

Análisis Exhaustivo del Delito de Robo en el STC Metro de la Ciudad de México (2016-2024): Patrones, Predicción y Correlaciones Socioeconómicas

Arian Pedroza Celim
Miguel Alberto Cuéllar Galván
Edgar Omar Godínez Orduña
Universidad Nacional Rosario Castellanos

1 de junio de 2025

Resumen

El robo en el Sistema de Transporte Colectivo (STC) Metro de la Ciudad de México representa un desafío significativo para la seguridad ciudadana, afectando diariamente a millones de usuarios. Este estudio realiza un análisis exhaustivo de los datos de carpetas de investigación de la Fiscalía General de Justicia de la CDMX (FGJCDMX) para el periodo 2016-2024, con el fin de desentrañar los patrones espaciales y temporales de este delito. Se aplicó un Análisis Exploratorio de Datos (EDA) para identificar tendencias, seguido de un modelado predictivo utilizando Facebook Prophet, incorporando como regresores externos la afluencia diaria de pasajeros y el impacto de la pandemia COVID-19. Adicionalmente, se exploró la correlación espacial entre la incidencia de robos en el Metro a nivel alcaldía y los indicadores socioeconómicos (Coeficiente de Gini e Índice de Rezago Social) para el año 2020, mediante análisis de autocorrelación espacial local (LISA). Los hallazgos revelan patrones temporales claros, como picos de robos los días viernes y durante las horas de mayor afluencia (7-9 AM y 18-20 PM), así como una marcada concentración geográfica de los incidentes en alcaldías centrales, destacando Cuauhtémoc. Se constató que la mayoría de los robos en el Metro (91.5 %) se cometían sin violencia. El modelo Prophet logró capturar las dinámicas principales de la serie temporal de robos diarios, obteniendo un Error Absoluto Medio (MAE) de aproximadamente 1.31 robos. El análisis espacial a nivel alcaldía no encontró una correlación global estadísticamente significativa entre la incidencia de robos en Metro y el Coeficiente de Gini o el Índice de Rezago Social, aunque el análisis LISA identificó algunos clústeres locales que sugieren dinámicas complejas. Con base en estos hallazgos, se proponen estrategias de intervención focalizadas en patrullaje predictivo, mejoras mediante el diseño ambiental (CPTED) y el fortalecimiento de la transparencia y la auditoría en la gestión del sistema.

Palabras clave: Robo, Metro CDMX, Ciencia de Datos, Series Temporales, Prophet, Análisis Espacial, LISA, Seguridad Pública, Desigualdad, CPTED.

Índice

1. Introducción	3
1.1. Contexto del Problema: El Gigante Subterráneo y sus Sombras	3
1.2. Justificación y Relevancia del Estudio	3
1.3. Objetivos	3
1.4. Alcance y Limitaciones	4
1.5. Estructura del Reporte	4
2. Marco Conceptual y Revisión de Literatura	4

3. Metodología	5
3.1. Fuentes de Datos Detalladas	5
3.2. Preprocesamiento de Datos e Ingeniería de Características	6
3.3. Modelado Predictivo con Facebook Prophet	7
3.4. Análisis Espacial	7
4. Resultados del Análisis Descriptivo y Espacial	8
4.1. Panorama General del Robo y Modalidades de Violencia	8
4.2. Patrones Temporales Detallados del Robo en Metro	9
4.3. Distribución Geográfica de Robos en Metro	11
4.4. Relación entre Afluencia y Robos en el Metro	13
4.5. Relación entre Robos en Metro y Factores Socioeconómicos (Alcaldías, 2020)	14
5. Resultados del Modelado Predictivo con Prophet	17
5.1. Ajuste del Modelo y Métricas de Evaluación	17
5.2. Predicción Principal y Descomposición de Componentes	17
5.3. Análisis de Residuos del Modelo Prophet	19
6. Discusión	19
6.1. Interpretación de los Hallazgos Principales	19
6.2. Implicaciones para la Prevención del Delito y Políticas Públicas	20
6.3. Limitaciones del Estudio (Recapitulación y Profundización)	21
7. Conclusiones	21
8. Propuestas y Recomendaciones	22
8.1. Estrategia de Patrullaje Predictivo y Adaptativo ("Guardián del Algoritmo")	22
8.2. Intervenciones Basadas en CPTED para Estaciones Críticas ("Filas Inteligentes")	22
8.3. Fortalecimiento de la Transparencia, Auditoría Ciudadana y Cultura de la Denuncia ("Lupa a los Guardianes")	24
9. Trabajo Futuro	24

1. Introducción

1.1. Contexto del Problema: El Gigante Subterráneo y sus Sombras

El Sistema de Transporte Colectivo (STC) Metro es la columna vertebral de la movilidad en la Ciudad de México, transportando diariamente a un promedio de 3.5 millones de personas (SEMOVI, 2023, según datos de afluencia analizados). Esta vasta red subterránea, esencial para la vida de la metrópoli, se convierte también, lamentablemente, en un escenario recurrente para el delito de robo. Este fenómeno, que abarca desde hurtos sigilosos hasta confrontaciones directas, impacta negativamente la calidad de vida de los usuarios y la percepción de seguridad en uno de los espacios públicos más concurridos de la ciudad. Comprender la anatomía de la delincuencia en el Metro no es un mero ejercicio académico, sino una necesidad imperante para fundamentar estrategias de prevención y control efectivas.

1.2. Justificación y Relevancia del Estudio

Ante el persistente desafío que representa el robo en el STC Metro, la ciencia de datos emerge como una herramienta poderosa para trascender las intuiciones y las respuestas generalizadas. Mediante el análisis riguroso de los datos disponibles sobre incidencia delictiva, afluencia de pasajeros y características contextuales, es posible revelar patrones ocultos, identificar factores de riesgo y, fundamentalmente, informar el diseño de políticas públicas y estrategias de seguridad más inteligentes, eficientes y focalizadas. Este estudio busca aportar evidencia empírica para guiar la asignación de recursos y la toma de decisiones, con el objetivo último de mejorar la seguridad de los millones de ciudadanos que dependen del Metro diariamente.

1.3. Objetivos

El **objetivo general** de este estudio es analizar los patrones del delito de robo en el STC Metro de la Ciudad de México entre 2016 y 2024, utilizando técnicas de ciencia de datos para identificar tendencias temporales y espaciales, predecir su incidencia futura y explorar su relación con factores contextuales como la afluencia de pasajeros y características socioeconómicas a nivel alcaldía.

Los **objetivos específicos** son:

1. Realizar un Análisis Exploratorio de Datos (EDA) de las carpetas de investigación de la FGJCDMX (enero 2016 - octubre 2024) para caracterizar el delito de robo en el Metro.
2. Identificar patrones temporales (horarios, diarios, semanales, mensuales y anuales) y la distribución geográfica (por alcaldía y por estación) de los robos en el Metro.
3. Analizar la modalidad de violencia predominante en los robos cometidos en el Metro y compararla con otras modalidades de transporte público.
4. Evaluar la relación cuantitativa entre la afluencia de pasajeros (diaria y por estación) y la incidencia de robos en el Metro.
5. Construir y evaluar un modelo predictivo de series temporales (Facebook Prophet) para pronosticar la incidencia diaria de robos en el Metro, incorporando regresores externos.
6. Explorar la correlación (simple y espacial) entre los robos en Metro por alcaldía y los indicadores de desigualdad (Coeficiente de Gini) y rezago social (Índice de Rezago Social - IRS) para el año 2020.
7. Proponer estrategias de intervención y prevención del delito basadas en los hallazgos del análisis.

1.4. Alcance y Limitaciones

Este estudio se basa en el análisis de datos de carpetas de investigación de la FGJCDMX, abarcando el periodo del 1 de enero de 2016 al 31 de octubre de 2024. Se complementa con datos de afluencia diaria del STC Metro (enero 2010 - abril 2025), datos geográficos de estaciones del Metro (SEMOVI) y polígonos de alcaldías (INEGI), así como indicadores socioeconómicos a nivel municipal para el año 2020: el Coeficiente de Gini y el Índice de Rezago Social (CONEVAL).

Somos conscientes de las siguientes limitaciones:

- **Subregistro (Cifra Negra):** Los datos de la FGJCDMX representan únicamente los delitos denunciados, por lo que la magnitud real del problema es probablemente mayor. No obstante, se asume que los patrones y tendencias observados en los datos reportados pueden ofrecer insights valiosos sobre la dinámica del delito.
- **Calidad de Datos FGJCDMX:** La precisión de las coordenadas geográficas de los delitos es una limitación, ya que en algunos casos podrían corresponder al lugar de la denuncia (ej. agencia del Ministerio Público) y no al lugar exacto del hecho. Para mitigar esto en el análisis a nivel estación, se utilizó la asignación a la estación más cercana dentro de un umbral de 400 metros. Inconsistencias en la tipificación detallada de los delitos también pueden existir.
- **Agregación de Datos Socioeconómicos:** Los indicadores socioeconómicos (Gini e IRS) se analizaron a nivel de alcaldía para el año 2020. Este nivel de agregación espacial puede ocultar heterogeneidad interna significativa, y el análisis transversal (un solo año) limita la inferencia sobre relaciones dinámicas a lo largo del tiempo.
- **Modelo Predictivo:** El modelo Prophet, como cualquier modelo estadístico, se basa en supuestos y su capacidad predictiva está limitada por la información disponible, la calidad de los regresores y la aleatoriedad inherente al fenómeno delictivo.

1.5. Estructura del Reporte

Este reporte se organiza de la siguiente manera: La sección 2 presenta el marco conceptual y una breve revisión de literatura pertinente. La sección 3 detalla la metodología empleada, incluyendo las fuentes de datos, el preprocesamiento y las técnicas analíticas. La sección 4 expone los resultados del análisis descriptivo y espacial, mientras que la sección 5 presenta los resultados del modelo predictivo Prophet y su diagnóstico. La sección 6 discute los hallazgos principales, conectándolos con los objetivos y el marco teórico. Finalmente, la sección 7 ofrece conclusiones, la sección 8 propone recomendaciones basadas en la evidencia, y la sección 9 sugiere líneas de trabajo futuro.

2. Marco Conceptual y Revisión de Literatura

Entender el robo en un sistema complejo como el Metro requiere considerar diversas perspectivas teóricas. Desde la criminología ambiental, la **Teoría de las Actividades Rutinarias** (Cohen & Felson, 1979) postula que el delito ocurre en la convergencia espacio-temporal de un delincuente motivado, un objetivo adecuado y la ausencia de un guardián capaz. El Metro, con su alta concentración de personas (objetivos) y momentos de aglomeración (que pueden reducir la vigilancia efectiva), puede facilitar esta convergencia.

La **Prevención del Crimen Mediante el Diseño Ambiental (CPTED)** (Crowe, 2000) ofrece un marco para modificar el entorno físico con el fin de reducir las oportunidades delictivas. Principios como la vigilancia natural, el control natural de accesos y el refuerzo territorial son pertinentes para el diseño de estaciones y la gestión de flujos de pasajeros, como se explorará en

las propuestas. Estudios como el de Ceccato et al. (2015) sobre el transporte público en Estocolmo han explorado la geografía del crimen y el miedo al delito, elementos relacionados con CPTED.

Al explorar los factores socioeconómicos, la **Teoría de la Tensión o Anomia** (Merton, 1938) sugiere que la presión social para alcanzar metas culturalmente valoradas (como el éxito económico) sin acceso a medios legítimos puede conducir a la desviación. Más recientemente, la literatura ha debatido la relación entre **pobreza, desigualdad y crimen**. Estudios como el de Carrillo-Sagástegui et al. (2022) para municipios mexicanos en Guerrero, Oaxaca y Chiapas, sugieren que la desigualdad económica (medida por el coeficiente de Gini) puede tener una asociación más marcada con ciertos tipos de delitos que la pobreza absoluta, al exacerbar la percepción de injusticia o el incentivo económico.

Para el modelado predictivo de la incidencia de robos, se optó por **Facebook Prophet** (Taylor & Letham, 2018). Este es un procedimiento de pronóstico de series temporales basado en un modelo aditivo donde las tendencias no lineales se ajustan con estacionalidades anuales, semanales y diarias, más los efectos de los días festivos. Funciona bien con series temporales que tienen fuertes efectos estacionales y varias temporadas de datos históricos, siendo robusto a datos faltantes y cambios en la tendencia. Su estructura general es:

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + r(t) + \epsilon(t) \quad (1)$$

donde $g(t)$ representa la función de tendencia (lineal por tramos o logística), $s(t)$ modela los cambios periódicos (estacionalidad semanal, anual, modelada con series de Fourier), $h(t)$ representa el efecto de días festivos o eventos irregulares, $r(t)$ el efecto de regresores externos, y $\epsilon(t)$ es el término de error, asumido como normalmente distribuido. Su interpretabilidad y capacidad para incorporar regresores como la afluencia lo hacen adecuado para este estudio.

En cuanto a estrategias de prevención, la literatura sobre patrullaje en "hotspots" (Ariel et al., 2017) y la efectividad de intervenciones basadas en datos espacio-temporales en la CDMX (Vilalta & Fondevila, 2021) informan las propuestas de este reporte.

3. Metodología

3.1. Fuentes de Datos Detalladas

Para este estudio se utilizaron las siguientes fuentes de datos primarias y secundarias:

1. **Carpetas de Investigación FGJCDMX:** Archivo `carpetasFGJ_acumulado_2025_01.csv`, obtenido del Portal de Datos Abiertos de la Ciudad de México. Contiene registros de carpetas de investigación desde enero de 2016 hasta octubre de 2024 (fecha de corte de los datos utilizados). Variables clave: `fecha_hecho`, `hora_hecho`, `delito`, `categoria_delito`, `alcaldia_hecho`, `latitud`, `longitud`.
2. **Afluencia STC Metro:** Archivo `Afluencia_metro-2025-05-18.csv`, del Portal de Datos Abiertos de la Ciudad de México. Proporciona la afluencia diaria por estación y línea del STC Metro desde enero de 2010 hasta abril de 2025.
3. **Geometrías de Estaciones del Metro:** Archivo `stcmetro_shp.zip` (conteniendo `STC_Metro_estacione` y archivos asociados), obtenido de SEMOVI (o fuente similar del Portal de Datos Abiertos). Contiene la ubicación geográfica puntual (geometría) y atributos de las 195 estaciones del Metro.
4. **Geometrías de Alcaldías CDMX:** Archivo `poligonos_alcaldias_cdmx.zip` (conteniendo los polígonos de las 16 alcaldías), obtenido del Marco Geoestadístico Nacional del INEGI (versión más reciente disponible).

5. **Coeficiente de Gini Municipal (2020):** Archivo `GiniMunicipios2010_2015_2020.xlsx` (Hoja "2020"), publicado por CONEVAL. Este indicador mide la desigualdad en la distribución del ingreso a nivel municipal (alcaldía para CDMX).
6. **Índice de Rezago Social (IRS) por Localidad (2020):** Archivo `IRS_localidades_2020.xlsx`, publicado por CONEVAL. Contiene el IRS y sus componentes para todas las localidades del país. Para este estudio, se agregaron los datos de las localidades de la CDMX para obtener un IRS promedio ponderado por población a nivel municipal (alcaldía) para el año 2020.

3.2. Preprocesamiento de Datos e Ingeniería de Características

El conjunto de datos original de la FGJCDMX (`carpetasFGJ_acumulado_2025_01.csv`), con 2,098,743 registros iniciales, se sometió a un riguroso proceso de limpieza y transformación utilizando Python y la librería Pandas:

- **Limpieza y Formateo de Fechas y Horas:** Las columnas `fecha_hecho` y `hora_hecho` se procesaron para crear una columna datetime unificada `fecha_hora_hecho`. Se manejaron formatos inconsistentes y valores faltantes; las horas no válidas o faltantes se imputaron como '00:00' antes de la combinación para asegurar la integridad de la serie temporal. Se eliminaron registros con `fecha_hora_hecho` inválida.
- **Filtrado Temporal:** El DataFrame se filtró para incluir únicamente registros donde el año de `fecha_hora_hecho` fuera mayor o igual a 2016 y menor o igual a 2024 (hasta octubre), resultando en 2,012,191 registros.
- **Estandarización de Ubicación (Alcaldía):** Se utilizó la columna `alcaldia_hecho`. Los nombres de las alcaldías se convirtieron a mayúsculas, se eliminaron espacios extra y se aplicaron correcciones específicas (ej. "GUSTAVO A. MADERO.ª" "GUSTAVO_A_MADERO"). Se eliminaron registros con `alcaldia` faltante (1,989,312 registros restantes).
- **Manejo de Coordenadas Geográficas:** Se eliminaron registros donde `latitud` o `longitud` fueran nulas. Tras este paso y los anteriores, el DataFrame principal para análisis (`df`) quedó con 1,917,344 registros.
- **Creación de Variables Temporales:** A partir de `fecha_hora_hecho`, se generaron: `day_of_week` (0=Lunes, 6=Domingo), `hour_of_day` (0-23), `month_of_year` (1-12), `year_cat` (año), `is_weekend` (binaria), `is_morning_rush` (7-9h, binaria), y `is_evening_rush` (18-20h, binaria).
- **Clasificación del Delito y Tipo de Violencia:** Se creó la columna `tipoViolencia` ('CON VIOLENCIA', 'SIN VIOLENCIA') basada en la presencia de palabras clave (ej. 'CON VIOLENCIA', 'C/V', 'CON ARMA') en la columna `delito`. Se crearon variables binarias para identificar tipos específicos de robo: `is.metro.robo`: Basado en `categoria.delito == 'ROBO A PASAJERO A BORDO DEL METRO CON Y SIN VIOLENCIA'`. Otras categorías como `is.metrobus.robo`, etc., se crearon utilizando patrones de texto.
- **Creación de `transport_mode`:** Se generó una columna categórica `transport_mode` ('Metro', 'Metrobus', etc.) basada en las variables binarias anteriores.
- **Procesamiento de Datos de Afluencia y Geográficos:** (Detalles omitidos por brevedad, pero incluyen limpieza y unión de datos).
- **Selección Final de Columnas:** (Detalles omitidos).

3.3. Modelado Predictivo con Facebook Prophet

Para pronosticar la incidencia diaria de robos en el STC Metro:

- **Preparación de la Serie Temporal:** Agregación diaria, columnas `ds` e `y_orig`.
- **Transformación Logarítmica:** $y = \log(1 + y_{\text{orig}})$.
- **Incorporación de Regresores Externos:** `afluencia` diaria y `pandemia_lockdown` (binario).
- **División de Datos:** Entrenamiento y prueba (últimos 12 meses).
- **Configuración y Entrenamiento del Modelo Prophet:** `interval_width=0.95`, `seasonality_mode='additive'`, `changepoint_prior_scale=0.1`, `seasonality_prior_scale=20.0`. Estacionalidades anual, semanal. Feriados de México. Regresores aditivos.
- **Predicción y Evaluación:** Reversión a escala original ($\exp(x) - 1$). Métricas:
 - Error Absoluto Medio (MAE):

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (2)$$

- Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE):

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (3)$$

- Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE):

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100 \% \quad (\text{para } y_i \neq 0) \quad (4)$$

- **Análisis de Residuos:** Comportamiento temporal, distribución (histograma), autocorrelación (ACF).

3.4. Análisis Espacial

Se realizaron diversos análisis espaciales utilizando Python con GeoPandas, SciPy y PySAL:

- **Asignación de Robos a Estaciones:** Usando `cKDTree` y umbral de 400m.
- **Agregación y Cálculo de Tasa de Robo por Estación:** Anual, normalizada por afluencia (`(numero_robos / afluencia_anual) * 100,000`).
- **Preparación de Datos para Análisis LISA a Nivel Alcaldía (Año 2020):** Unión de conteos de robos en Metro, Coeficiente de Gini 2020, e IRS 2020 (promedio ponderado).
- **Análisis de Autocorrelación Espacial (LISA):** Matriz de pesos espaciales (Queen). Moran Global. LISA Univariado (robos Metro 2020). LISA Bivariado (Robos vs. Gini 2020; Robos vs. IRS 2020).
- **Software y Herramientas:** Python 3.x, Pandas, NumPy, GeoPandas, Matplotlib, Seaborn, Prophet, SciPy, LibPySAL, ESDA.

4. Resultados del Análisis Descriptivo y Espacial

4.1. Panorama General del Robo y Modalidades de Violencia

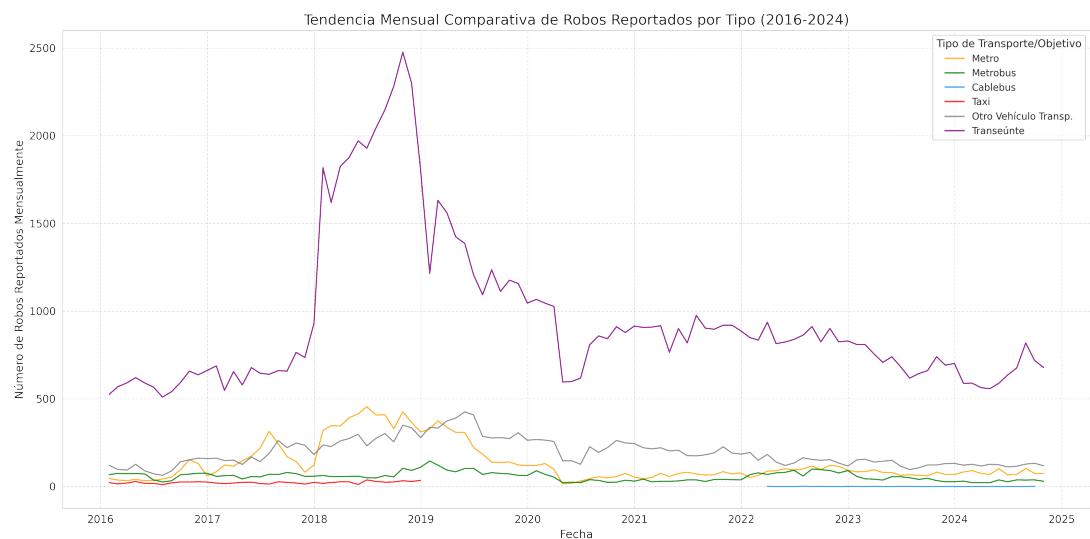


Figura 1: Tendencia Mensual de Robos Reportados en Transporte (2016-2024).

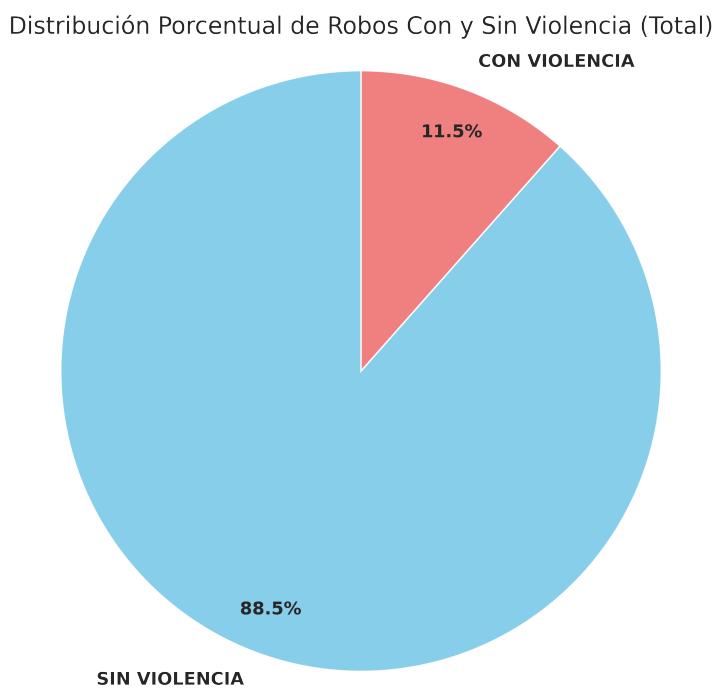


Figura 2: Distribución Porcentual de Robos Con y Sin Violencia - Total Dataset.

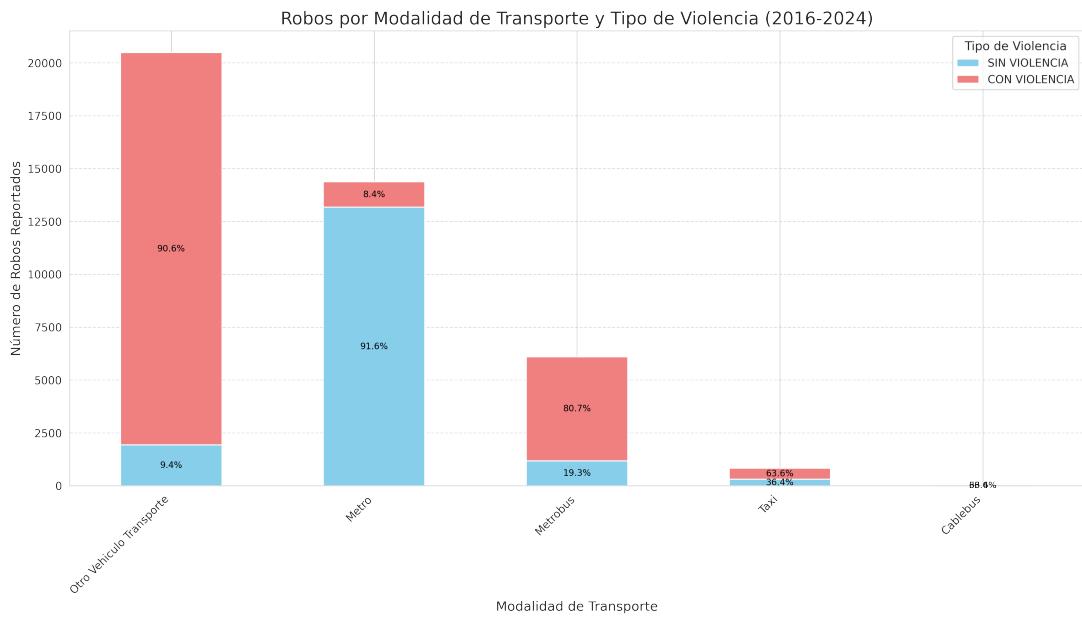


Figura 3: Robos por Modalidad de Transporte y Tipo de Violencia (2016-2024).

4.2. Patrones Temporales Detallados del Robo en Metro

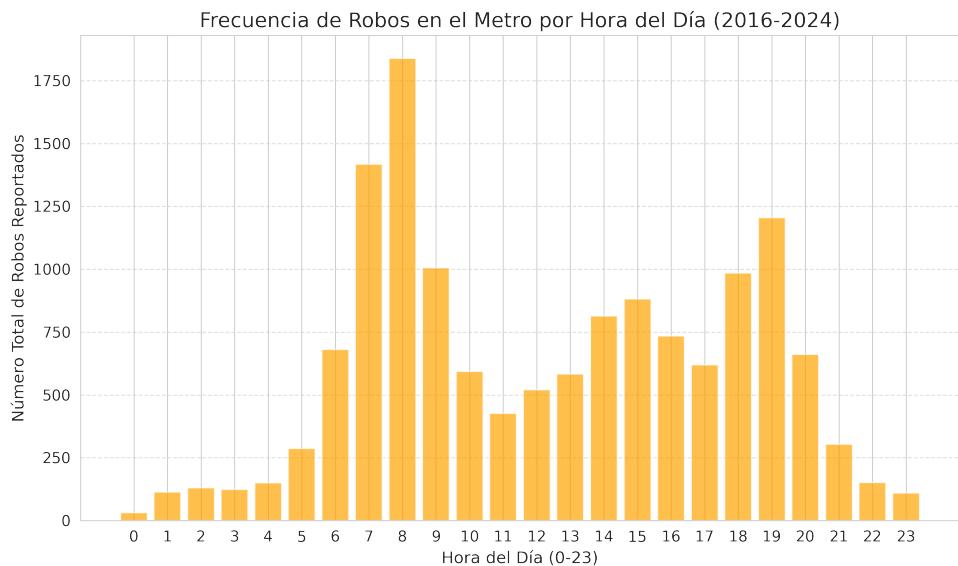


Figura 4: Frecuencia de Robos en el Metro por Hora del Día (2016-2024).

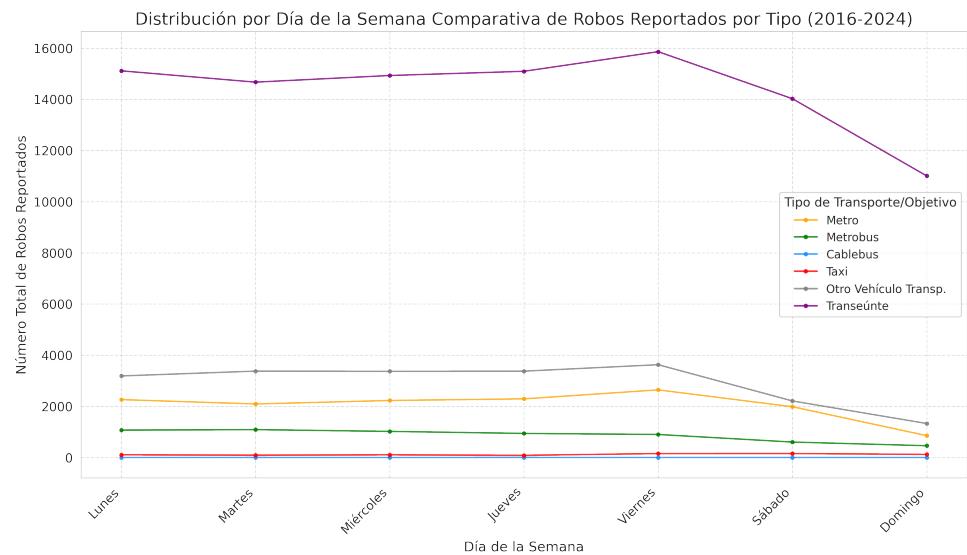


Figura 5: Patrón Semanal Comparativo de Robos (Línea naranja representa Metro).

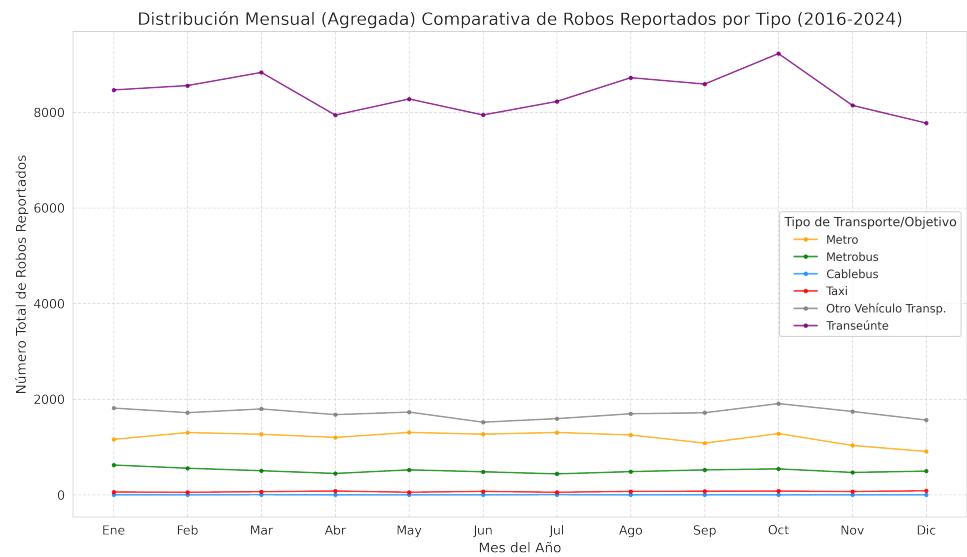


Figura 6: Patrón Mensual Comparativo Agregado de Robos (Línea naranja representa Metro).

4.3. Distribución Geográfica de Robos en Metro

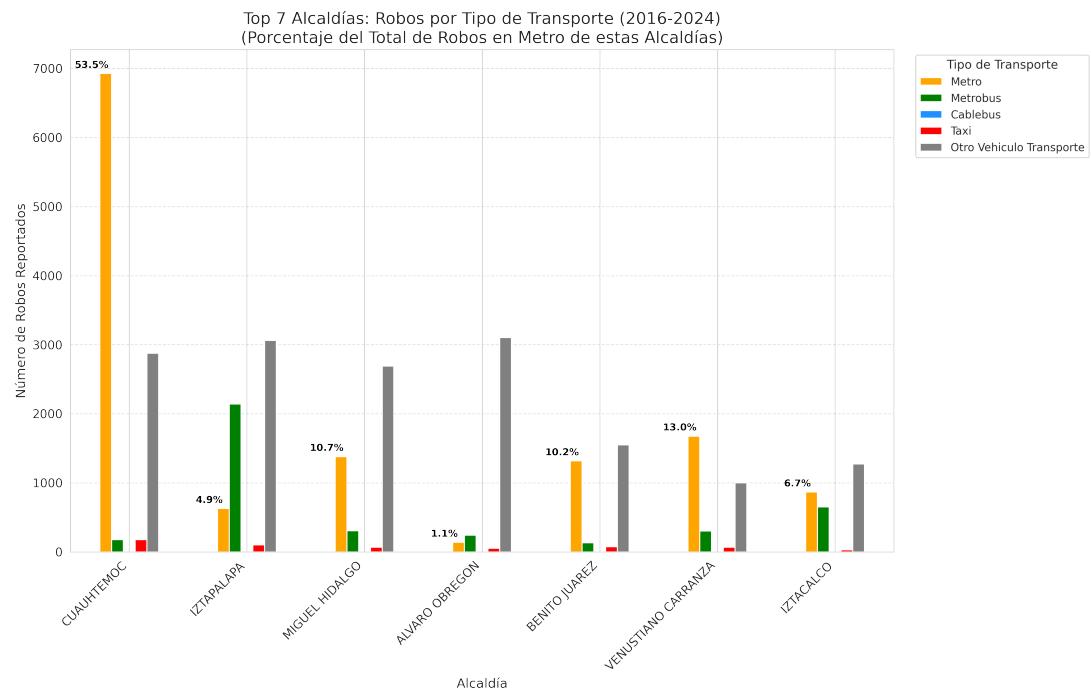


Figura 7: Top 7 Alcaldías: Robos por Tipo de Transporte y Porcentaje del Total de Robos en Metro.

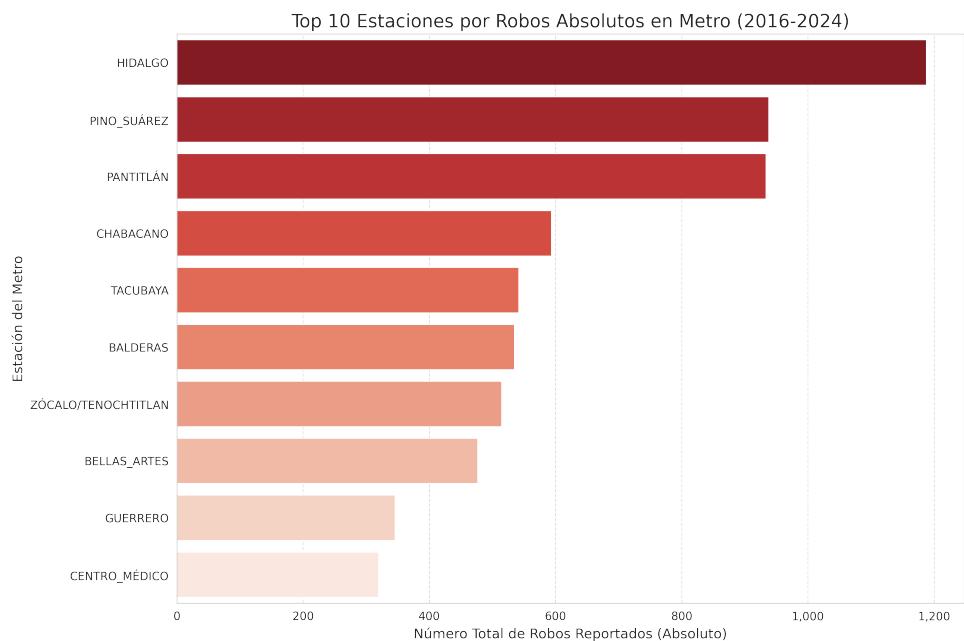


Figura 8: Top 10 Estaciones por Robos Absolutos en Metro (2016-2024).

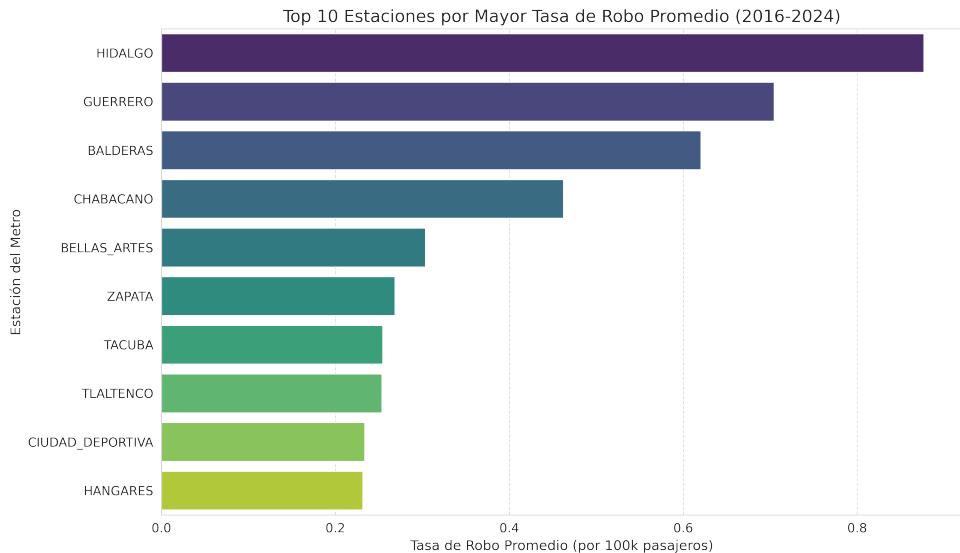
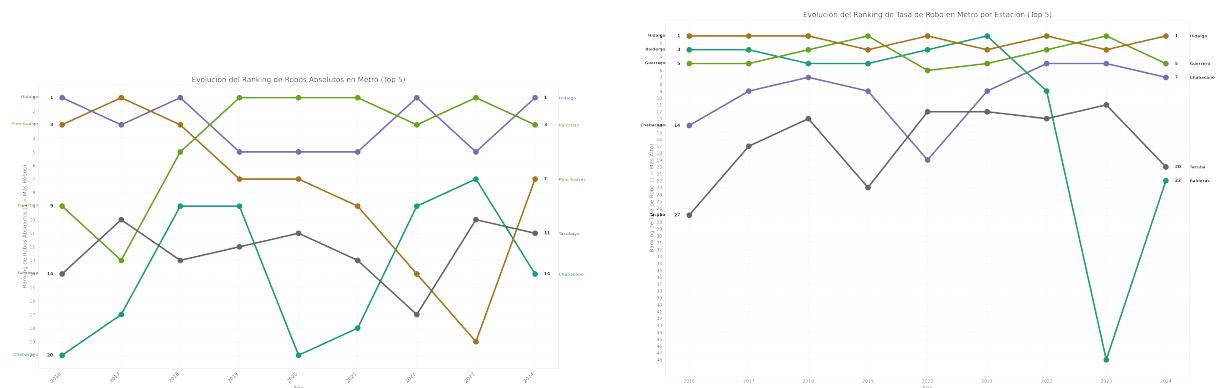


Figura 9: Top 10 Estaciones por Mayor Tasa de Robo Promedio (2016-2024).



(a) Evolución del ranking de estaciones por robos absolutos.

(b) Evolución del ranking de estaciones por tasa de robo.

Figura 10: Bump Charts de la evolución del ranking de las Top 5 estaciones.

4.4. Relación entre Afluencia y Robos en el Metro

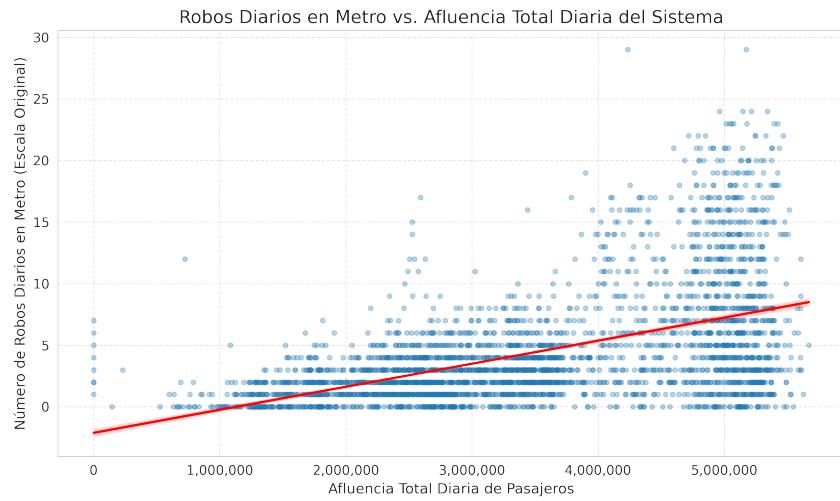


Figura 11: Robos Diarios en Metro vs. Afluencia Total Diaria del Sistema (2016-2024).

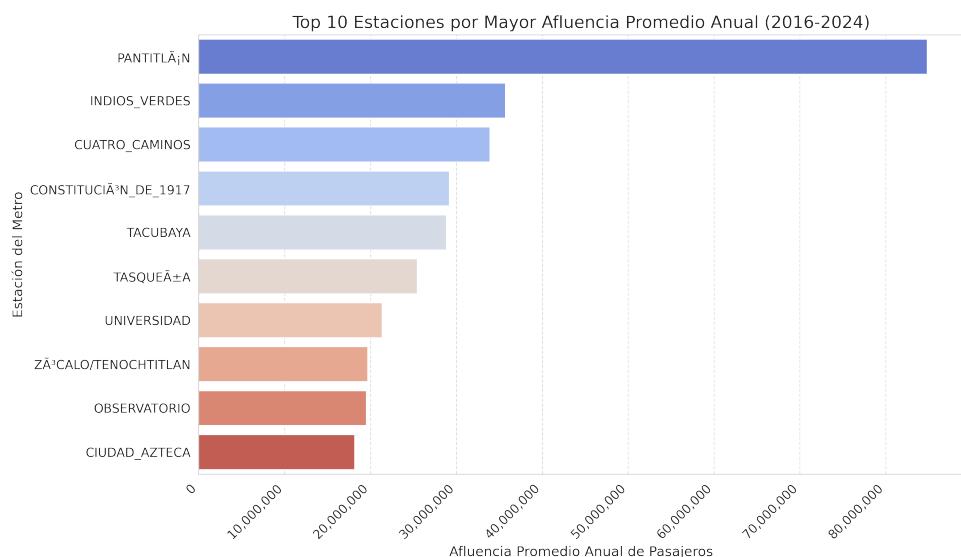
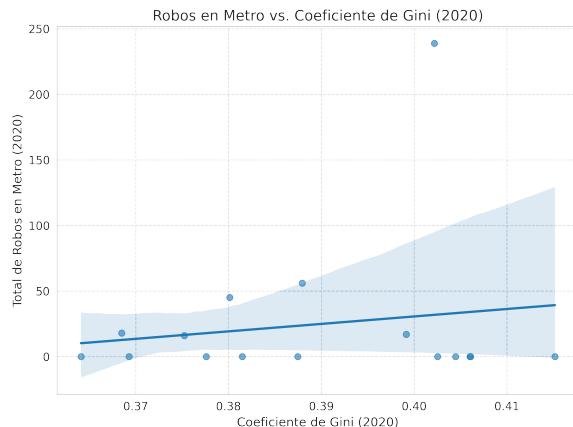
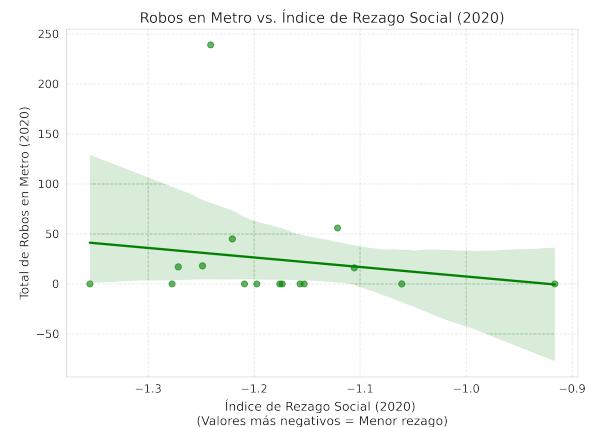


Figura 12: Top 10 Estaciones por Afluencia Promedio (Periodo Analizado).

4.5. Relación entre Robos en Metro y Factores Socioeconómicos (Alcaldías, 2020)



(a) Robos en Metro vs. Coeficiente de Gini (Alcaldías, 2020).



(b) Robos en Metro vs. Índice de Rezago Social (Alcaldías, 2020).

Figura 13: Correlación simple entre robos en Metro y factores socioeconómicos (2020).

Clusters LISA de Robos en Metro por Alcaldía (2020)

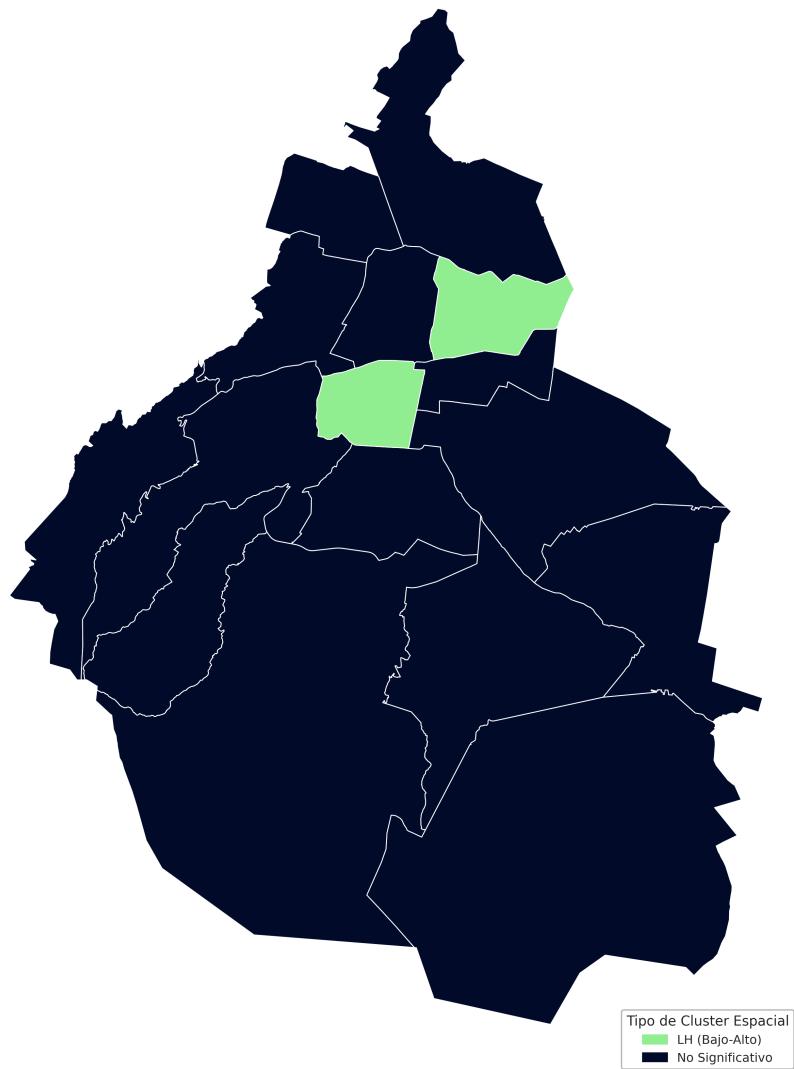
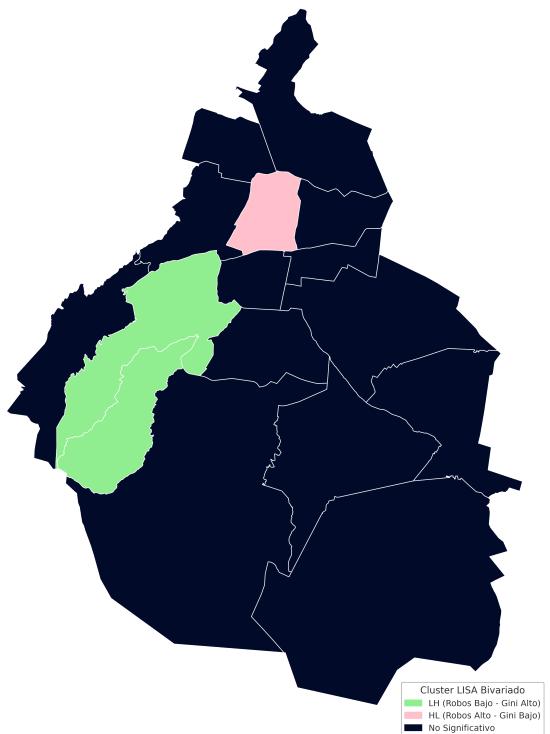


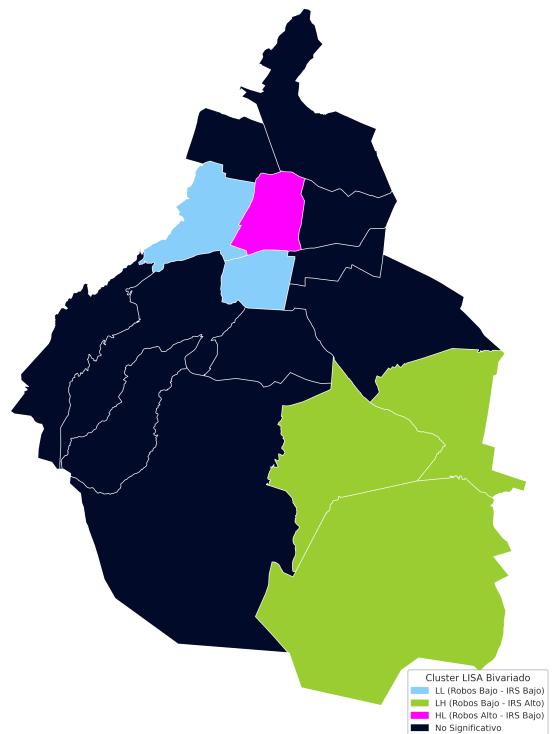
Figura 14: Mapa de Autocorrelación Espacial Local (LISA) Univariado para Robos en Metro por Alcaldía (2020).

LISA Bivariado: Robos en Metro vs. Gini por Alcaldía (2020)



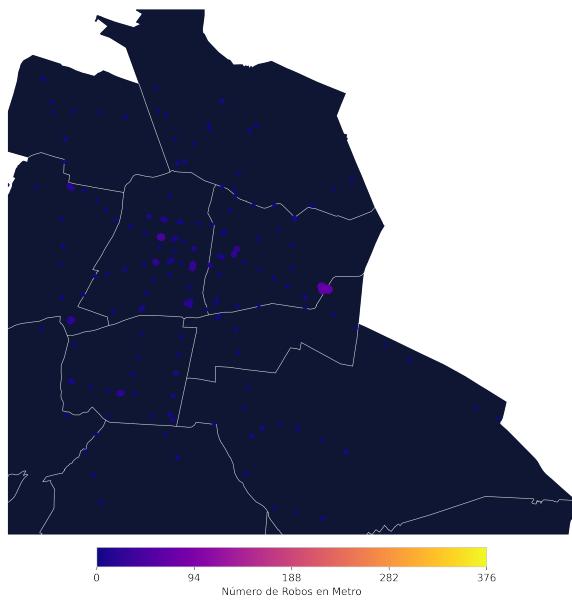
(a) LISA Bivariado: Robos en Metro vs. Gini (2020).

LISA Bivariado: Robos en Metro vs. IRS por Alcaldía (2020)

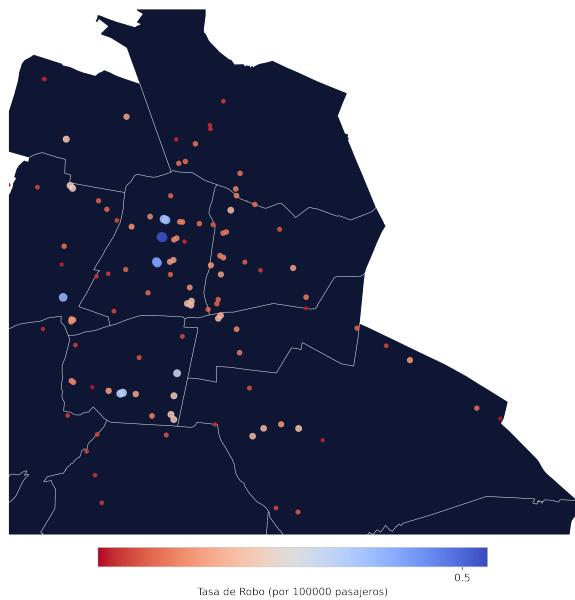


(b) LISA Bivariado: Robos en Metro vs. IRS (2020).

Figura 15: Mapas de Autocorrelación Espacial Local (LISA) Bivariados (2020).



(a) Robos absolutos por estación (2020).



(b) Tasa de robo por estación (2020).

Figura 16: Distribución espacial de robos en estaciones del Metro para el año 2020.

5. Resultados del Modelado Predictivo con Prophet

5.1. Ajuste del Modelo y Métricas de Evaluación

El modelo Prophet se entrenó con datos diarios de robos en el Metro (transformados logarítmicamente) desde enero de 2016 hasta aproximadamente octubre de 2023, reservando los últimos 12 meses (hasta octubre de 2024) como conjunto de prueba. Las métricas de evaluación se calcularon sobre las predicciones revertidas a la escala original en el conjunto de prueba:

- **Error Absoluto Medio (MAE): 1.31 robos.**
- **Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE): 1.73 robos.**
- **Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE): 46.84 %** (calculado sobre días con robos >0).

5.2. Predicción Principal y Descomposición de Componentes

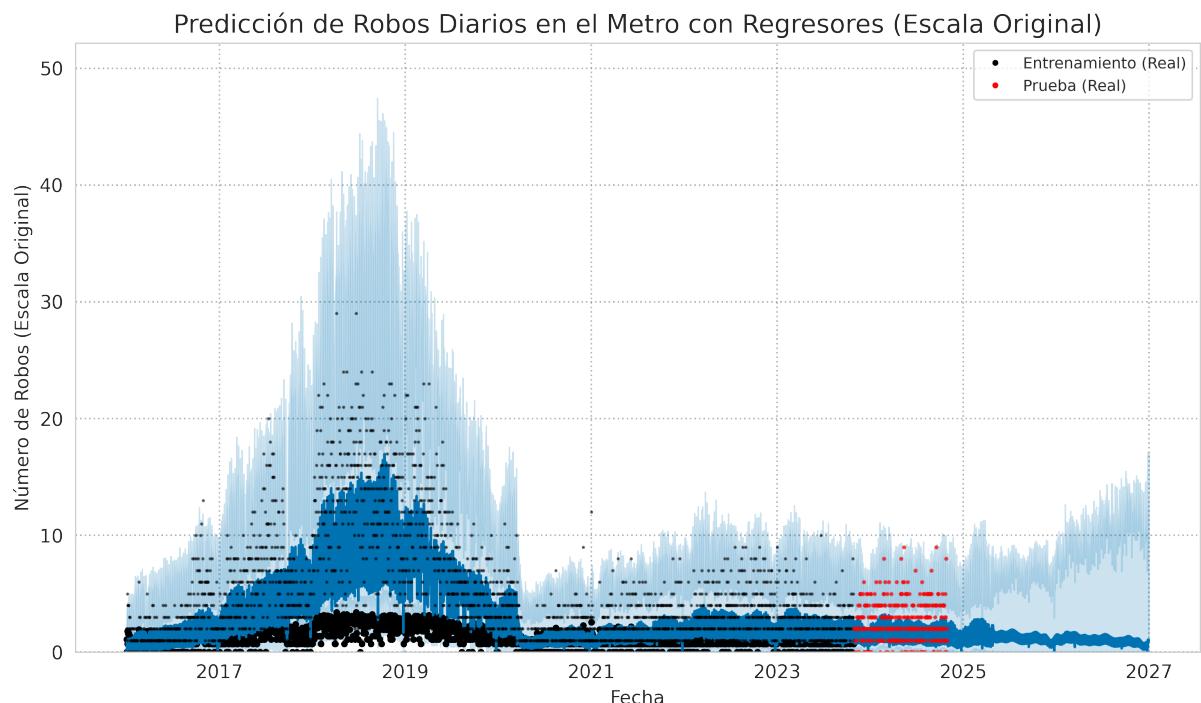


Figura 17: Predicción de Robos Diarios en el Metro con Prophet (Escala Original) y Datos Reales.

Descomposición de Componentes del Modelo Prophet

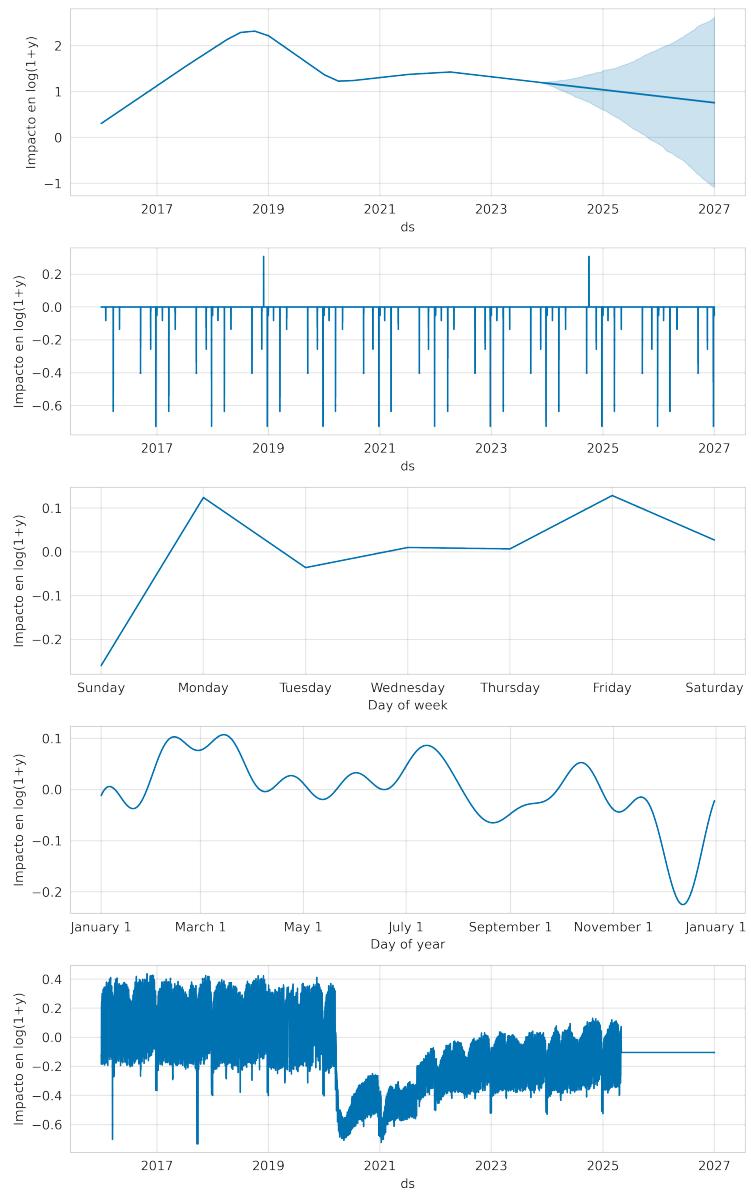


Figura 18: Descomposición de Componentes del Modelo Prophet (Escala Logarítmica).

5.3. Análisis de Residuos del Modelo Prophet

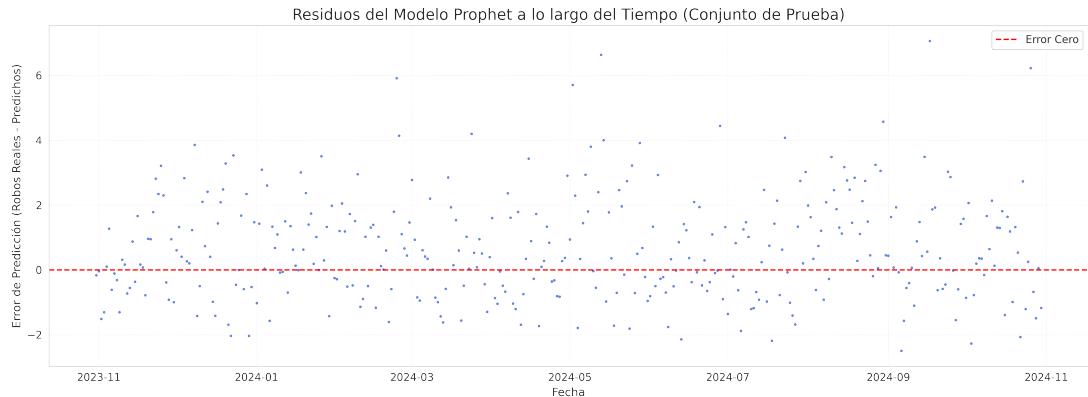


Figura 19: Residuos del Modelo Prophet (Valor Real - Predicción) vs. Tiempo (Conjunto de Prueba).

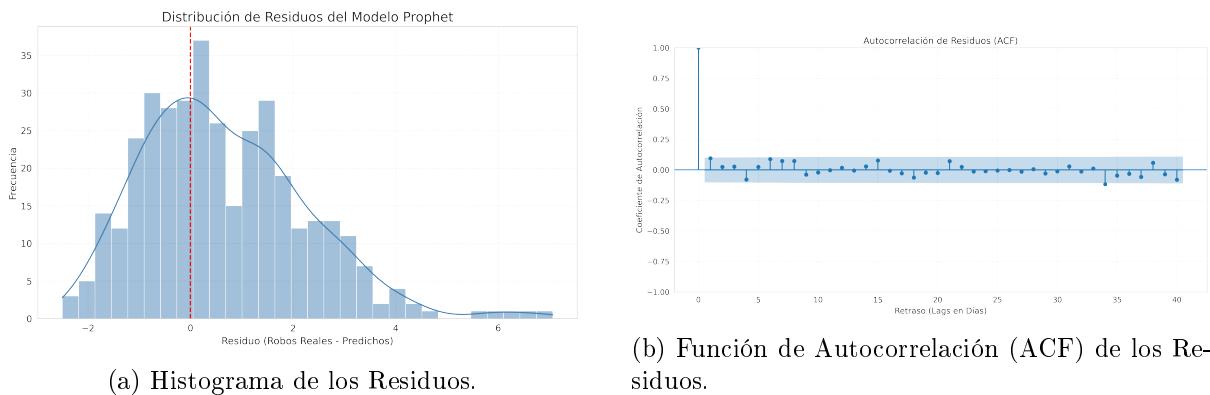


Figura 20: Análisis de la Distribución y Autocorrelación de los Residuos del Modelo Prophet.

6. Discusión

Los resultados de este estudio ofrecen una visión multifacética del fenómeno del robo en el STC Metro de la Ciudad de México, combinando análisis descriptivos, espaciales y predictivos.

6.1. Interpretación de los Hallazgos Principales

- Naturaleza del Robo en el Metro: Oportunidad y Baja Violencia:** Un hallazgo central es que, si bien el Metro experimenta un volumen considerable de robos (siendo el tercer modo de transporte/situación con más incidentes después del robo a transeúnte y en "Otro Vehículo Transporte"), la abrumadora mayoría de estos incidentes (91.5 %) son **sin violencia**. Esto contrasta fuertemente con otros modos como "Otro Vehículo Transporte" (90.6 % con violencia) o Metrobus (80.7 % con violencia). Este patrón sugiere que el robo en el Metro es predominantemente oportunista, probablemente facilitado por las aglomeraciones y descuidos, característico del carterismo. La **Teoría de las Actividades Rutinarias** (Cohen & Felson, 1979) ayuda a interpretar esto: las horas pico y las estaciones concurridas proveen abundantes objetivos atractivos; la densidad de pasajeros puede, paradójicamente, disminuir la "vigilancia capaz individual, aunque la presencia general de otros usuarios y personal de seguridad podría disuadir la violencia abierta.

- **Patrones Temporales y Espaciales Consistentes:** El estudio confirma la existencia de patrones temporales bien definidos: picos de robo durante las **horas de mayor afluencia** (7-9 AM y 18-20 PM) y los días **viernes**. Estos patrones se alinean con los flujos de movilidad laboral y de ocio de la ciudad. Geográficamente, la **Alcaldía Cuauhtémoc** emerge como el principal epicentro de robos en el Metro, seguida por otras alcaldías centrales. A nivel de estación, **Hidalgo, Pino Suárez y Pantitlán** lideran en volumen absoluto de robos. Sin embargo, al normalizar por afluencia (tasa de robo), estaciones como **Hidalgo y Guerrero** muestran el mayor riesgo relativo. Esta distinción entre volumen y tasa es crucial para la focalización de recursos.
- **Afluencia como Factor Explicativo y Predictivo:** La afluencia de pasajeros demostró ser un factor significativamente correlacionado con la incidencia de robos ($r = 0.513$) y un regresor útil en el modelo Prophet. Esto es coherente con la lógica de que más personas implican más oportunidades. Sin embargo, el R^2 de 0.263 indica que, si bien la afluencia es importante, otros factores no medidos en esa correlación simple también influyen en la variabilidad de los robos.
- **Modelo Prophet: Predicción Robusta con Matices:** El modelo Prophet logró un desempeño razonable en la predicción de robos diarios ($MAE \approx 1.31$), capturando tendencias, estacionalidades y el impacto de la afluencia y la pandemia. La interpretabilidad de sus componentes es una fortaleza, permitiendo entender cómo cada factor contribuye a la propensión al robo. No obstante, el análisis de residuos reveló autocorrelación en lags cortos (1 día) y medio plazo (34 días), sugiriendo que hay dinámicas temporales más finas que el modelo actual no captura completamente.
- **La Compleja Relación con Factores Socioeconómicos (Gini e IRS):** Contrario a algunas hipótesis de la literatura criminológica que sugieren una fuerte relación entre desigualdad y crimen (ej. Carrillo-Sagástegui et al., 2022), este estudio **no encontró una correlación lineal global estadísticamente significativa** entre los robos en Metro por alcaldía y el Coeficiente de Gini o el Índice de Rezago Social para el año 2020. El análisis de autocorrelación espacial (Moran Global y LISA bivariado) tampoco reveló patrones de co-localización espacial fuertes o generalizados. Esta aparente desconexión podría atribuirse a varios factores:
 - Naturaleza del Delito en Metro:** Como se mencionó, el robo en Metro podría ser más situacional y oportunista, menos directamente ligado a las condiciones socioeconómicas de la alcaldía donde se ubica la estación, y más a las dinámicas internas del sistema (flujos, diseño, vigilancia).
 - Nivel de Agregación:** El análisis a nivel alcaldía puede enmascarar heterogeneidades y relaciones existentes a escalas más finas (colonias o AGEBs cercanas a estaciones).
 - Movilidad:** Las víctimas y victimarios en el Metro no necesariamente residen ni operan exclusivamente en la alcaldía donde ocurre el delito. El Metro es un sistema de tránsito que conecta diversas áreas socioeconómicas.
 - Limitaciones del Análisis Transversal:** Un único punto en el tiempo (2020) para los indicadores socioeconómicos limita la capacidad de inferir relaciones dinámicas.

6.2. Implicaciones para la Prevención del Delito y Políticas Públicas

Los hallazgos tienen implicaciones directas para el diseño de estrategias de seguridad:

- **Focalización Diferenciada:** La baja incidencia de violencia en el Metro sugiere que las estrategias deberían enfocarse más en la prevención del hurto (CPTED, vigilancia disuasoria, campañas de concientización) que en respuestas de confrontación directa, a diferencia de otros transportes donde la violencia es más prevalente.

- **Inteligencia Temporal y Espacial:** Los patrones horarios, diarios y geográficos identificados permiten una asignación más eficiente de recursos de vigilancia y patrullaje, tanto a nivel de alcaldía como de estación.
- **Importancia del Diseño Ambiental:** Los principios CPTED pueden ser clave para reducir oportunidades en estaciones identificadas con alta tasa de robo o problemas de aglomeración.
- **Más Allá de lo Socioeconómico Directo (para el Metro):** Si bien los factores socioeconómicos son cruciales para entender el crimen a nivel ciudad, para el robo específico *dentro* del Metro, las estrategias deben considerar fuertemente las dinámicas operativas y situacionales del propio sistema.

6.3. Limitaciones del Estudio (Recapitulación y Profundización)

Además de las limitaciones ya mencionadas en la Introducción (subregistro, calidad de datos FGJ, agregación socioeconómica, supuestos del modelo), es importante reiterar que la asignación de delitos a estaciones mediante buffers de proximidad es una inferencia. Aunque el umbral de 400m se alinea con prácticas de estudios similares (ej. EVALUA CDMX), no garantiza que todos los delitos asignados hayan ocurrido exactamente dentro de las instalaciones del Metro. Asimismo, la dependencia de datos de denuncia implica que cambios en la propensión a denunciar podrían afectar las tendencias observadas.

7. Conclusiones

Este estudio, mediante la aplicación de técnicas de ciencia de datos, ha logrado desentrañar patrones significativos del delito de robo en el STC Metro de la Ciudad de México para el periodo 2016-2024.

1. El robo en el Metro es un fenómeno con **patrones temporales claros**, concentrándose en horas pico (7-9 AM y 18-20 PM) y los días viernes. La alcaldía **Cuauhtémoc** y estaciones como **Hidalgo, Pino Suárez y Pantitlán** (en volumen absoluto) y **Hidalgo y Guerrero** (en tasa de riesgo) son focos geográficos clave.
2. Una característica distintiva del robo en el Metro es su **predominantemente baja violencia (91.5 % sin violencia)**, diferenciándolo de otros modos de transporte público donde la violencia es más común.
3. La **afluencia de pasajeros** se correlaciona positivamente con la incidencia de robos y es un predictor útil, aunque no el único factor determinante.
4. El modelo predictivo **Facebook Prophet** demostró ser una herramienta robusta para pronosticar robos diarios en el Metro ($MAE \approx 1.31$), identificando componentes de tendencia, estacionalidad y el impacto de regresores. Sin embargo, el análisis de residuos sugiere potencial de mejora en la captura de dependencias temporales de corto y medio plazo.
5. A nivel de alcaldía para el año 2020, **no se encontró una correlación global estadísticamente significativa ni patrones de co-localización espacial claros** entre los robos en Metro y los indicadores de desigualdad (Gini) o rezago social (IRS), sugiriendo que para este delito específico, factores situacionales y operativos del sistema de transporte podrían ser más directamente influyentes que las características socioeconómicas agregadas de las demarcaciones.

Estos hallazgos subrayan la importancia de un enfoque basado en evidencia para la comprensión y prevención del delito, permitiendo pasar de generalizaciones a estrategias focalizadas y adaptadas a las particularidades de cada contexto.

8. Propuestas y Recomendaciones

Basándose en los hallazgos de este estudio y la revisión de literatura, se proponen las siguientes estrategias para mejorar la seguridad en el STC Metro:

8.1. Estrategia de Patrullaje Predictivo y Adaptativo ("Guardián del Algoritmo")

- **Descripción:** Implementar un sistema de patrullaje dinámico que utilice los patrones temporales (horas, días de la semana) y espaciales (estaciones con alta incidencia absoluta o de tasa) identificados en este estudio, junto con la predicción del modelo Prophet y datos de afluencia en tiempo real (si disponibles del Portal de Datos Abiertos), para dirigir los recursos de seguridad (policía asignada al Metro, personal de vigilancia) a los puntos y momentos de mayor riesgo proyectado. Este enfoque podría evolucionar hacia la incorporación de modelos geoespaciales más avanzados (como los mencionados por Yang, 2024, que integran redes de transporte y datos históricos de crimen de manera más granular) para refinar la predicción de "hotspots" dinámicos.
- **Justificación:** La eficacia del patrullaje dirigido a "hotspots" está documentada (Ariel et al., 2017). Investigaciones en la CDMX (Vilalta & Fondevila, 2021) apoyan la superioridad de intervenciones basadas en datos espacio-temporales sobre la vigilancia estática.
- **Consideraciones:** Es crucial que los algoritmos sean transparentes, auditables, libres de sesgos y se enfoquen en la detección del delito, no en perfiles individuales, respetando los derechos humanos.

8.2. Intervenciones Basadas en CPTED para Estaciones Críticas ("Filas Inteligentes")

- **Descripción:** Aplicar principios de Prevención del Delito Mediante el Diseño Ambiental (CPTED) en estaciones identificadas con altas tasas de robo o problemas de aglomeración (ej. Hidalgo, Guerrero, Balderas, Pantitlán, Tacubaya), con un enfoque en soluciones de bajo costo y alto impacto.
 - **Mejora de la Vigilancia Natural:** Instalación estratégica de espejos convexos (ej. de 50 cm) en puntos ciegos, esquinas de pasillos y finales de andén para eliminar refugios visuales y aumentar la visibilidad tanto para pasajeros como para personal de seguridad.
 - **Control de Fluxos y Territorialidad:** En estaciones con alta afluencia y desorden, instalar vallas metálicas modulares o malla ciclónica, junto con señalización clara en el suelo (inspirado en sistemas eficientes como el del metro de Tokio), para indicar dónde formar filas para cada puerta del tren. Esto busca reducir el caos y los empujones, que son el ambiente ideal para el carterista.
 - **Optimización de la Iluminación:** Asegurar y, donde sea necesario, mejorar los niveles de iluminación en todas las áreas públicas de las estaciones, especialmente en accesos, túneles de transbordo y andenes.
- **Justificación y Argumento Costo-Beneficio:** CPTED busca reducir las oportunidades delictivas modificando el entorno físico (Crowe, 2000). La gestión de aglomeraciones y la mejora de la visibilidad son claves, ya que el desorden y los puntos ciegos facilitan el hurto (Ceccato et al., 2015). Las medidas CPTED propuestas son significativamente más económicas que las soluciones tecnológicas de vigilancia masiva.

Cuadro 1: Comparación de costos y beneficios de medidas CPTED y otras.

Medida	Costo Inicial (aprox.)	Costo Operativo Anual	Beneficios / ROI (estimado)
Espejos convexos (50 cm)	\$600–1,000 MXN por espejo	Mantenimiento casi nulo	Aumenta visibilidad y disuasión; ROI muy alto. Incluso pocas incidencias evitadas justifican la inversión.
Vallas / malla ciclónica	~\$164 MXN/m lineal (malla) + \$500–1,000 MXN/m (instal.)	Mantenimiento bajo (limpieza, pintura)	Canalizan el flujo peatonal y refuerzan límites; ROI alto en áreas con problemas de control de flujo.
Cámaras CCTV (básico)	>\$10,000 MXN por cámara	\$5,000–20,000 MXN por estación (personal, electricidad)	Impacto modesto en prevención (CAF, 2017); ROI potencialmente bajo por costo operativo y limitada reducción directa de delitos.
Análisis predictivo / IA	Millones de MXN (infraestructura TI)	Muy alto (servidores, licencias, especialistas)	Eficacia en disuisión directa aún por demostrarse ampliamente en este contexto; ROI incierto debido a altos costos iniciales y de mantenimiento, y complejidad.

Fuente de referencia para CCTV: CAF - banco de desarrollo de América Latina. (2017). Los circuitos cerrados de televisión (CCTV) como herramienta de prevención de la delincuencia. Recuperado de <https://scioteca.caf.com/handle/123456789/1119>

Estas intervenciones no solo buscan reducir el delito, sino también mejorar la **percepción de seguridad** de los usuarios, un factor clave reportado por encuestas como la INEGI-ENSU.

- **Piloto y Evaluación:** Se propone implementar un programa piloto con estas medidas CPTED en una selección de las 5 a 7 estaciones identificadas con las mayores tasas de robo promedio (ej. Hidalgo, Guerrero, Balderas). La implementación se realizaría durante un periodo de 6 a 12 meses, tras lo cual se mediría el impacto en las tasas de robo reportadas y en la percepción de seguridad de los usuarios (mediante encuestas breves en sitio o en línea), comparando con periodos anteriores y con estaciones de control similares. Los datos obtenidos guiarían la expansión o ajuste de la estrategia.

8.3. Fortalecimiento de la Transparencia, Auditoría Ciudadana y Cultura de la Denuncia ("Lupa a los Guardianes")

- **Descripción:** Dada la evidencia documental sobre irregularidades y posibles actos de corrupción en la gestión y seguridad del STC Metro, es indispensable una estrategia que promueva la rendición de cuentas.
 - **Auditorías Rigurosas y Diversificadas:** Realizar auditorías financieras, de desempeño y forenses de manera regular, no solo a la administración del STC Metro, sino también a sus principales contratistas, al sindicato en lo referente a recursos públicos, y a la policía asignada. Conformar un panel técnico independiente para evaluar la calidad de obras y mantenimiento.
 - **Transparencia Proactiva ("Metro Transparente Dashboard"):** Publicar de forma proactiva y en formatos abiertos: licitaciones, contratos, padrón de proveedores, bitácoras de mantenimiento, estadísticas delictivas granulares (similares a las usadas en este estudio), y el desglose del presupuesto ejercido. Crear un portal público interactivo con indicadores clave de operación y seguridad.
 - **Vigilancia Ciudadana con Poder Real:** Fortalecer o crear comités ciudadanos de vigilancia específicos para el STC Metro, con facultades para acompañar auditorías, solicitar información vía transparencia (con garantía de respuesta oportuna) y validar la implementación de recomendaciones. Facilitar canales de denuncia efectivos y protegidos para usuarios y trabajadores.
- **Justificación:** La corrupción y la inefficiencia erosionan la efectividad de cualquier medida de seguridad. Un sistema robusto de rendición de cuentas es fundamental para asegurar que los recursos se utilicen correctamente y que las estrategias de seguridad se implementen con integridad. La transparencia es un disuasivo de malas prácticas y fomenta la confianza ciudadana.

9. Trabajo Futuro

Este estudio sienta las bases para futuras investigaciones que podrían profundizar en la comprensión y predicción del delito en el STC Metro. Las siguientes líneas de trabajo se consideran prioritarias:

1. Modelado Predictivo Avanzado y Geoespacial:

- Explorar modelos de series temporales alternativos o complementarios a Prophet, como ARIMA/SARIMA con variables exógenas, para comparar el rendimiento predictivo, especialmente en la captura de las autocorrelaciones residuales identificadas.
- Investigar la aplicación de arquitecturas de **aprendizaje profundo (Deep Learning)**, como Redes Neuronales Recurrentes (RNN), Long Short-Term Memory (LSTM), o Redes Neuronales Gráficas (GNN). Estas podrían ser particularmente efectivas al modelar secuencias complejas de incidencia criminal e integrar múltiples fuentes de datos dinámicos, como flujos detallados de pasajeros entre estaciones, características socioeconómicas a nivel de estación o de su área de influencia inmediata, y datos sobre la configuración de la red de transporte.
- Profundizar en **modelos geoespaciales predictivos avanzados**. Inspirados en propuestas como la de Yang (2024), se podría desarrollar o adaptar modelos como ST-Cokriging u otros enfoques de interpolación y predicción espacio-temporal que integren explícitamente la topología de la red del Metro, los registros históricos de delitos

georreferenciados con mayor precisión, y la localización de las estaciones para "pronosticar actividades criminales dentro y alrededor de los sistemas de transporte con una mayor granularidad y capacidad de identificar "micro-hotspots" dinámicos.

2. Análisis Espacial a Escala Fina y Multivariable:

- Si se logra una georreferenciación más precisa de los delitos (ej. a nivel de andén, pasillo específico, o tramo entre estaciones, quizás mediante una mejora en la recolección de datos de denuncia), se podrían realizar análisis de "micro-hotspots" dentro de las estaciones.
- Aplicar técnicas como la Regresión Geográficamente Ponderada (GWR) para explorar cómo la relación entre el robo y diversos factores (afluencia, características de la estación, indicadores socioeconómicos del entorno inmediato) varía espacialmente a través de la red del Metro.

3. Incorporación y Análisis de Variables Adicionales:

- Enriquecer los modelos predictivos y explicativos con datos adicionales, tales como: eventos especiales en la ciudad (conciertos, partidos, manifestaciones), interrupciones programadas o no programadas del servicio del Metro, datos climáticos (que podrían influir en la afluencia o el comportamiento), y, si se obtienen, indicadores socioeconómicos con mayor granularidad temporal y espacial para las áreas de influencia de las estaciones.
- Analizar el impacto de cambios en la infraestructura o en las políticas de seguridad implementadas en períodos específicos.

4. Evaluación Rigurosa del Impacto de Intervenciones:

Diseñar estudios cuasi-experimentales o Ensayos Controlados Aleatorizados (RCTs), cuando sea factible y ético, para evaluar rigurosamente el impacto de las intervenciones de seguridad propuestas (CPTED, cambios en patrullaje) sobre la incidencia delictiva y la percepción de seguridad.

5. Investigación Cualitativa y Mixta:

- Complementar los análisis cuantitativos con metodologías cualitativas, como entrevistas en profundidad a víctimas de robo en el Metro, personal de seguridad, y trabajadores del sistema, para obtener una comprensión más rica de las dinámicas situacionales, las estrategias de los delincuentes, y las experiencias de los usuarios.
 - Realizar estudios etnográficos en estaciones de alto riesgo para observar directamente las interacciones y los factores ambientales que podrían facilitar el delito.
6. Estudio de la Cifra Negra Específica del Metro:
- Diseñar e implementar encuestas de victimización focalizadas en usuarios del STC Metro para obtener una estimación más precisa de la magnitud del subregistro de denuncias por robos ocurridos dentro del sistema, y para entender las razones de la no denuncia.

Referencias

- [1] Agencia Digital de Innovación Pública (ADIP). (2020). *Alcaldías de la Ciudad de México* [Conjunto de datos Shapefile]. Portal de Datos Abiertos de la Ciudad de México. Recuperado de <https://datos.cdmx.gob.mx/dataset/alcaldias>
- [2] Algotive.ai. (s.f.). *Insecurity in Mexico and the Use of Intelligent Systems for Public Safety*. Recuperado el 1 de junio de 2025, de <https://www.algotive.ai/blog/insecurity-in-mexico-and-the-use-of-intelligent-systems-for-public-safety>
- [3] Ariel, B., Bland, M., & Sutherland, A. (2017). ‘Lowering the threshold of effective deterrence’—Testing the effect of private security agents in public spaces on crime: A randomized controlled trial in a mass transit system. *PLoS One*, 12(12), e0187392. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0187392>
- [4] Auditoría Superior de la Federación (ASF). (2021). *Informe del Resultado de la Fiscalización Superior de la Cuenta Pública 2020 (Auditoría de Cumplimiento Financiero: 2020-3-09J0U-19-0360-2021 0360-GB-RF - Ampliación de la Línea 12 del Sistema de Transporte Colectivo)*. Recuperado de https://www.asf.gob.mx/Trans/Informes/IR2020c/Documentos/Auditorias/2020_0360_a.pdf
- [5] Beltrán, J. F. (2025, 2 de mayo). Joven exhibe a policías que los querían extorsionar en el Metro de CDMX por una 'revisión'. *InfoBAE México*. Recuperado de <https://www.infobae.com/mexico/2025/05/02/joven-exhibe-a-policias-que-los-querian-extorsionar-en-el-metro-de-cdmx-por-una-revision>
- [6] Capital21. (2023, 2 de enero). *Delincuencia organizada robó más de 14 mil metros de cableado del Metro CDMX*. Capital21. Recuperado de <https://www.capital21.cdmx.gob.mx/noticias/?p=36937>
- [7] Carrillo-Sagástegui, L. L., García-Fernández, F., & López-Arévalo, J. A. (2022). La relación entre desigualdad y crimen en el contexto de los estados con mayor pobreza en México: los casos de Guerrero, Oaxaca y Chiapas. *Estudios Sociales. Revista de Alimentación Contemporánea y Desarrollo Regional*, 32(59), e221208. <https://doi.org/10.24836/es.v32i59.1208>
- [8] Ceccato, V., Kahn, T., & Lange, R. (2015). The geography of crime and fear of crime in Stockholm's public transport system. *Journal of Transport Geography*, 47, 88-98. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2015.06.020>
- [9] Ciudad de México. (2017). *Constitución Política de la Ciudad de México*. Gaceta Oficial de la Ciudad de México.
- [10] Ciudad de México. (2022). *Ley de Fiscalización Superior de la Ciudad de México*. Gaceta Oficial de la Ciudad de México. Recuperado de <https://ascm.gob.mx/wp-content/uploads/2022/09/LEY-DE-FISCALIZACION-SUPERIOR-DE-LA-CIUDAD-DE-MEXICO-Septiembre-de-2022.pdf>
- [11] Ciudad de México. (2016). *Ley de Transparencia, Acceso a la Información Pública y Rendición de Cuentas de la Ciudad de México*. Gaceta Oficial de la Ciudad de México. (Última reforma publicada el 15 de diciembre de 2023). Recuperado de <https://data.consejeria.cdmx.gob.mx/index.php/leyes/leyes/1274-ley-de-transparencia-acceso-a-la-informacion-publica-y-rendicion-de-cuentas-de-la-ciudad-de-mexico>
- [12] Cohen, L. E., & Felson, M. (1979). Social Change and Crime Rate Trends: A Routine Activity Approach. *American Sociological Review*, 44(4), 588-608.

- [13] Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (CONEVAL). (2020a). *Medición de la pobreza a nivel municipal 2020* [Conjunto de datos Gini: GiniMunicipios2010_2015_2020.xlsx; Conjunto de datos IRS: IRS_ent_mun_2000_2020.csv]. CONEVAL. Recuperado de https://www.coneval.org.mx/Medicion/Paginas/Cohesion_Social.aspx
- [14] Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (CONEVAL). (2020b). *Índice de Rezago Social por Localidad 2000-2020* [Conjunto de datos: IRS_loc_2000_2020.zip]. Recuperado de https://www.coneval.org.mx/Medicion/Documents/IRS_2020/IRS_loc_2000_2020.zip
- [15] Cozens, P. M. (2015). Crime Prevention Through Environmental Design (CPTED): A Review and Modern Bibliography. *Journal of Planning Literature*, 30(2), 111-129. <https://doi.org/10.1177/0885412215594325>
- [16] Crowe, T. D. (2000). *Crime Prevention Through Environmental Design: Applications of architectural design and space management concepts* (2nd ed.). Butterworth-Heinemann.
- [17] Exige PRI en Senado destitución de titular del Metro; acusan negligencia y corrupción. (2025, 5 de febrero). *La Crónica de Hoy*. Recuperado de <https://www.cronica.com.mx/metropoli/2025/02/05/exige-pri-en-senado-destitucion-de-titular-del-metro-acusan-negligencia-y-corrupcion/>
- [18] Fiscalía General de Justicia de la Ciudad de México (FGJCDMX). (2024). *Carpetas de Investigación FGJ* [Conjunto de datos: carpetasFGJ_acumulado_2025_01.csv]. Portal de Datos Abiertos de la Ciudad de México. Recuperado de <https://datos.cdmx.gob.mx/dataset/carpetas-de-investigacion-fgj-de-la-ciudad-de-mexico>
- [19] Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). (2024, abril). *Encuesta Nacional de Seguridad Pública Urbana (ENSU): Primer trimestre de 2024*. Recuperado de <https://www.inegi.org.mx/programas/ensu/>
- [20] Mayén, B. (2023, 18 de septiembre). ¿Cuál es la familia que controla el Metro de CDMX y gana casi medio millón de pesos al mes?. *InfoBAE México*. Recuperado de <https://www.infobae.com/mexico/2023/09/18/cual-es-la-familia-que-controla-el-metro-de-cdmx-y-gana-casi-medio-millon-de-pesos-al-me>
- [21] Merton, R. K. (1938). Social Structure and Anomie. *American Sociological Review*, 3(5), 672-682.
- [22] Pakhmode, V., Gavel, S., Wagh, A., Meshram, C., & Sonawane, P. (2024). Regional Crime Data Analysis and Insights Using Fb Prophet. *International Research Journal on Advanced Engineering and Management (IRJAEM)*, 2(05), 1395-1401. <https://doi.org/10.47392/IRJAEM.2024.0192>
- [23] Rubí, M. (2023, 16 de noviembre). *Un halo de opacidad envuelve al sindicato del Metro*. Mexicanos Contra la Corrupción y la Impunidad. Recuperado de <https://contralacorrupcion.mx/metro-cdmx-hundido-en-la-indiferencia/un-halo-de-opacidad-envuelve-al-sindicato/>
- [24] Secretaría de Movilidad de la Ciudad de México (SEMOVI) / Portal de Datos Abiertos CDMX. (s.f.). *Líneas y Estaciones del STC Metro (Shapefile)* [Conjunto de datos: stcmetro_shp.zip]. Recuperado de <https://datos.cdmx.gob.mx/dataset/lneas-y-estaciones-del-stc-metro>

- [25] Sistema de Transporte Colectivo Metro (STC Metro). (2019, 29 de julio). *Directora del STC denuncia corrupción*. [Comunicado oficial].
- [26] Sistema de Transporte Colectivo Metro (STC Metro). (2024). *Afluencia diaria del Metro CDMX* [Conjunto de datos: Afluencia_metro-2025-05-18.csv]. Portal de Datos Abiertos de la Ciudad de México. Recuperado de <https://datos.cdmx.gob.mx/dataset/afluencia-diaria-del-metro-cdmx>
- [27] Taylor, S. J., & Letham, B. (2018). Forecasting at scale. *The American Statistician*, 72(1), 37-45. <https://doi.org/10.1080/00031305.2017.1380080>
- [28] Vilalta, C. J., Sanchez-Siordia, O., & Fondevila, G. (2025). From crime rates to crime harm: Understanding the role of social development in Mexico city. *Politics & Society*. Publicación anticipada en línea. <https://doi.org/10.1177/0032258X251318216>
- [29] Vilalta, C. J., & Fondevila, G. (2021). The spatio-temporal concentration of crime in Mexico City: an optimal forager theory test. *Crime Science*, 10(1), 1-13. <https://doi.org/10.1186/s40163-021-00146-x>
- [30] Yang, B. (2024, abril). *Enhancing Transportation Safety through AI-Driven Crime Prediction in Urban Environments* [Resumen de ponencia]. Reunión Anual de la American Association of Geographers (AAG) 2024, Honolulu, HI, Estados Unidos. Recuperado de <https://aag.secure-platform.com/aag2024/gallery/rounds/74/details/56665>