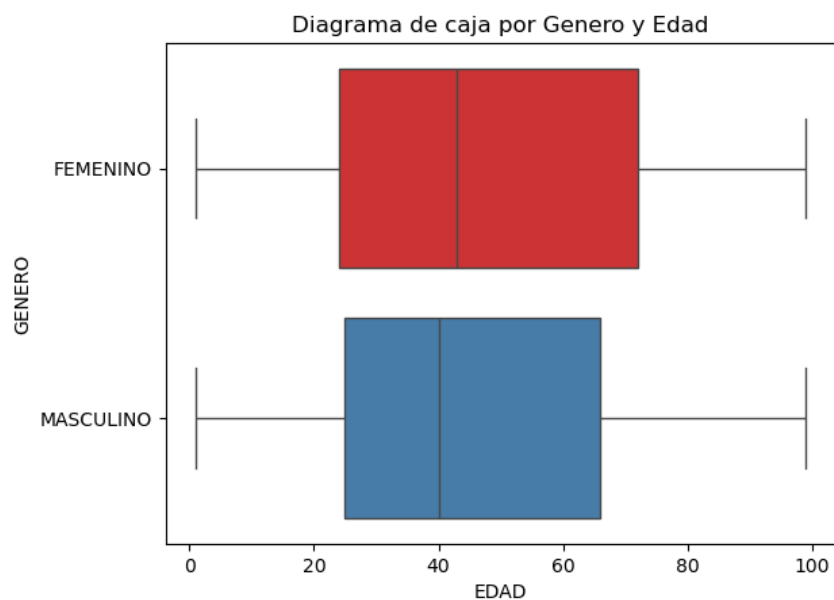
ZONA	CATEGORIA_EDAD	GENERO	PRIORIDAD_NUM	PERIODO_DIA	INCIDENTE
Norte	adulto 18-45	MASCULINO	3	Mañana	Neurologicos y Psiquiatricos

Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

Como podemos evidenciar en la Figura 4 los datos que están más presentes son la zona norte de la ciudad, la edad de entre 18 a 45 años, el género masculino, la prioridad alta (3) el momento del día de la mañana y los incidentes neurológicos y psiquiátricos.

Figura 5

Diagrama de Caja por Edad y Género



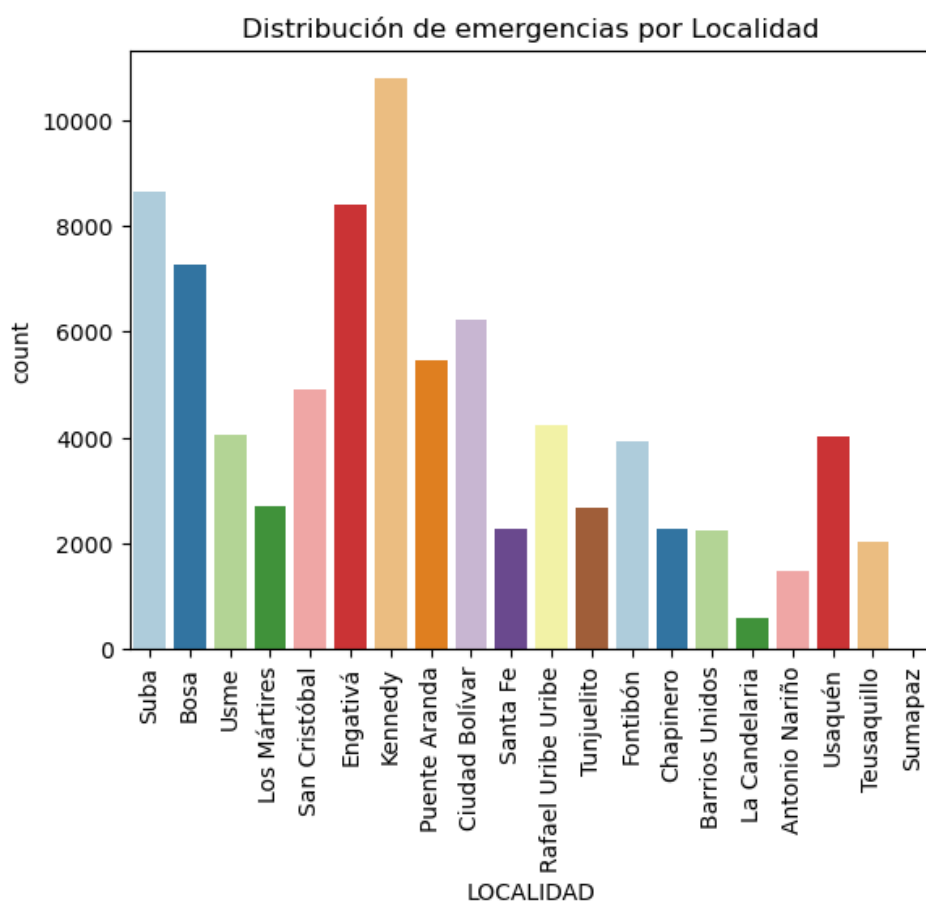
Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

En la Figura 5 de edad y genero podemos evidenciar la ausencia de valores atípicos y una concentración en los datos alrededor de los 40 años en el género masculino y un poco más de 40 años en el género femenino, ambos grupos con sesgo (positivo) hacia la derecha de la moda en donde ambos grupos comparten el primer cuartil cercano a los 25 años y mientras que el cuartil superior es cercano a los 65 años para hombres y cercano a los 70 años para mujeres, lo que nos sugiere mayor variabilidad en las edades de las mujeres que llaman a la línea 123.

Extraemos los datos por localidad.

Figura 6

Frecuencia de Emergencias por Localidad

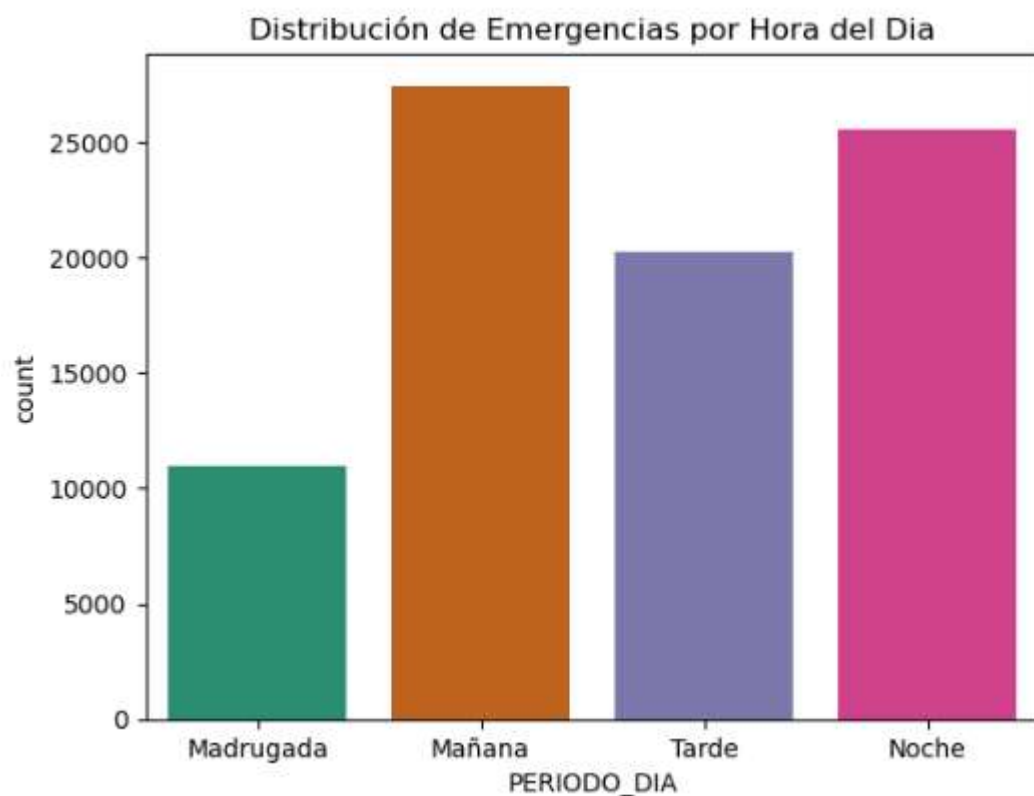


Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

Según la Figura 6 las localidades con mayor cantidad de emergencias son Kennedy, Engativá, Suba, Bosa, Ciudad Bolívar, Usaquén y Puente Aranda lo que evidencia una clara mayoría de emergencias en las zonas Norte y Occidente de la ciudad. Extraemos los datos de emergencias distribuidos durante el día.

Figura 7

Emergencias por Momento del Día



Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

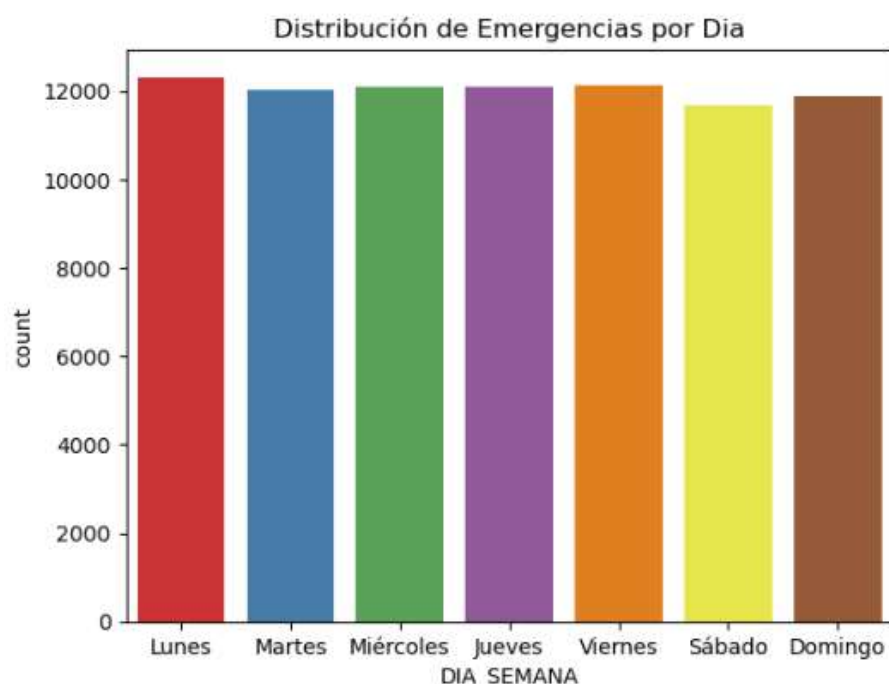
En la Figura 7 se evidencia mayor presencia de emergencias durante los horarios de la mañana (6am-12pm) y los de la noche (6pm-12am). La alta frecuencia de llamadas en la mañana y la noche puede reflejar los momentos del día donde las personas están más activas y, por tanto,

más propensas a experimentar o reportar emergencias mientras que la madrugada, siendo un periodo de descanso, tiene naturalmente menos emergencias, pero sigue habiendo un número significativo que podría estar relacionado con situaciones críticas como accidentes nocturnos o emergencias de salud.

Extraemos los datos por día de la semana.

Figura 8

Emergencias por Día de la Semana



Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

Los datos de la Figura 8 no presentan una categoría claramente dominante ya que, aunque el día lunes presenta más frecuencia de llamadas que los demás días sus frecuencias son muy cercanas, podría decirse que en general, la distribución de emergencias parece ser bastante estable durante la semana, con pequeñas variaciones entre los días.

El día lunes presenta el mayor número de llamadas de emergencia, con más de 12,000 reportes, lo que sugiere que el inicio de la semana laboral podría ser un periodo de mayor incidencia de emergencias.

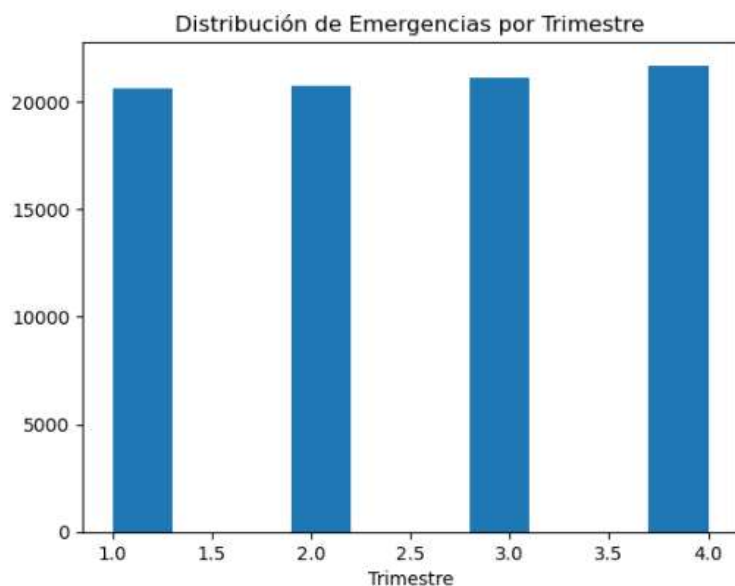
Los días martes a viernes muestran una distribución muy similar en cuanto al número de emergencias, con valores que rondan entre los 11,500 y 12,000 llamadas. Esto indica una actividad relativamente constante en los días laborales.

Finalmente, los días sábado y Domingo tienen un número ligeramente menor de emergencias comparado con los días laborales, pero la diferencia no es tan significativa. Esto podría reflejar que, aunque hay menos actividad en estos días, las emergencias siguen siendo comunes durante el fin de semana.

Extraemos los datos de las llamadas distribuidos por trimestre del año.

Figura 9

Frecuencia de Llamadas por Trimestre



Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

Los cuatro trimestres del año de la Figura 9 muestran una cantidad de emergencias muy similar, con cada uno alcanzando un valor cercano a las 20,000 llamadas de emergencia además no parece haber una variación significativa en la cantidad de emergencias entre los diferentes trimestres, lo que sugiere que las emergencias ocurren de manera bastante constante a lo largo del año.

Se evidencia una tendencia creciente en los datos conforme se acerca fin de año, lo que indica que las fechas de Halloween y Navidad podrían incrementar los casos de emergencias reportados en la línea 123.

Modelo de Clúster con K-Modes

Se selecciona el algoritmo k-modes (similar a algoritmo k-means) para la creación del modelo de agrupamiento (clúster) debido a su utilidad cuando los datos se presentan de manera categórica lo que es el caso con los datos de las llamadas de emergencias.

"El algoritmo K-modes funciona de manera muy similar a K-means, pero, en lugar de usar la media para calcular el centroide, utiliza la moda. En otras palabras, los clústeres se definirán en función del número de categorías coincidentes entre los puntos de datos, lo que significa usar la frecuencia más alta para formar los clústeres" (Llop, 2019).

Creamos un nuevo dataframe con los datos categóricos que usaremos para el modelo.

Figura 10

Dataframe de Datos Categóricos

	ZONA	CATEGORIA_EDAD	GENERO	PRIORIDAD_NUM	PERIODO_DIA	INCIDENTE
0	Norte	adulto_mayor 45-60	FEMENINO	4	Madrugada	Traumaticos y Fisicos
1	Occidente	adulto 18-45	FEMENINO	3	Madrugada	Traumaticos y Fisicos
8	Oriente	infante 0-11	MASCULINO	1	Madrugada	Traumaticos y Fisicos
10	Centro	adulto_mayor 45-60	MASCULINO	3	Madrugada	Neurologicos y Psiquiatricos
12	Centro	adulto_mayor 45-60	FEMENINO	3	Madrugada	Traumaticos y Fisicos

Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

La columna ZONA agrupa los datos de las localidades de la ciudad en 5 zonas, la columna CATEGORIA_EDAD agrupa los datos de edad en 6 rangos, la columna PRIORIDAD_NUM representa los datos de prioridad así: 1 baja, 2 media, 3 alta y 4 critica, la columna INCIDENTE presenta los tipos de incidentes agrupados en 4 tipos.

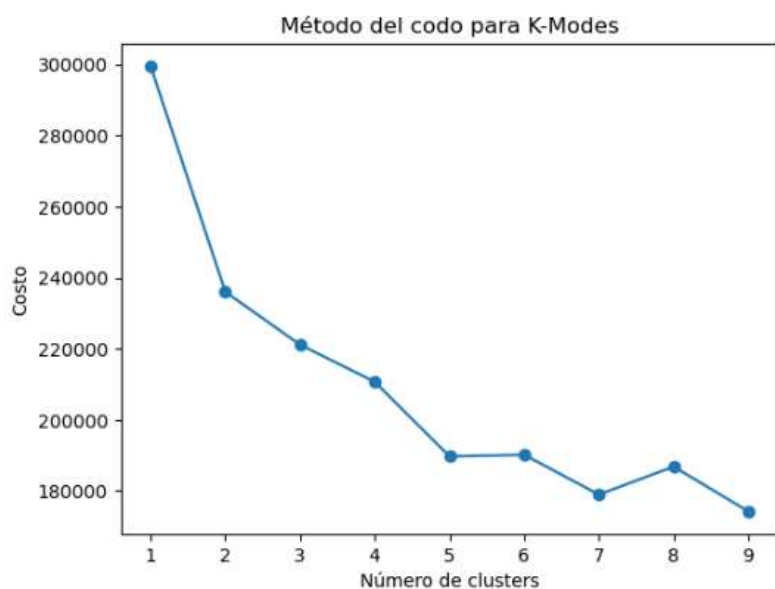
"Tanto K-means como K-modes tienen la desventaja de que requieren como entrada el número final de clústeres en los que queremos dividir los puntos. Dado que estamos trabajando

con aprendizaje no supervisado y no hay información previa, a priori no sabemos el número más adecuado de subgrupos. El proceso para encontrar el número óptimo se llama Método del Codo (Elbow Method) y funciona mediante el cálculo de la función de costo" (Llop, 2019).

Creamos un ciclo for donde se harán iteraciones desde 1 hasta 10 clúster calculando el costo para así definir el número óptimo de clúster para el modelo K-Modes posteriormente los graficamos y al determinar en qué momento la curva deja de tener una pendiente tan pronunciada a la vez que tiene un menor costo y un número razonable de clúster.

Figura 11

Método del Codo



Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

Como se evidencia en la Figura 11 la mayor disminución en el costo a la vez que se disminuye la pendiente de la curva es cuando tenemos 5 clúster por lo que definimos este valor como nuestro K para el algoritmo K-modes.

Ya definido K procedemos a inicializar y ajustar el modelo K-modes con los argumentos necesarios para que permita su reproducción y obtener los mismos resultados.

Figura 12

Código de Creación y Ajuste del K-Modes

```
# Inicializar y ajustar el modelo K-modes
k1 = 5 # Número de clusters (ajusta según sea necesario)
km1 = KModes(n_clusters=k1, init='Huang', n_init=1, verbose=1, random_state=8)
# Ajustar el modelo
clusters1 = km1.fit_predict(df_kmodes)
```

Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

Posteriormente agregamos los clústeres resultantes al dataframe original y verificamos la frecuencia de cada clúster como se muestra en la Figura 13.

Figura 13

Frecuencia de los Clúster

```
df_kmodes['Cluster1'].value_counts()

Cluster1
0      25818
1      24828
2      12855
3      10362
4      10331
Name: count, dtype: int64
```

Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

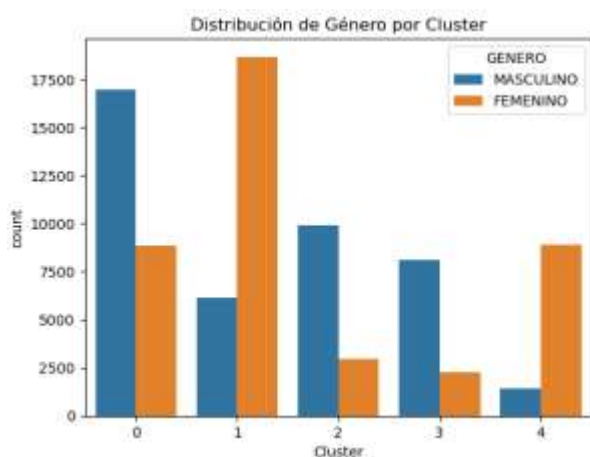
Figura 14*Dataframe con los Clúster*

	ZONA	CATEGORIA_EDAD	GENERO	PRIORIDAD_NUM	PERIODO_DIA	INCIDENTE	Cluster1
0	Norte	adulto_mayor 45-60	FEMENINO	4	Madrugada	Traumaticos y Fisicos	4
1	Occidente	adulto 18-45	FEMENINO	3	Madrugada	Traumaticos y Fisicos	3
8	Oriente	infante 0-11	MASCULINO	1	Madrugada	Traumaticos y Fisicos	3
10	Centro	adulto_mayor 45-60	MASCULINO	3	Madrugada	Neurologicos y Psiquiatricos	0
12	Centro	adulto_mayor 45-60	FEMENINO	3	Madrugada	Traumaticos y Fisicos	4

Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

Análisis Visual de Clúster

Después de anexar la columna de clúster al dataframe procedemos a verificar la distribución de la información de las llamadas con base en los clústeres creados por el algoritmo K-modes para ver en detalle las características de los grupos.

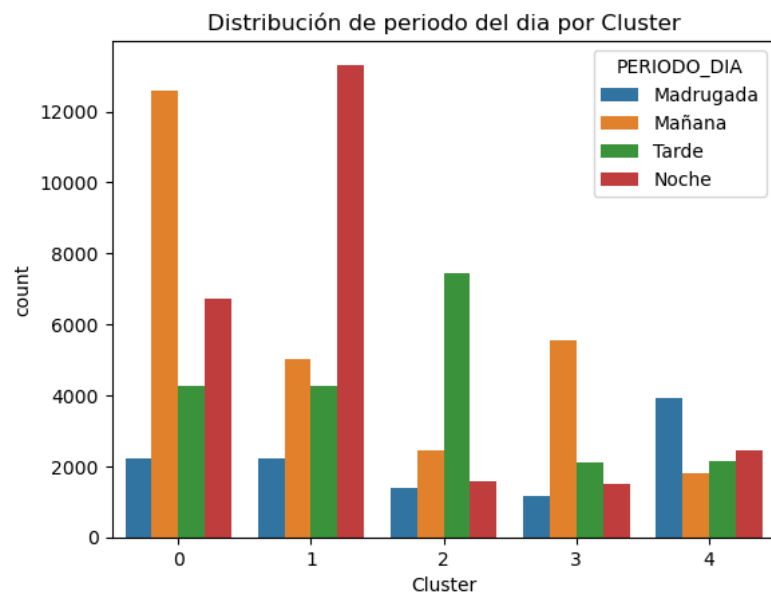
Figura 15*Distribución de Clúster por Género*

Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

Iniciamos con los datos distribuidos por género de la Figura 15 donde se evidencia un claro dominio del género femenino en los clústeres 1 y 4 mientras que en los clústeres 0, 2 y 3 es mayor la presencia del género masculino.

Figura 16

Distribución de Clúster por Periodo del Día



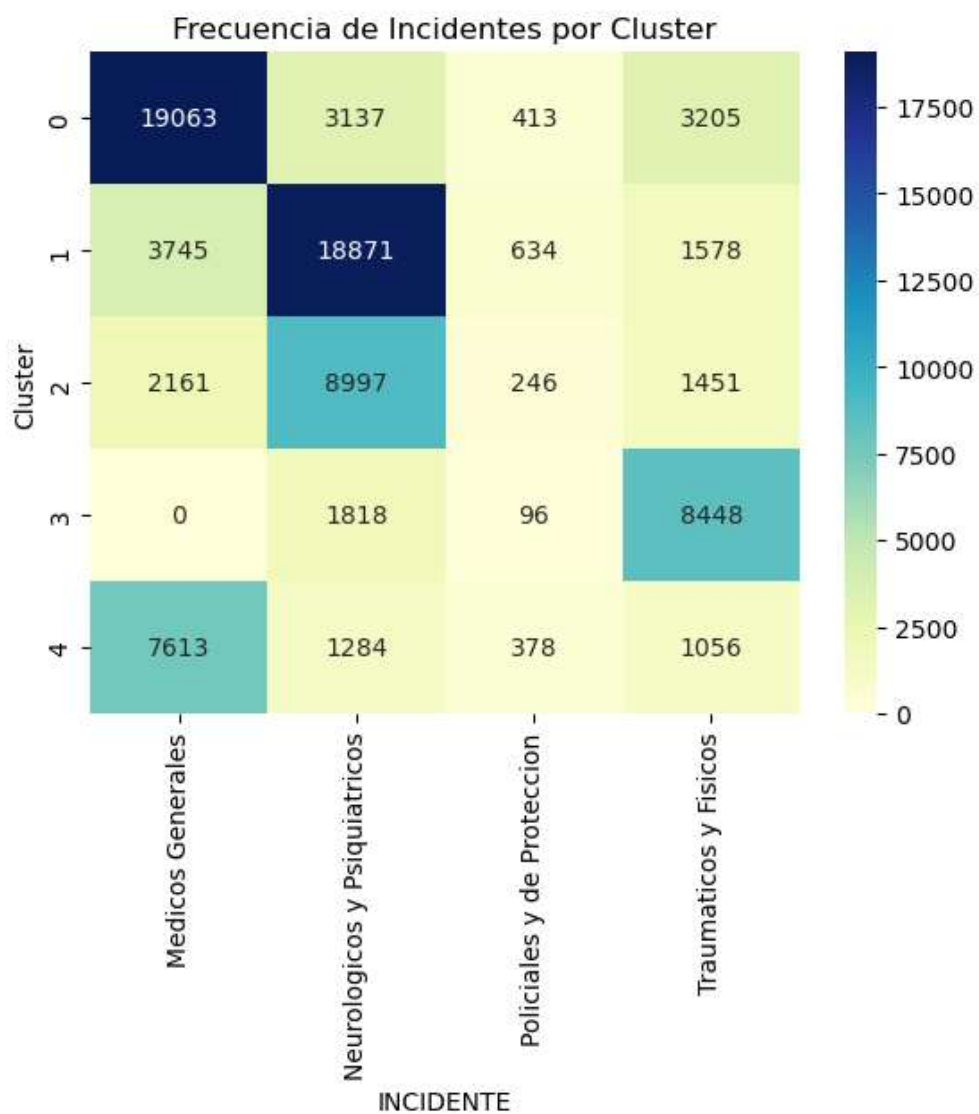
Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

Continuamos con la Figura 16 distribución de clústeres por periodo del día en que se evidencia que el clúster 4 tiene un comportamiento equilibrado con un leve dominio del horario de madrugada mientras que los clústeres 2 y 3 presentan un dominio más marcado de las franjas de la tarde y la mañana respectivamente, finalmente los clústeres que presentan las categorías más claramente dominantes son el 0 y 1 en las franjas de mañana y noche respectivamente.

Adicionalmente podemos ver que tanto el clúster 0 como el 3 tiene la misma franja dominante (mañana) lo que indica que estos 2 clúster tiene un comportamiento similar en este apartado y se pueden analizar en conjunto.

Figura 17

Tabla de Frecuencias de Clúster por Incidente



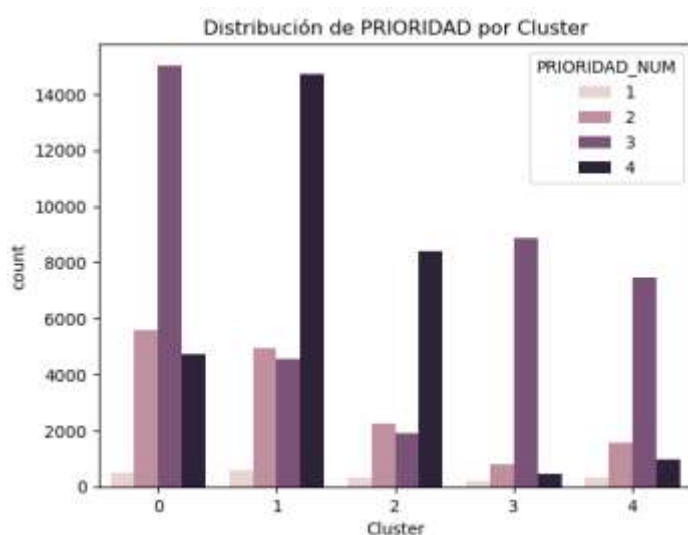
Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

Posteriormente creamos la matriz de frecuencias de la Figura 17 que cruza los datos de los clúster por cada uno de los grupos de incidentes que tenemos donde podemos evidenciar que los incidentes que más se presentan son los médicos generales y los neurológicos y psiquiátricos y desde el punto de vista de los clúster vemos que el clúster 0 es el que tiene la mayor frecuencia de incidentes médicos generales, el clúster 1 es el que tiene la mayor frecuencia de incidentes neurológicos y psiquiátricos, el clúster 3 es el que tiene la mayor frecuencia de incidentes traumáticos y físicos y el clúster 1 es el que tiene la mayor frecuencia de incidentes policiales y de protección.

Adicionalmente vemos que los clústeres 1 y 2 tiene especial presencia de los incidentes neurológicos mientras que el clúster 0 y 4 tienen mayor presencia de incidentes médicos generales y el clúster 3 de incidentes traumáticos y físicos, información que usaremos más adelante para analizar por grupos los incidentes.

Figura 18

Distribución de Clúster por Prioridad

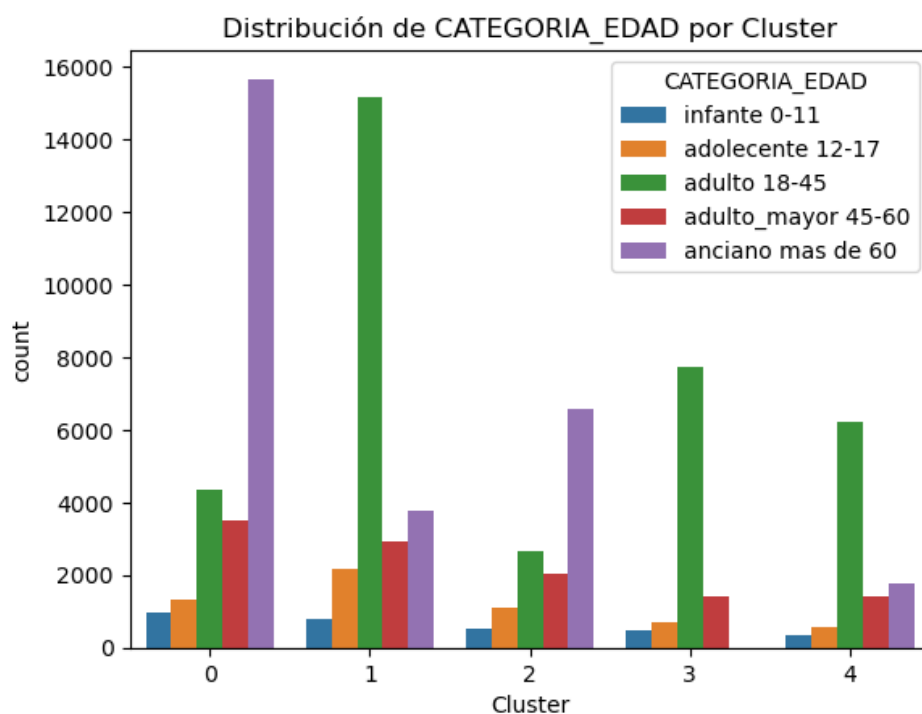


Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

Graficamos los clústeres y su distribución con base en la prioridad de los incidentes, en la Figura 18 se evidencia un claro dominio de los incidentes críticos (nivel 4) en los clústeres 1 y 2 mientras que los clústeres 0, 3 y 4 tienen mayor presencia de los incidentes de prioridad alta (nivel 3), esto indica que en general las emergencias reportadas en la línea 123 suelen tener una prioridad elevada y por lo tanto requieren de acciones óptimas de atención.

Figura 19

Distribución de Rango de Edad por Clúster



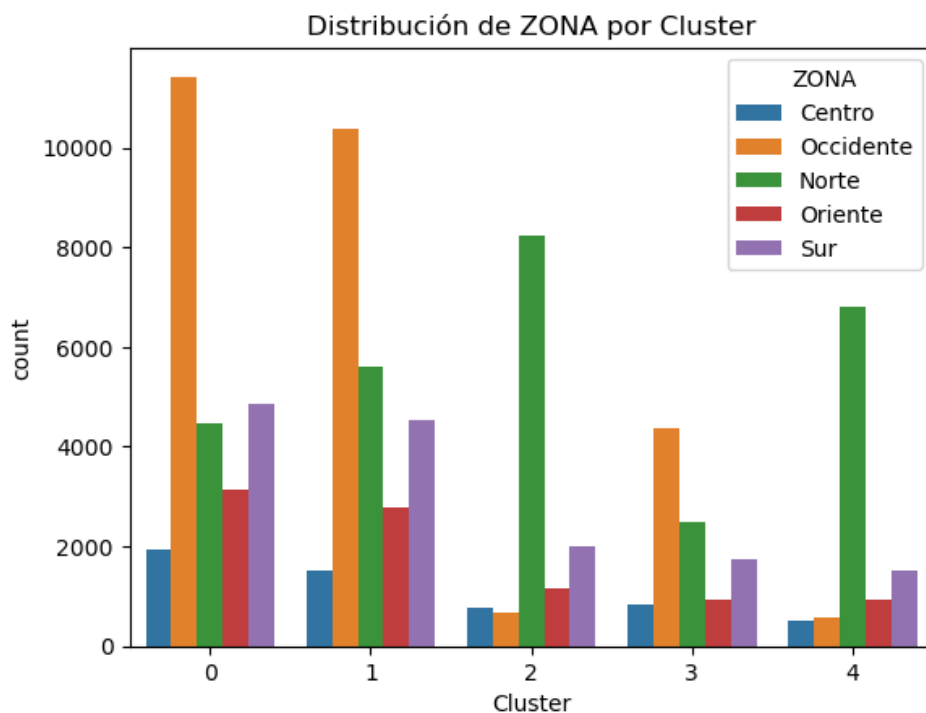
Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

Graficamos los clústeres con su distribución por el rango de edad y en la Figura 19 evidenciamos que la categoría que está más presente es la de adultos entre 18 y 45 años en los clústeres 1, 3 y 4 mientras que los clústeres 0 y 2 tienen mayor presencia de llamadas de

ancianos mayores de 60 años. Además, las categorías que menos presencia tienen son la de infantes entre 0 y 11 años y adolescentes entre 12 y 17 años lo que indica que no son categorías determinantes en los patrones de agrupación.

Figura 20

Distribución de Zonas de la Ciudad en los Clúster



Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

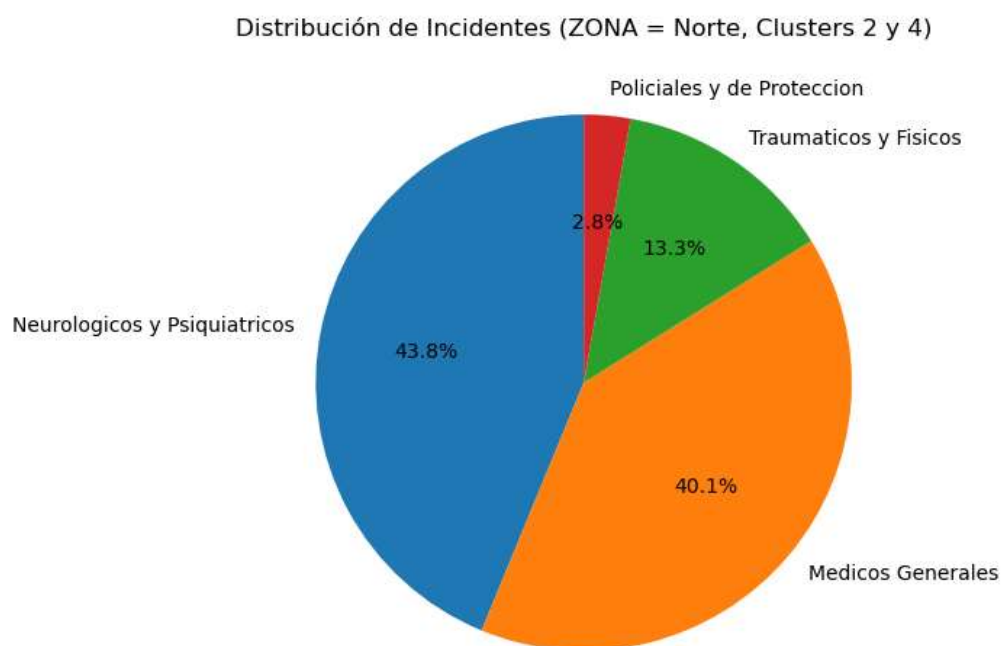
En la Figura 20 de clúster por zona de la ciudad evidenciamos que los clústeres 0, 1 y 3 tienen una mayor presencia de en la zona occidente de la ciudad mientras que los clústeres 2 y 4 tiene mayor presencia en la zona norte. También se evidencia que las zonas centro y oriente son las que menos presencia tiene en los clústeres por lo que no son decisivas en los patrones de agrupación de los datos geográficos.

Acercamiento Agrupado por Zona y Momento del Día

Posterior a la revisión visual de los clústeres creados con el K-modes en el cual podemos identificar ciertas concentraciones en los grupos como por ejemplos dominio de ciertas zonas de la ciudad, niveles de prioridad de los incidentes hasta los tipos de incidentes más representativos, haremos un acercamiento y desglose de los clústeres que tienen características en común analizando patrones y categorías dominantes.

Figura 21

Gráfico de Pie por Incidente Clústeres 2 y 4 Zona Norte



Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

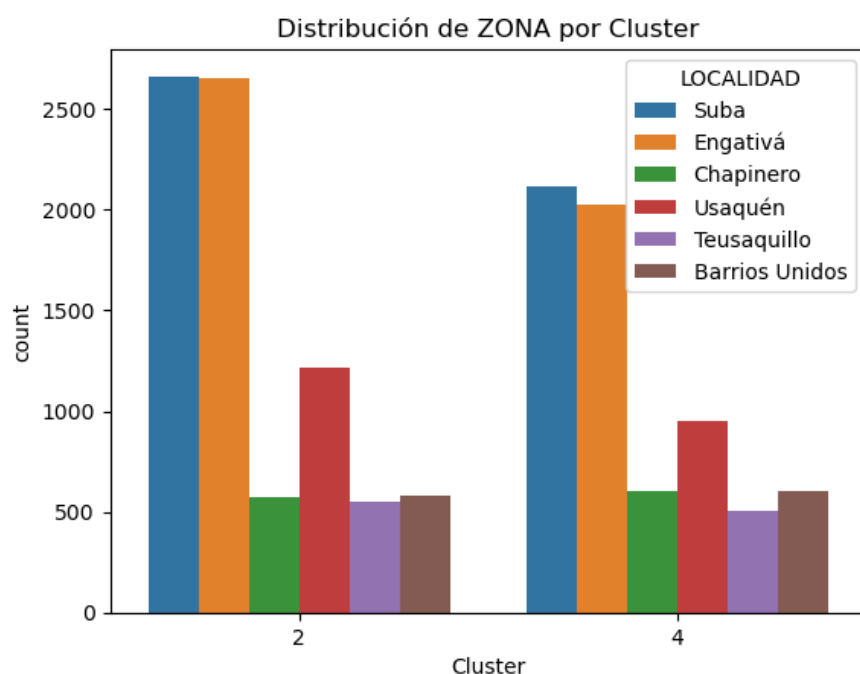
En la Figura 21 evidenciamos una clara concentración en los incidentes de tipo médico general y neurológicos y psiquiátricos. Si contrastamos esta información con los datos que tenemos de la Figura 19 y la Figura 20 llegaremos a la conclusión de que es muy probable que

cuando hayan llamadas en la zona norte de personas entre 18 a 45 años sea para emergencias de tipo médico general y si son llamadas de ancianos de más de 60 años lo más seguro es que sean incidentes de tipo neurológicos y psiquiátricos.

Ahora si vamos más allá podríamos detallar que localidades de la zona norte y en que horarios del día tendrán estas emergencias para los clústeres 2 y 4.

Figura 22

Frecuencia de Llamadas Localidades Zona Norte por Clúster



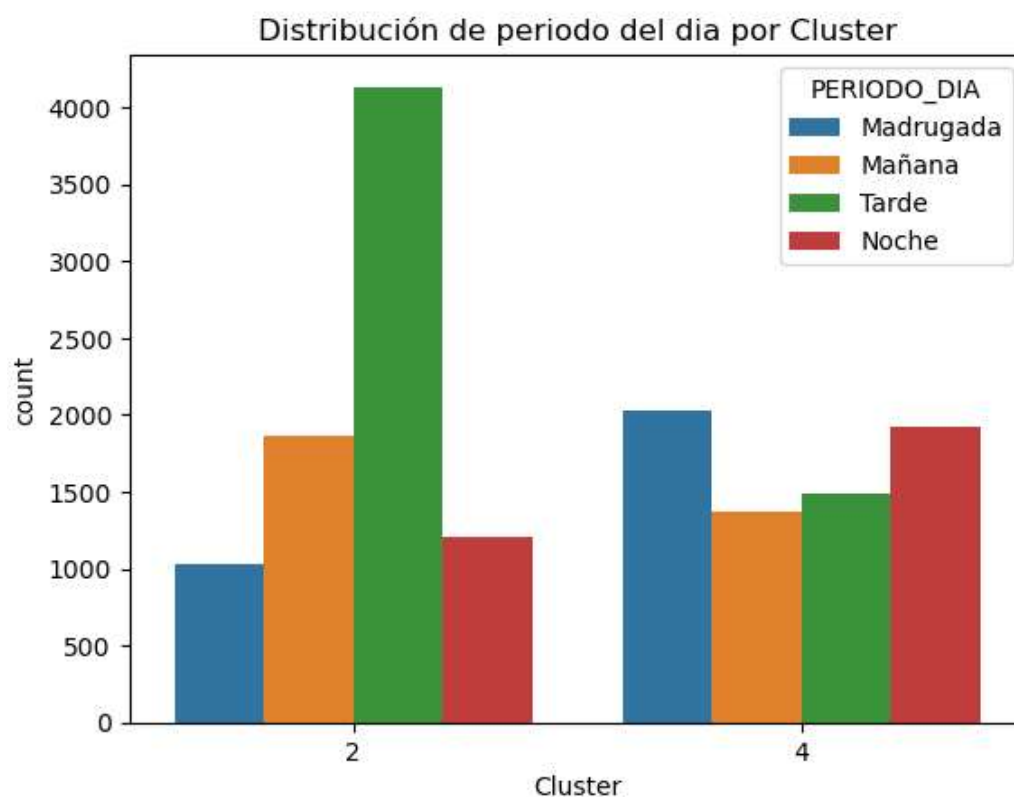
Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

Como se evidencia en la Figura 22 en ambos grupos las localidades dominantes son Suba y Engativá, y en menor medida Usaquén, además las 2 graficas tienen casi el mismo comportamiento por lo que la edad y el género son factores determinantes de manera moderada en la frecuencia y finalmente señalar que se presenta mayor frecuencia en el clúster 2 lo que

indica que habrá mayor presencia de incidentes neurológicos y psiquiátricos en personas mayores de 60 años que incidentes médicos generales en adultos entre 18 y 45 años a futuro.

Figura 23

Frecuencia de Llamadas por Momento del Día en Clústeres 2 y 4



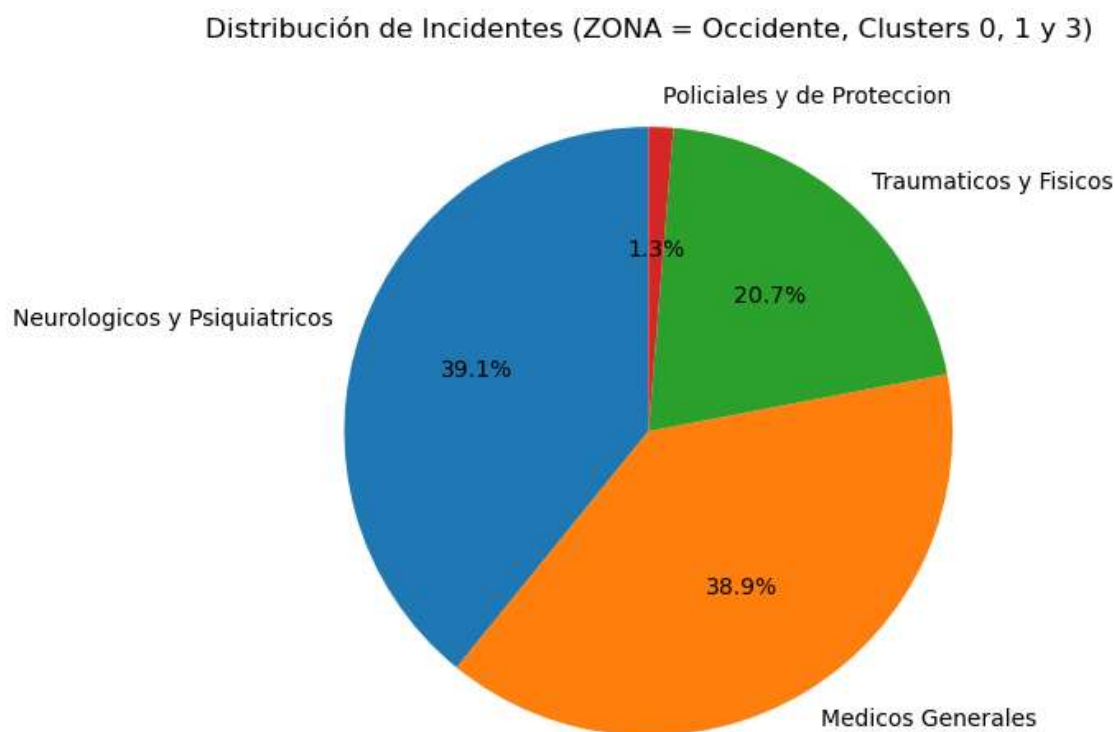
Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

En la Figura 23 observamos que el clúster 4 tiene un comportamiento relativamente equilibrado con un poco más de presencia de las horas de la madrugada y la noche mientras que el clúster 2 tiene mayor dominio del horario de la tarde donde seguramente se presentarán más casos neurológicos y psiquiátricos de ancianos mayores de 60 años.

Ahora haremos el mismo análisis a los clústeres restantes (0, 1 y 3) por zona que tenían mayor presencia de la zona occidente de la ciudad como se evidencia en la Figura 20.

Figura 24

Gráfica de Pie por Incidente Clústeres 0, 1 y 3 Zona Occidente

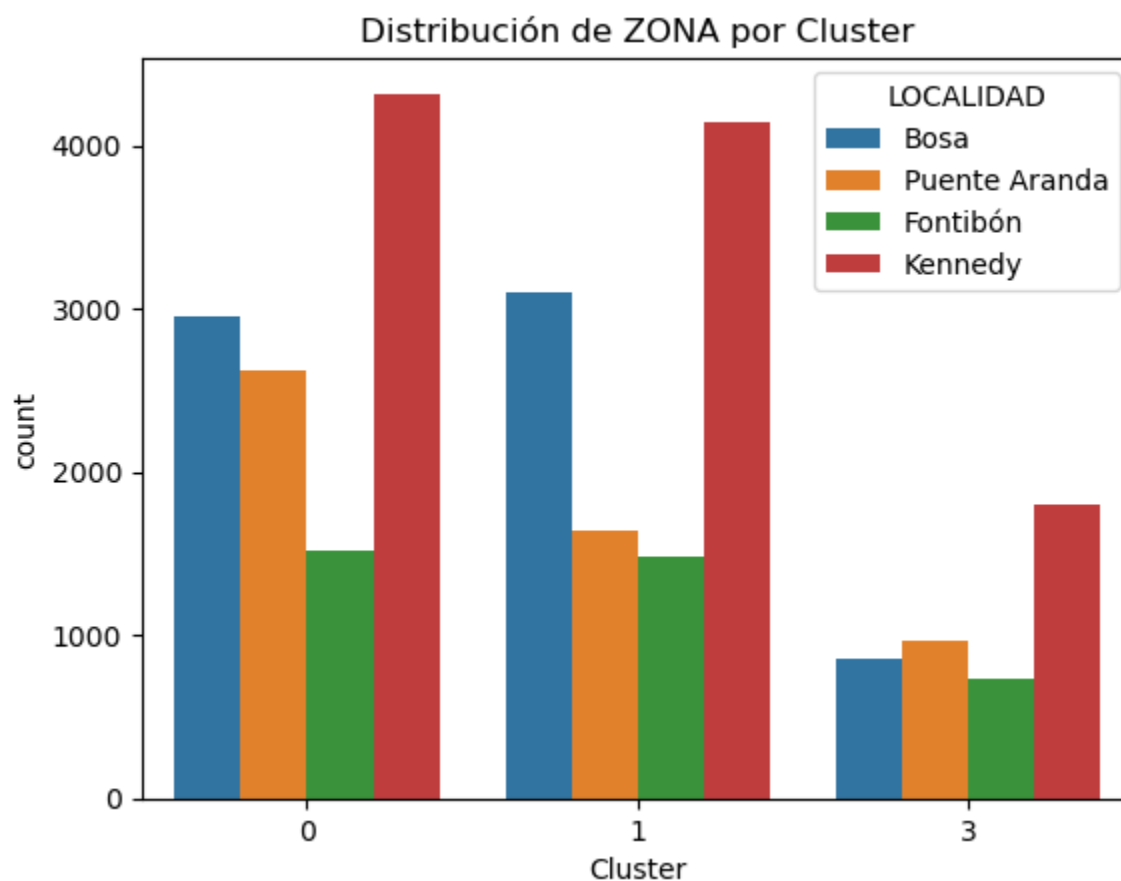


Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

En este agrupamiento contrastado con los datos de la Figura 19 se evidencia mayor presencia de los incidentes de tipo médicos generales, neurológicos y psiquiátricos y los traumáticos y físicos en personas con edades entre los 18 y 45 años, además de médicos generales y neurológicos y psiquiátricos en ancianos de más de 60 años.

Figura 25

Frecuencia de Llamadas Localidades Zona Occidente por Clúster

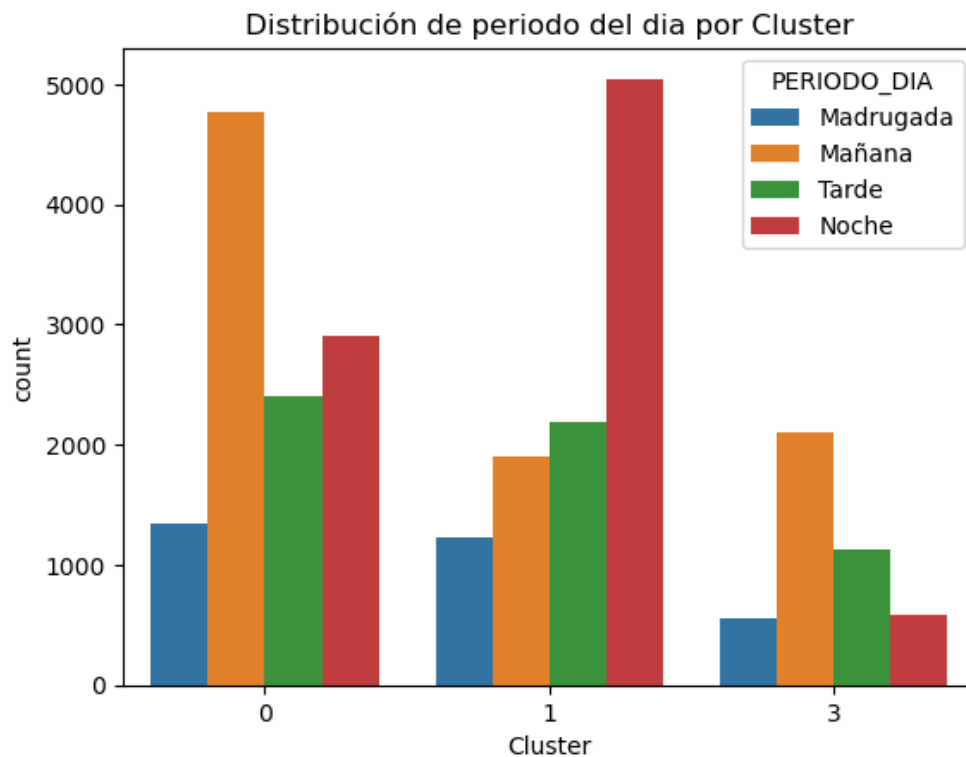


Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

La Figura 25 muestra que la localidad de Kennedy es la más presente en los 3 clústeres, aunque el clúster numero 3 presenta un menor volumen de llamadas, además los clústeres 0 y 1 tienen también bastante presencia de la localidad de Bosa y el clúster 0 de Puente Aranda, localidades en las que valdría la pena concentrar esfuerzos en el manejo de incidentes, adicionalmente la localidad de Fontibón suele ser la menos problemática.

Figura 26

Frecuencia de Llamadas por Momento del Día en Clústeres 0, 1 y 3



Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

Según los clústeres de la zona occidental en la Figura 26 se presenta mayor volumen de llamadas en la mañana de los clústeres 0 y 3 y en la noche en el clúster 2, además los horarios de la madrugada suelen ser los que menos incidentes presentan seguramente por ser el horario de descanso de la mayoría de personas.

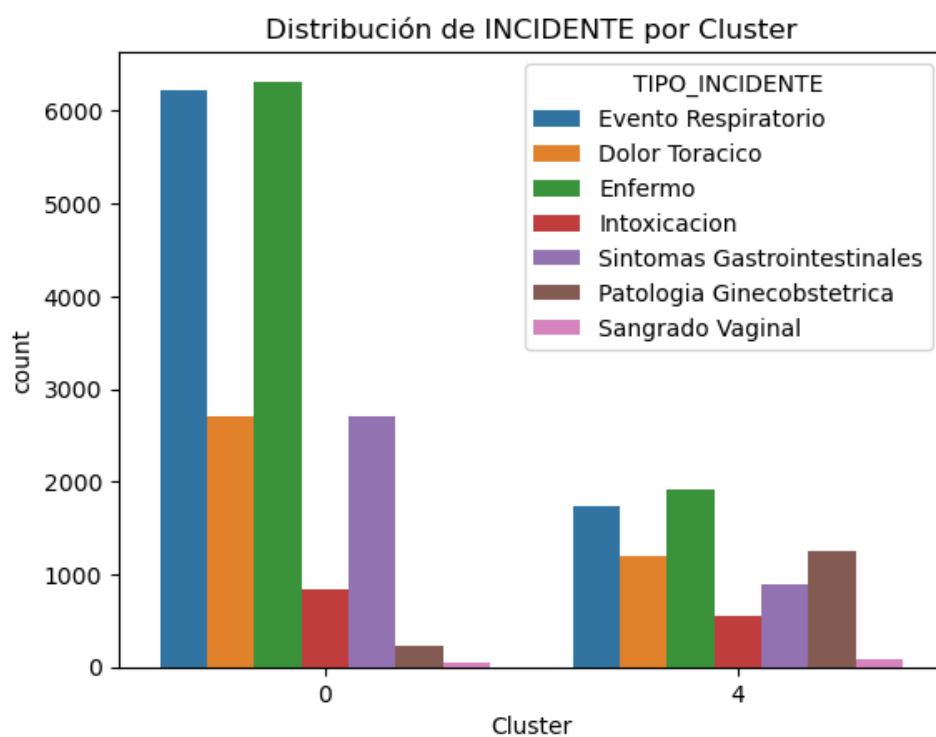
Vista en conjunto podemos concluir que en la zona occidental de la ciudad lo que más suele ocurrir son incidentes en las localidades de Kennedy y Bosa principalmente en horarios de la mañana y la noche, pero sin olvidar que zonas como Fontibón y el horario de la tarde también tiene una presencia moderada en los datos.

Acercamiento Agrupado por Tipo de Incidente y Prioridad

Realizamos un acercamiento por los tipos de incidentes con base en la Figura 17 y tendremos que hacer la división de los grupos por su categoría más dominante así: Los clústeres 0 y 4 están más relacionados con incidentes médicos generales, los clústeres 1 y 2 con incidentes neurológicos y psiquiátricos y por último el clúster 3 con incidentes traumáticos y físicos.

Figura 27

Frecuencias por Tipo de Incidente en Clústeres 0 y 4



Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

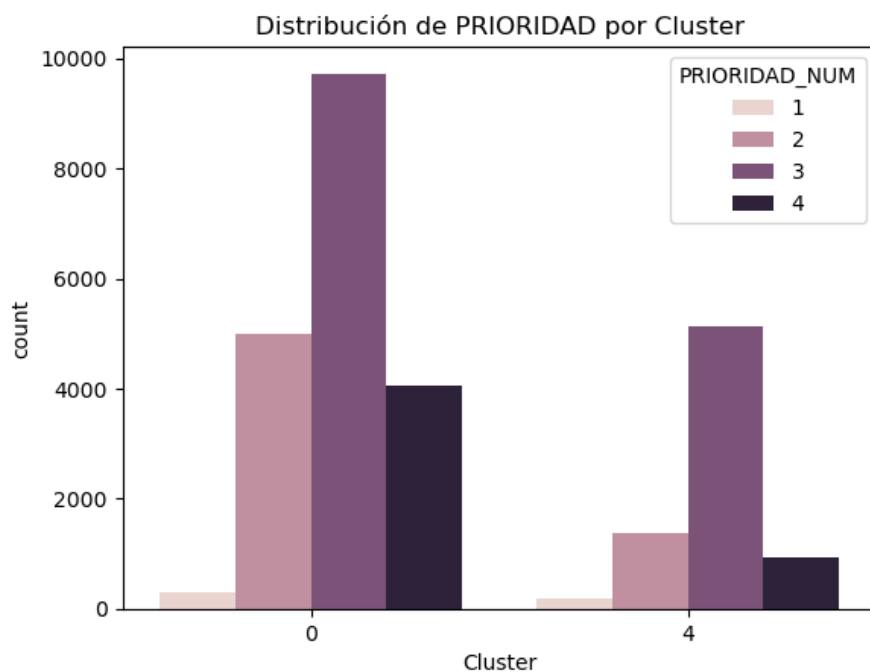
En la Figura 27 evidenciamos una fuerte presencia de los incidentes relacionados con enfermedad y eventos respiratorios en el clúster 0 mientras que el clúster 4 presenta un comportamiento equilibrado con una leve superioridad de los eventos respiratorios y de

enfermedad. Ahora si unimos esta información con lo obtenido en los análisis por ubicación y momento del día concluimos que seguramente estos eventos se presentaran en las localidades de Kennedy y Bosa en horarios de mañana o la noche para el clúster 0 y en Suba y Engativá en horarios de la madrugada y la noche para el clúster 4.

También podemos observar que el sangrado vaginal es la emergencia médica general menos presente pero que solo afecta al género femenino, además los síntomas gastrointestinales y el dolor torácico tiene una presencia moderada en las frecuencias es decir que no son la categoría dominante pero igual hacen un aporte significativo a la cantidad de incidentes.

Figura 28

Frecuencias por Prioridad en Clústeres 0 y 4



Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

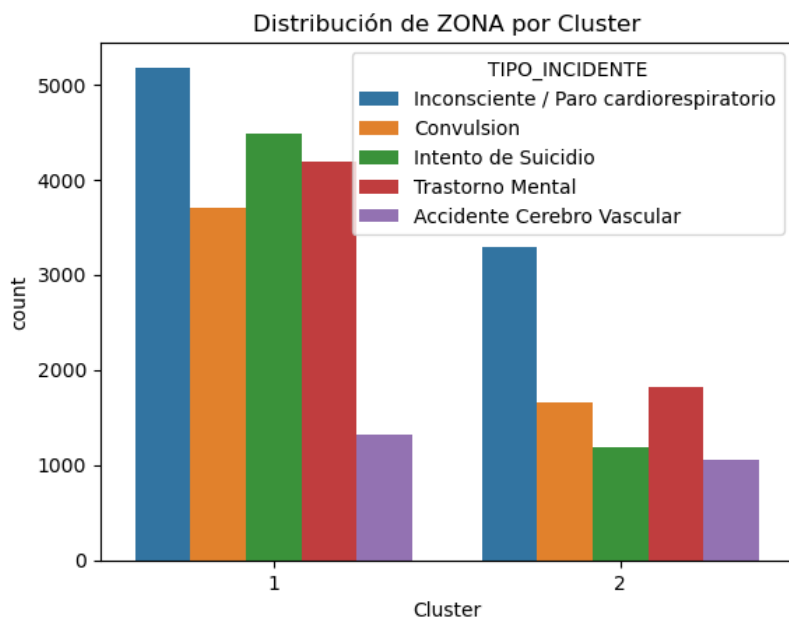
Según la Figura 28 se presenta un dominio claro de la prioridad alta (3) en ambos clústeres, aunque en el clúster 0 también hay una presencia moderada de las categorías media (2) y crítica (4), lo que nos indican que en general las emergencias en su mayoría son de una gravedad alta-crítica especialmente en el clúster 0.

Uniendo esas observaciones con las realizadas anteriormente determinamos que las emergencias suelen ser en su mayoría de tipo evento respiratorio y enfermedad, de prioridad alta, en los horarios de la mañana y en las localidades de Bosa y Kennedy para el clúster 0 y principalmente de eventos respiratorios, enfermedad y dolor torácico, de prioridad alta, en horarios madrugada y noche, en las localidades de Suba y Engativá para el clúster 4.

Ahora agrupamos los que tienen mayor presencia de incidentes neurológicos y psiquiátricos, es decir los clústeres 1 y 2.

Figura 29

Frecuencias por Tipo de Incidente en Clústeres 1 y 2

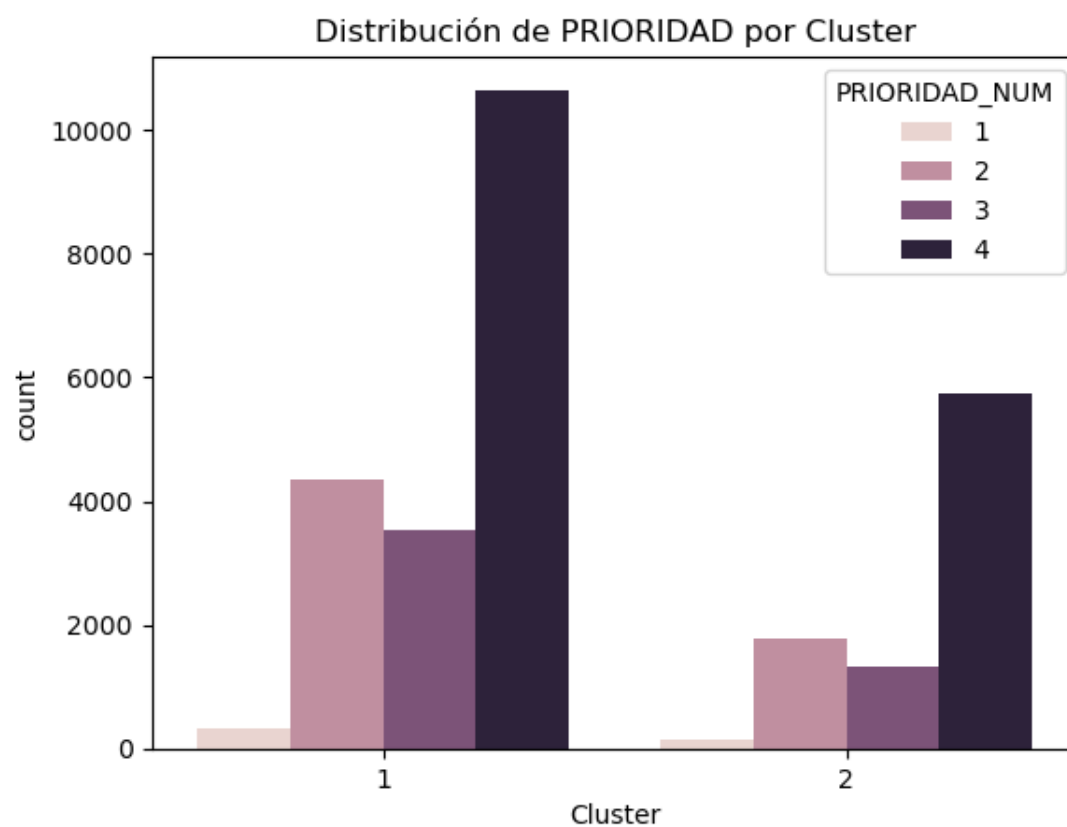


Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

Las frecuencias de la Figura 29 indican una mayor cantidad de emergencias de tipo paro cardiorrespiratorio o persona inconsciente, intento de suicidio y trastorno mental en el clúster 1 y en el clúster 2 vemos mayor presencia de incidentes de persona inconsciente o paro cardiorrespiratorio y el resto de incidentes se presentan en menor medida y equilibrados con un leve dominio de trastornos mentales. En ambos grupos también el incidente que menos se presenta son los accidentes cerebro vasculares.

Figura 30

Frecuencias por Prioridad en Clústeres 1 y 2



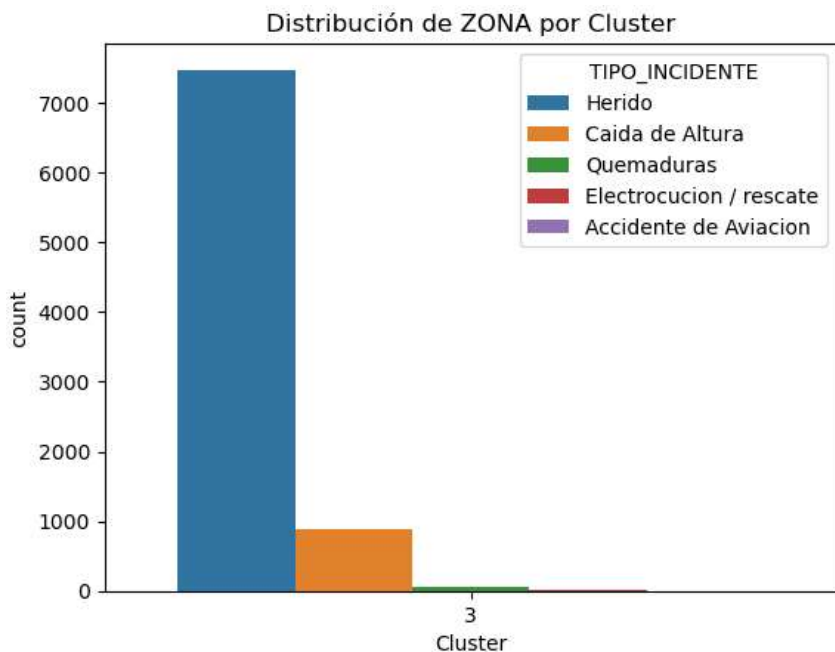
Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

En la Figura 30 evidenciamos un claro dominio de los incidentes de prioridad crítica (4) y seguidos por los de prioridad media (2) en ambos clústeres, si contrastamos con la información de la Figura 29 podemos concluir que serán en su mayoría incidentes críticos de personas inconscientes o paros cardiorrespiratorios para el clúster 2 y para el clúster 1 igual además de intentos de suicidio y trastornos mentales. Además, estos sucesos se darán en su mayoría en Kennedy y Bosa durante las horas de la noche para el clúster 1 y en Suba y Engativá y en menor medida en Usaquén en horas de la tarde y en menor medida en la mañana para el clúster 2.

Por último, revisamos las frecuencias por incidentes de tipo traumáticos y físicos, es decir los relacionados con el clúster 3.

Figura 31

Frecuencias por Tipo de Incidente en Clúster 3

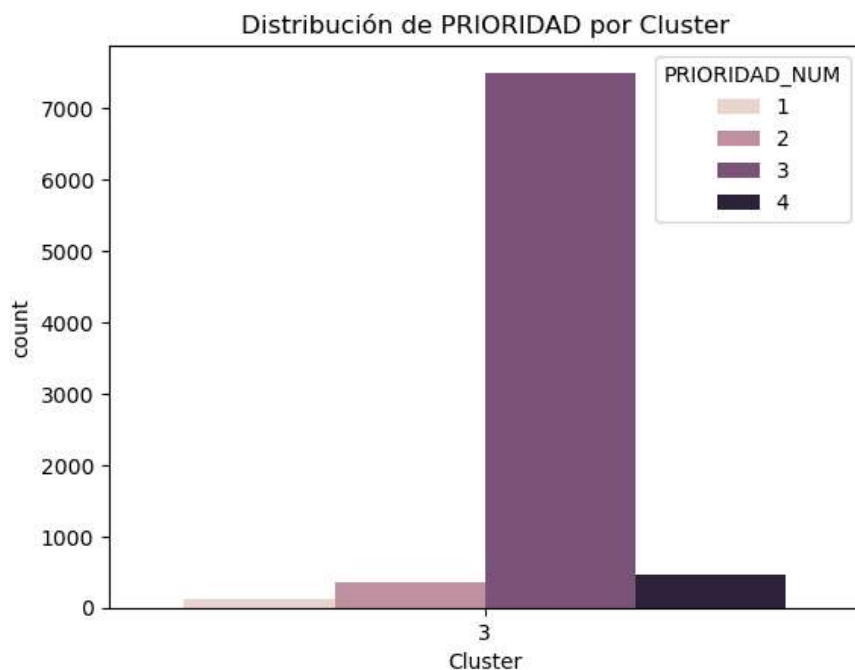


Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

En la Figura 31 se evidencia un dominio claro de incidentes de heridos seguido en mucha menor medida por caídas de altura y en donde los demás incidentes tienen una participación mínima.

Figura 32

Frecuencias por Prioridad en Clúster 3



Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

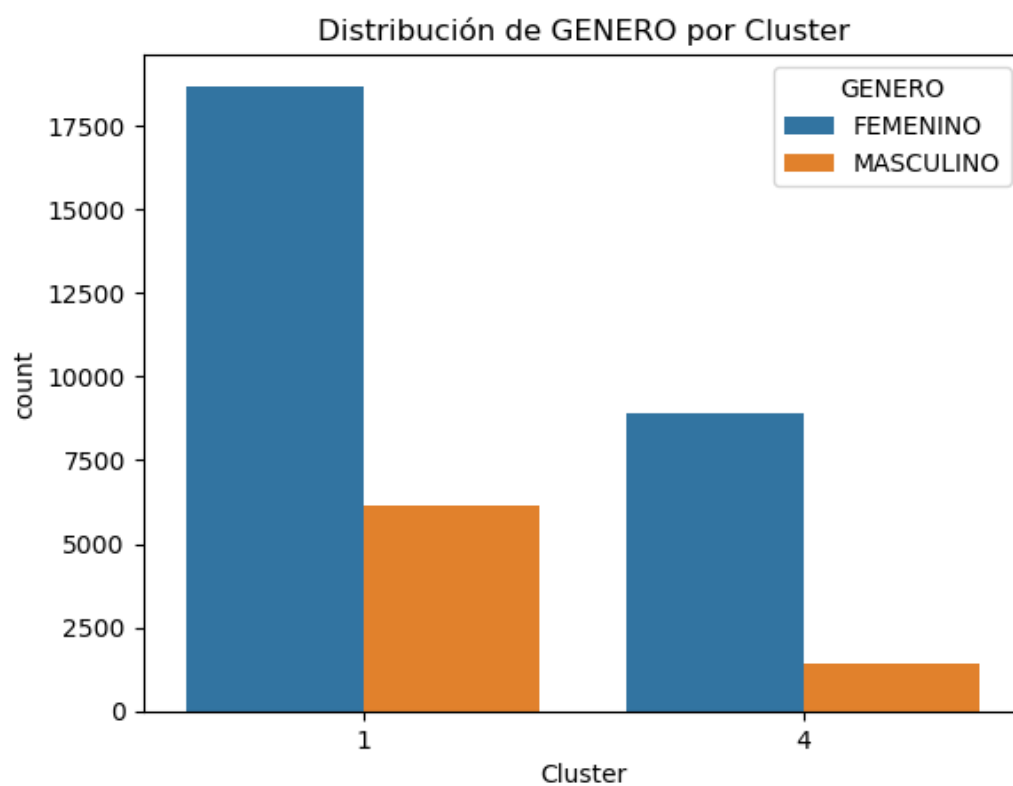
En el clúster 3 de la Figura 32 la prioridad alta es la de mayor presencia con bastante diferencia y poniendo los datos en conjunto con los análisis anteriores podemos determinar que la mayoría de incidentes serán de prioridad alta, de tipo heridos en la localidad de Kennedy principalmente y en la franja de la mañana.

Acercamiento Agrupado por Género y Edad

Como observamos en la Figura 15 los clústeres 0, 2 y 3 están dominados por el género masculino mientras que los clústeres 1 y 4 por el femenino, usaremos esta división para hacer un acercamiento a los datos por género y edad.

Figura 33

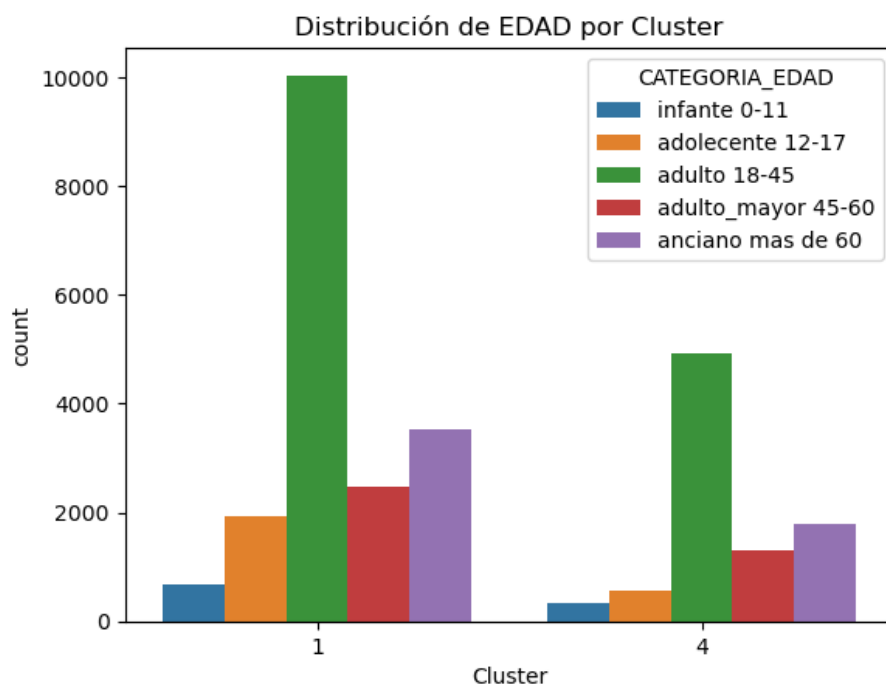
Frecuencia por Género en los Clústeres 1 y 4



Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

Figura 34

Frecuencia por Rango de Edad en los Clústeres 1 y 4



Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

En la Figura 33 y la Figura 34 evidenciamos una mayor concentración de datos en el clúster 1, sin embargo, ambos se comportan de manera similar teniendo mayor presencia del género femenino en ambos casos y los rangos de edad más representativos entre los adultos de 18 a 45 años y en menor medida los ancianos mayores de 60.

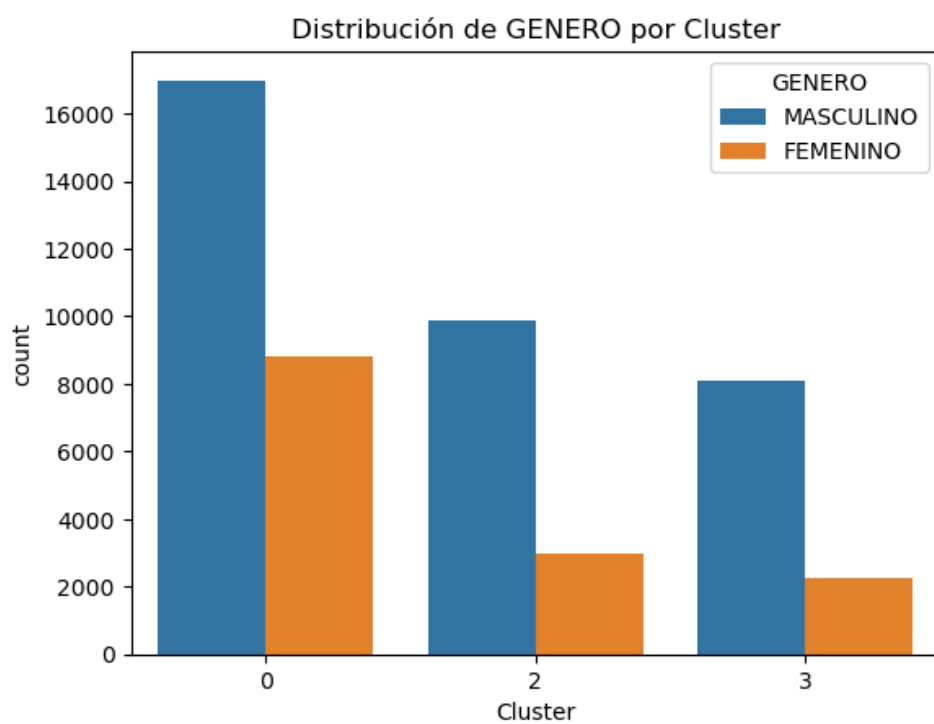
Si juntamos los datos tenemos que el clúster 1 en su mayoría tendrá casos de incidentes neurológicos y psiquiátricos (especialmente personas inconscientes, paros cardiorrespiratorios y trastornos mentales) de prioridad crítica (4), en la franja de la noche y en las localidades de Kennedy y Bosa por parte de personas del género femenino con edades entre 18 a 45 años y en menor medida mayores de 60 años, mientras que el clúster 4 tendrá en su mayoría casos de tipo

médico general (especialmente eventos respiratorios, dolores torácicos y enfermedades) de prioridad alta (3), en las franjas de la madrugada y la noche y en las localidades de Suba y Engativá por parte de personas del género femenino con edades entre 18 a 45 años y en menor medida mayores de 60 años.

Por ultimo tomamos los datos del género masculino es decir los clústeres 0, 2 y 3.

Figura 35

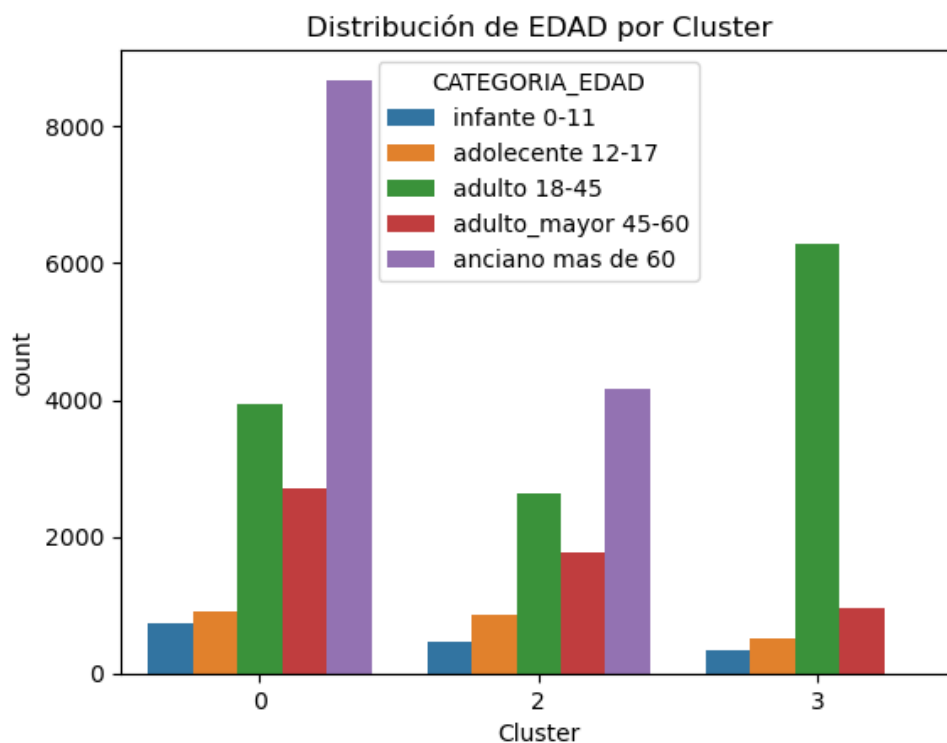
Frecuencia por Género en los Clústeres 0, 2 y 3



Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

Figura 36

Frecuencia por Rango de Edad en los Clústeres 0, 2 y 3



Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

En los 3 clústeres de la Figura 35 vemos dominio de la categoría masculina, aunque la concentración de datos en el clúster 0 es mayor por lo que, aunque el género femenino no es dominante está a la par con el género masculino del clúster 2 y 3. Por otro lado los rangos de edades dominantes en los clústeres de la Figura 36 son de ancianos de más de 60 años y en menor medida de adultos entre 18 y 45 años en los clústeres 0 y 2 y de adultos entre 18 y 45 años en el clúster 3 con muy poca presencia de las otras categorías.

Juntando los análisis anteriores tenemos que el clúster 0 presenta la mayoría de incidentes en las localidades de Kennedy y en menor medida en Bosa y Puente Aranda, en las franjas de la

mañana y la noche, con la mayoría de incidentes de tipo médico general (especialmente enfermedades y eventos cardiorrespiratorios) de prioridad alta (3) por parte de personas de género masculino en su mayoría ancianos mayores de 60 años y en menor medida adultos entre 18 y 45 años.

En cuanto al clúster 2 tenemos que la mayoría de los incidentes se presentan en las localidades de Suba y Engativá, en la franja de la tarde, con la mayoría de incidentes de tipo neurológicos y psiquiátricos (especialmente paros cardiorrespiratorios, personas inconscientes y en menor medida trastornos mentales y convulsiones) de prioridad crítica por parte de personas del género masculino en su mayoría ancianos mayores de 60 años y en menor medida adultos entre 18 y 45 años.

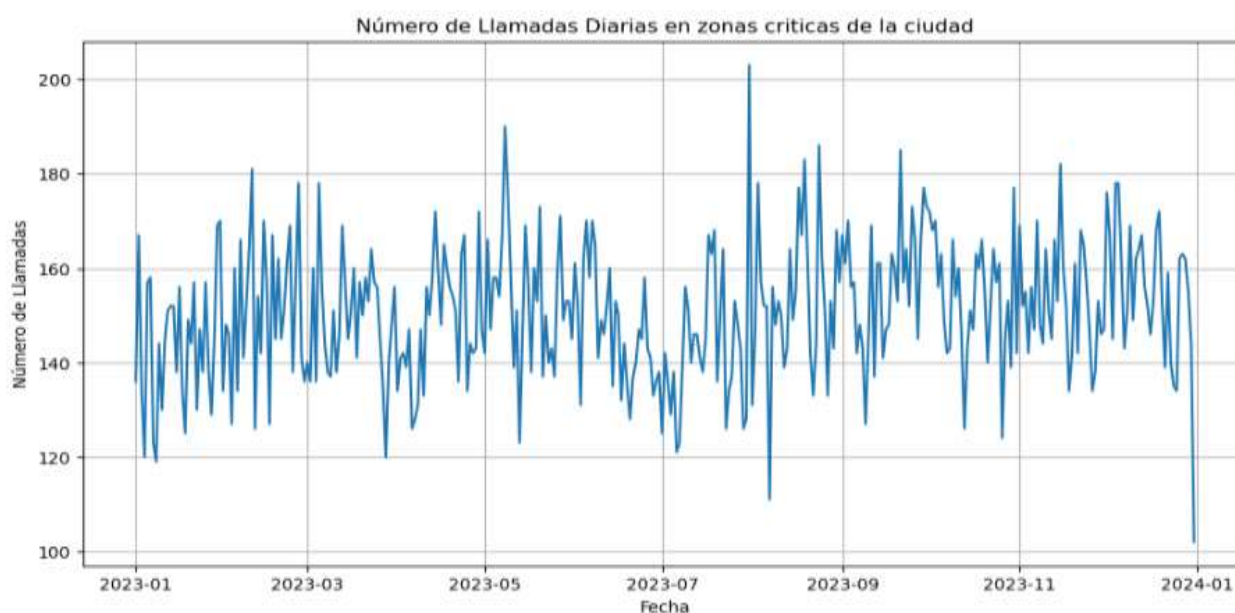
Y finalmente el clúster 3 en el que tenemos que la mayoría de incidentes se presenta en la localidad de Kennedy, en la franja de mañana, con la mayoría de incidentes de tipo traumáticos y físicos (especialmente personas heridas) de prioridad alta (3) por parte de personas de género masculino en su mayoría adultos entre 18 y 45 años.

Modelos de Predicción de Series Temporales

Inicialmente extraemos los datos como una serie de tiempo con frecuencia diaria donde las fechas son los índices y los valores son el conteo total de llamadas de cada día y además filtrado en las zonas más críticas de la ciudad (Norte y Occidente) como lo determinamos en el ejercicio de agrupamiento con K-modes, de esta manera facilitamos la manipulación y visualización de la información.

Figura 37

Grafico de Frecuencia de las Llamadas en la Zonas Norte y Occidente



Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

Posteriormente realizamos una descomposición de la serie de tiempo para evidenciar tendencias o estacionalidades.

Figura 38*Descomposición de la Serie Temporal*

Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

Con base en la graficas de la Figura 38 podemos observar que hay un crecimiento gradual en los primeros meses del año (hasta mediados del año), probablemente indicando un aumento sostenido en las llamadas y después de este pico, la tendencia comienza a estabilizarse y disminuir ligeramente. Esto podría estar relacionado con algún factor externo, como cambios en las políticas, estaciones del año, o cambios en la frecuencia con la que la gente utiliza la línea de emergencias.

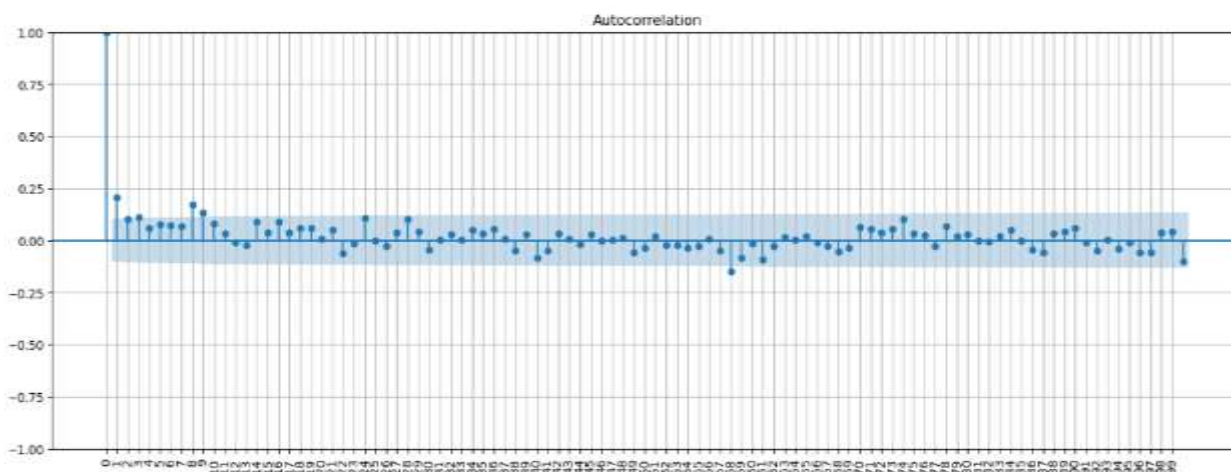
En cuanto a la estacionalidad podemos ver que hay un patrón que se repite en intervalos regulares de aproximadamente 2 meses, estos patrones probablemente están relacionados con el comportamiento de las personas o eventos recurrentes, como fines de semana, días festivos, u horarios específicos.

Por parte de los valores residuales podemos ver que tienen un comportamiento aleatorio que es lo esperado en este gráfico, pero con algunos outliers posiblemente debido a eventos no recurrentes como emergencias inesperadas, catástrofes, o cambios repentinos en las condiciones normales de lugares y momentos de las emergencias.

Posteriormente realizamos una prueba de auto correlación para determinar si realmente hay patrones en la serie de tiempos y en qué momentos se están presentando, lo hacemos por medio de lags (desplazamientos) de la serie de tiempos.

Figura 39

Prueba de Auto Correlación



Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

Como podemos evidenciar en la Figura 39 los datos presentan correlación estadísticamente significativa en 2 puntos: cada 8 días y cada 58 días, este último siendo consecuente con la descomposición de la serie de tiempos que realizamos anteriormente donde se evidenciaba un comportamiento cíclico aproximadamente cada 2 meses, con lo que podemos

decir que es probable que la serie de tiempos tiene patrones que son posiblemente predecibles y además nos invita a usar modelos con parámetros auto regresivos como suavización exponencial.

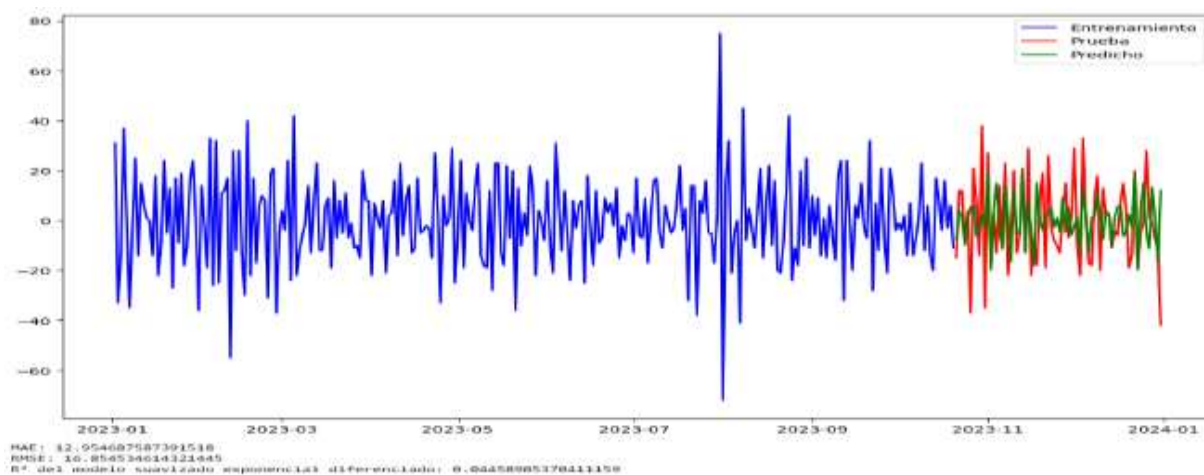
Debido a que tenemos una leve tendencia en los datos será necesario usar una diferenciación para eliminar la tendencia y facilitar que el modelo capture mejor los datos. Esto es importante porque los datos originales no son estacionarios, ya que ayuda al modelo a trabajar con datos más adecuados para predicción.

Suavización Exponencial por Método de Holt-Winters

Configuramos el modelo tomando como parámetros una tendencia aditiva, estacionalidad con patrones repetitivos estacionales (aditiva también) y un patrón estacional de 51 días que fue el valor cercano a los 2 meses que mejor se comportó con respecto a los datos. También cabe aclarar que se hace una división de los datos de entrenamiento y prueba en una proporción de 80-20.

Figura 40

Gráfica Resultado Holt-Winters

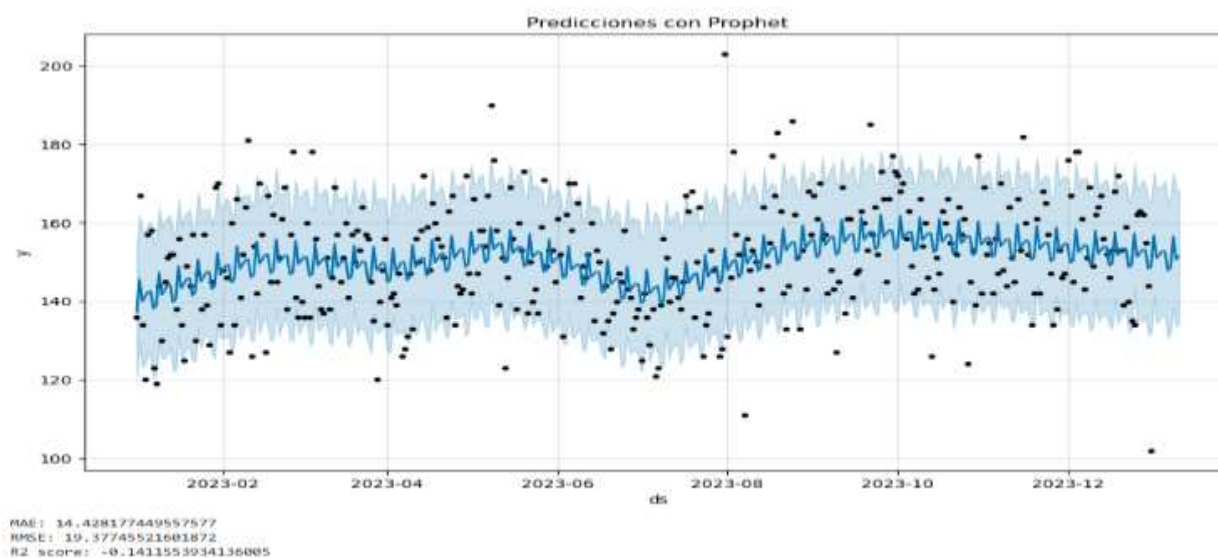


Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

Como podemos observar en los resultados la suavización de la Figura 40 la gráfica parece intentar seguir los patrones de comportamiento de las llamadas, pero con menor variabilidad por lo que el modelo aparentemente se suaviza demasiado con respecto a los datos. Además, vemos que tuvo un error absoluto medio (MAE) moderado pero un R^2 muy bajo (0.0445) casi igual a cero indica que el este modelo no se desempeña bien con los datos debido a que el ruido presente en los datos no es sencillo de capturar para el modelo sin embargo el R^2 es superior a cero es decir que aun cuando sea bajo si logra predecir algo de la variabilidad de los datos y por lo tanto es mejor que simplemente predecir la media.

Modelo Prophet de Meta

En este caso probamos los datos con Prophet que es el modelo de predicción de series temporales donde buscamos darle flexibilidad a los parámetros para que ajuste mejor a los puntos de cambio además con estacionalidad aditiva. Todos estos parámetros fueron obtenidos mediante ciclos de prueba ejecutados para encontrar los parámetros que más optimizan el error y el R^2 del modelo.

Figura 41*Predicciones Modelo Prophet*

Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

Como podemos observar en la Figura 41 el modelo intenta ajustarse tanto a la tendencia de los datos a lo largo del año como a las estacionalidades aunque en este caso en particular parece ser que se ajusta al ciclo de 8 días que determinamos en la prueba de auto correlación, sin embargo el modelo genera un intervalo de confianza (franja azul) bastante amplio lo que nos da a entender que las predicciones tienen una incertidumbre alta ya sea porque los datos tienen gran variabilidad o porque el modelo aun con los mejores parámetros detectados no logra ajustarse bien al comportamiento de la serie de tiempo.

En cuanto a las métricas de desempeño vemos que el modelo tuvo un error absoluto medio (MAE) de 14.42 es decir que, en promedio, las predicciones se desvían en 14.42 unidades de los valores reales, un error moderado en comparación con las variaciones, pero el valor de R^2

negativo indica que este modelo es peor que simplemente predecir la media en los datos. Esto significa que la variabilidad no se explica adecuadamente por el modelo, lo cual es una señal de que el ajuste no fue efectivo para estos datos.

Podríamos suponer que este mal desempeño del modelo Prophet es debido entre otros a la alta variabilidad de los datos ya que presenta picos y caídas pronunciadas que aparentemente el modelo no está capturando, estos datos seguramente son eventos puntuales o debidos a factores externos a la serie de tiempo.

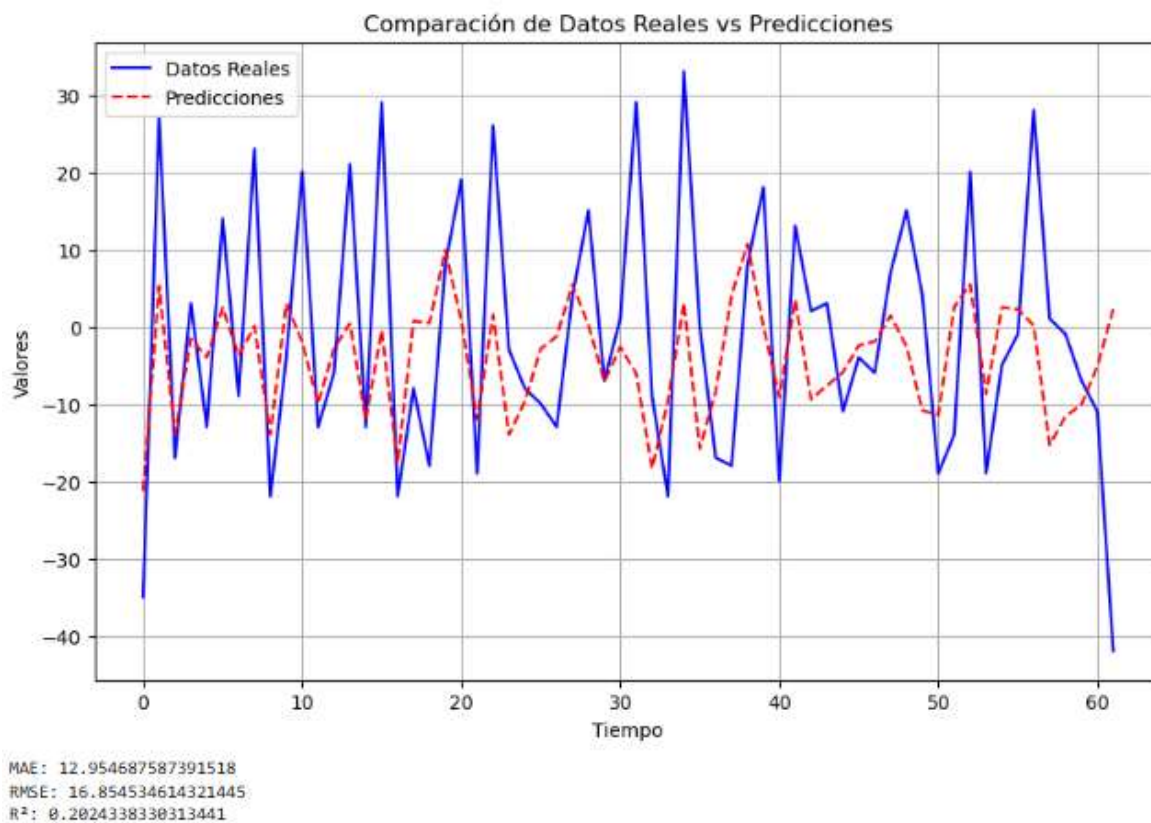
Red Neuronal LSTM (Long Short-Term Memory)

Debido a los resultados regulares con modelos que hacen uso de datos que presentan algún tipo de estacionalidad o tendencia en este caso probaremos la red neuronal LSTM que es un modelo más adecuado para trabajar con datos secuenciales o temporales como series de tiempo, pero es más efectivo cuando los datos tienen patrones complejos o no lineales que cambian en el tiempo que es el caso de nuestros datos de llamadas a la línea de emergencias 123 en 2023.

Como en los modelos anteriores usaremos ciclos que ensayen los parámetros que se pueden ajustar en este modelo para optimizar los resultados del R^2 y los errores, así obtenemos los siguientes hiper parámetros: `look_back=10` así el modelo mira 10 pasos anteriores para predecir el siguiente, `neurons=50` que define la capacidad de aprendizaje de la capa LSTM, `batch_size=16` el cual controla el número de muestras procesadas antes de actualizar los pesos y `epochs=50` que es el número de iteraciones completas sobre los datos.

Figura 42

Gráfica de Predicciones de la Red Neuronal



Nota. Elaboración propia con base en los datos recolectados de la página de datos abiertos de Bogotá (2023).

En la Figura 42 vemos que al igual que en modelos anteriores las fluctuaciones rápidas en los datos dificultan la que el modelo capture el comportamiento de los datos, esto se evidencia sobre todo en la dificultad de los datos predichos (línea roja punteada) de capturar completamente los picos y valles más pronunciados de los datos, aunque logra alinearse en algunas zonas con los datos reales.

En cuanto a las métricas de evaluación del modelo podemos ver que el error absoluto medio es casi igual al de la suavización exponencial siendo ambos más bajos que el modelo

Prophet y nos indica que en promedio, las predicciones del modelo se desvían por 12.95 unidades de los valores reales, un error es moderado. Por su parte la raíz del error cuadrático medio (RMSE) es de 16.85 lo que indica que los errores grandes tienen un impacto significativo, esto probablemente se deba a que el modelo no logra capturar bien los picos extremos. Finalmente, el R^2 es de 0.20 es decir que el modelo explica aproximadamente el 20% de la variabilidad en los datos de prueba. Podemos decir entonces que el modelo no es completamente efectivo, pero es mejor que predecir simplemente la media además de que mejora el R^2 en un 16% aproximadamente con respecto a los modelos basados en series de tiempos con tendencia y estacionalidad (Holt-Winters y Prophet).

Conclusiones

Como respuesta a la pregunta de investigación podemos concluir que el análisis de datos históricos de las llamadas a la línea 123 en Bogotá permite optimizar la asignación de recursos y mejorar los tiempos de respuesta mediante la identificación de patrones temporales, segmentación por tipos de emergencia y priorización de incidentes críticos, además al utilizar modelos predictivos y sistemas de aprendizaje automático, es posible anticipar picos de demanda, distribuir recursos estratégicamente y diseñar planes de contingencia para períodos de alta demanda, reduciendo significativamente los tiempos de atención y aumentando la eficiencia operativa.

Las localidades de Kennedy, Engativá, Suba y Bosa de las zonas norte y occidente de la ciudad concentran la mayoría de las llamadas mientras que las zonas centro y oriente tienen menor participación, sugiriendo que los recursos deben concentrarse en las áreas más afectadas y los horarios de mayor actividad que es decir la mañana y la noche.

Los incidentes médicos generales y neurológicos/psiquiátricos son los más reportados, mientras que los incidentes traumáticos y físicos tienen una menor frecuencia pero requieren atención inmediata además de que la mayoría de las emergencias son de prioridad alta y crítica, indicando una necesidad urgente de atención en la mayoría de los casos teniendo en cuenta que los adultos (18 a 45 años) y los ancianos (más de 60 años) son los grupos de edad más afectados, con incidentes neurológicos/psiquiátricos y médicos generales respectivamente mientras que las mujeres dominan las llamadas relacionadas con emergencias neurológicas y los hombres las relacionadas con incidentes traumáticos.

El modelo de suavización exponencial captura algunas tendencias generales, pero suaviza demasiado los datos, lo que limita su precisión en picos y valles y el modelo Prophet intenta

modelar ciclos y tendencias, pero tiene un alto nivel de incertidumbre además su R^2 negativo sugiere que el modelo no supera el rendimiento de predecir la media de los datos. Con esto determinamos que, aunque las pruebas indican presencia de estacionalidad y tendencia el ruido en los datos puede hacer que los modelos orientados a datos con estas características y se deban emplear modelos que estén diseñados para capturar datos con un comportamiento caótico.

El modelo de redes neuronales LSTM es el modelo más eficaz, con un R^2 de 0.20, indicando que explica un 20% de la variabilidad en los datos, sin embargo, sigue teniendo problemas para capturar fluctuaciones rápidas y valores extremos.

El análisis de datos históricos de llamadas a la línea de emergencias demuestra que la incorporación de patrones pasados es fundamental para optimizar los modelos predictivos y los agrupamientos (clústeres). Al utilizar información histórica, se pueden identificar tendencias recurrentes, ciclos estacionales y características específicas de los incidentes reportados, lo que permite mejorar la precisión de los modelos predictivos y refinar los clústeres facilitando la asignación de recursos y creación de estrategias específicas para atender los segmentos más vulnerables o críticos.

Recomendaciones

Optimización de Recursos: Concentrar recursos en las localidades más afectadas (Kennedy, Engativá, Suba, Bosa) y durante los horarios de mayor incidencia (mañana y noche) priorizando incidentes críticos y de alta gravedad, particularmente en grupos vulnerables como ancianos.

Mejoras en Modelos: Probar formas más complejas para el LSTM como agregar capas y/o considerar modelos que combinen características como Prophet y LSTM para manejar mejor la variabilidad y los picos.

Intervenciones Preventivas: Diseñar campañas educativas para reducir incidentes recurrentes y llamadas imprecidentes, también implementar estrategias específicas para los tipos de incidentes más frecuentes, como emergencias neurológicas y traumáticas.

Uso de Clústeres: Aprovechar los clústeres identificados para segmentar mejor las estrategias de respuesta según género, edad, tipo de incidente y prioridad.

Aumento de la base datos disponible: Se recomienda ampliar la base de datos utilizada para entrenar los modelos predictivos, incorporando información de años futuros y, en la medida de lo posible, datos históricos de años anteriores ya que el uso de datos únicamente del 2023 es limitado y no captura completamente patrones estacionales de largo plazo o cambios en las tendencias que podrían surgir con el tiempo, además con la incorporación de datos adicionales los modelos podrán identificar tendencias a largo plazo, refinar estacionalidades, reducir la incertidumbre en las predicciones y aumentar la precisión al entrenar los modelos.

Bibliografía

Alcaldía Mayor de Bogotá, D.C. (27 de Agosto de 2019). Decreto 510 de 2019. Bogotá.

Obtenido de <https://www.alcaldiabogota.gov.co/sisjur/normas/Norma1.jsp?i=86129>

Alcaldía de Bogotá. (27 de Agosto de 2024). Bogotá.gov.co. Obtenido de

<https://bogota.gov.co/mi-ciudad/seguridad/linea-123-de-bogota-15-millones-de-emergencias-atendidas-en-2024>

Alonso, A. (s.f.). *Introducción al Análisis de Series Temporales*. Universidad Carlos III de Madrid. Obtenido de

<https://halweb.uc3m.es/esp/Personal/personas/amalonso/esp/seriestemporales.pdf>

Asgary, A., Solis, A., Khan, N., Wimaladasa, J., & Shafiei, M. (2023). *Spatiotemporal Analysis of Emergency Calls during the COVID-19 Pandemic: Case of the City of Vaughan*.

Urban Science. Retrieved from <https://doi.org/10.3390/urbansci7020062>

Baldión, D., Buitrago, D., Hernández, I., & Vargas, J. (2017). *Conocimientos de la línea de emergencia 123 de Bogotá*. Bogotá: Universidad Nacional de Colombia, Facultad de Medicina, Tecnología de Atención Prehospitalaria. Obtenido de

<https://repository.ces.edu.co/bitstream/handle/10946/2948/Conocimientos%20de%20la%20linea%20de%20emergencia%20123%20de%20Bogota%20A1.?sequence=1&isAllowed=y>

Castelo, M., Merino, E., Peñafiel, M., & Basantes, B. (2022). *Series temporales para el índice Diferencial Normalizado de Vegetación mediante una Red Neuronal Artificial de corto y largo plazo, y el algoritmo Prophet*. Politécnica. Obtenido de

<https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/9042787.pdf>

- Concejo de Bogotá. (20 de Junio de 2023). concejodebogota.gov.co. Obtenido de <https://concejodebogota.gov.co/aumento-numero-de-llamadas-recibidas-en-la-linea-123/cbogota/2023-06-20/083108.php>
- Deshpande, K., Pandey, S., & Deshpande, S. (2019). *Analysis and Prediction of 911 Calls based on Location using Spark Big*. Baltimore: University of Maryland, Baltimore County (UMBC). Retrieved from https://hpcf-files.umbc.edu/research/papers/IS789_Project_Report-HPCF-2019-29.pdf
- Días, J., Martín, J., Vilches, Á., López, M., Patón, J., & Varo, C. (2012). *Evaluación de modelos de series temporales para la previsión de la demanda de emergencias sanitarias*. Emergencias. Retrieved from <https://revistaemergencias.org/numeros-antteriores/volumen-24/numero-3/evaluacion-de-modelos-de-series-temporales-para-la-prevision-de-la-demanda-de-emergencias-sanitarias/>
- Elgueta, L. (2013). *Análisis de los niveles de servicio del fono de emergencias 133 de Carabineros de Chile*. Santiago: Universidad de Chile, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas. Obtenido de <https://repositorio.uchile.cl/handle/2250/113900>
- Fernández, R. (2021). *Series Temporales Avanzadas: Aplicación de Redes Neuronales para el Pronóstico de Series de Tiempo*. Granada: Universidad de Granada, Departamento de Estadística e Investigación Operativa. Obtenido de https://masteres.ugr.es/estadistica-aplicada/sites/master/moea/public/inline-files/TFM_Fernandez%20SalgueroRicardo%20Alonzo.pdf
- Gobierno de México. (2018). *Estadística Nacional 911, junio 2018*. México D.F. Obtenido de https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/349299/Estadistica_Nacional_911_JUN2018.pdf

- Huang, H., Jiang, M., Ding, Z., & Zhou, M. (2019). *Forecasting Emergency Calls With a Poisson Neural Network-Based Ensemble Model*. IEEE Access. Obtenido de <https://ieeexplore.ieee.org/document/8632890/>
- Kuiyu, M., Wenjun, W., Ning, Y., & Xiaotong, C. (2015). *Study on Temporal Patterns of Medical Emergency Call*. 2015 10th International Conference on Intelligent Systems and Knowledge Engineering (ISKE). IEEE. Retrieved from <https://ieeexplore.ieee.org/document/7383079>
- Kwon, E., Park, H., Byon, S., Son, K., & Lee, K.-C. (2021). *An Analysis of Emergency Calls Data Record for Patient Severity Prediction*. 2021 International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC), 1-3. Retrieved from <https://ieeexplore.ieee.org/document/9621067>
- Llop, N. (2019). *The K-modes algorithm applied to Gender Analysis*. Barcelona: Universitat de Barcelona. Obtenido de https://diposit.ub.edu/dspace/bitstream/2445/141500/1/TFG_LLOP_TORRENT_Neus%20.pdf
- Matterson, D., McLean, M., Woodard, D., & Henderson, S. (2011). *Forecasting Emergency Medical Service Call Arrival Rates*. The Annals of Applied Statistics. Obtenido de <https://projecteuclid.org/journals/annals-of-applied-statistics/volume-5/issue-2B/Forecasting-emergency-medical-service-call-arrival-rates/10.1214/10-AOAS442.full>
- Mauricio, J. (2007). *Análisis de series temporales*. Madrid: Universidad Complutense de Madrid. Obtenido de <https://www.ucm.es/data/cont/docs/518-2013-11-11-JAM-IASST-Libro.pdf>
- Ministerio del Interior de la República de Colombia. (s.f.). *Implementación del Sistema Integrado de Emergencias y Seguridad (SIES) de Colombia*. Obtenido de

https://spi.dnp.gov.co/App_Themes/SeguimientoProyectos/ResumenEjecutivo/0064005290000.pdf

Nanclares, F. (2021). *Predicción de Series Temporales con Redes Neuronales Recurrentes*.

Madrid: Universidad Autónoma de Madrid, Escuela Politécnica Superior. Obtenido de

https://repositorio.uam.es/bitstream/handle/10486/700024/nanclares_rodriguez_francisco_javier_tfg.pdf

Nicola, D. (2015). *Análisis estadístico de procesos de área de llamadas de emergencia para el*

servicio integrado de seguridad ECU 911 Quito. Quito: Pontificia Universidad Católica

del Ecuador. Obtenido de <https://repositorio.puce.edu.ec/items/941cad23-7b22-4c3e-9d7e-2c351515dd0e>

Quijada, G., & Trujillo, F. (2009). *Nuse 123: Número Único de Seguridad y Emergencia*.

Bogotá: Universidad Nacional Abierta y a Distancia. Obtenido de

<https://repository.unad.edu.co/handle/10596/1123>

Rico, G., & Vivas, O. (2019). *Análisis de implementación del Sistema Nacional de*

Telecomunicaciones en Emergencias como herramienta para gestión del riesgo: casos de

Bogotá y Medellín. Logos Ciencia & Tecnología. Obtenido de

<https://www.semanticscholar.org/reader/501b85c5668e15bf290c8c7dfe8da21f5bba78c7>

Sastrías, J., Aguilera, A., & Asensio, E. (2010). *Motivos de llamada a los servicios médicos de*

emergencia en México: Definiendo prioridades. Archivos de Medicina de Urgencia de

México. Retrieved from [https://www.medigraphic.com/pdfs/urgencia/aur-](https://www.medigraphic.com/pdfs/urgencia/aur-2010/aur102d.pdf)

[2010/aur102d.pdf](https://www.medigraphic.com/pdfs/urgencia/aur-2010/aur102d.pdf)

Secretaría Distrital de Seguridad, Convivencia y Justicia. (2019). *Manual Operativo del C4*.

Bogotá. Obtenido de

https://portalmipg.scj.gov.co/files/mod_documentos/documentos/MA-GE-1/MA-GE-1_V2_copia_controlada.pdf

Secretaría Distrital de Seguridad, Convivencia y Justicia. (s.f.). Datos Abiertos Bogotá.

Recuperado el 28 de Mayo de 2024, de

<https://datosabiertos.bogota.gov.co/dataset/llamadas-de-urgencias-y-emergencias-que-ingresan-a-traves-de-la-linea-123>

Secretaría Distrital de Seguridad, Convivencia y Justicia. (s.f.). *Línea de Emergencias de Bogotá*

123. Obtenido de <https://scj.gov.co/es/general/1%C3%ADnea-emergencias-bogot%C3%A1-123>

Sierra, D., & Ramos, Z. (2009). *Servicios de Telecomunicaciones de Emergencia: Estado del*

Arte en Colombia. Universidad Nacional de Colombia. Obtenido de

https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/33792402/estado_del_arte_ServiciosTelecomEmergenciaColombia-libre.pdf?1401093625=&response-content-disposition=inline%3B+filename%3DServicios_Telecomunicaciones_de_Emergenc.pdf&Expires=1733792433&Signature=BOGsrkxh9~s

Vera Institute of Justice. (2022). *911 Analysis: We Can Rely Less on Police*. Brooklyn, NY.

Obtenido de [https://vera-](https://vera-institute.files.svdcn.com/production/downloads/publications/911-analysis-we-can-rely-less-on-police.pdf)

[institute.files.svdcn.com/production/downloads/publications/911-analysis-we-can-rely-less-on-police.pdf](https://vera-institute.files.svdcn.com/production/downloads/publications/911-analysis-we-can-rely-less-on-police.pdf)