

Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar, Ciudad de México, México.
ISSN 2707-2207 / ISSN 2707-2215 (en línea), enero-febrero 2025,
Volumen 9, Número 1.

https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v9i1

ANÁLISIS DE MOVILIDAD URBANA CON DATOS GEOESPACIALES EN TIEMPO REAL Y EL MODELO DE GRAVEDAD

**URBAN MOBILITY ANALYSIS WITH REAL-TIME GEOSPATIAL
DATA AND THE GRAVITY MODEL**

Mayra Virginia Carvajal Castillo
Universidad de San Carlos de Guatemala

José Luis Argueta Mayorga
Universidad de San Carlos de Guatemala

Análisis de Movilidad Urbana con Datos Geoespaciales en Tiempo Real y el Modelo de Gravedad

Mayra Virginia Carvajal Castillo ¹

mvcarvajal20@ingenieria.usac.edu.gt

<https://orcid.org/0009-0008-6648-8850>

Universidad de San Carlos de Guatemala
Guatemala

José Luis Argueta Mayorga

jlargueta02@ingenieria.usac.edu.gt

<https://orcid.org/0009-0005-3480-4263>

Universidad de San Carlos de Guatemala
Guatemala

RESUMEN

La movilidad urbana en el Área Metropolitana de la Ciudad de Guatemala está influenciada por el uso del suelo, la congestión y la fricción del viaje. La integración de datos en tiempo real mediante herramientas digitales como *Google Maps* permitió identificar patrones de desplazamiento con mayor precisión. Aplicando el modelo de gravedad, se evidenció que el tiempo de viaje y la congestión son factores más determinantes que la distancia en kilómetros. Los modelos regionales mostraron mejor ajuste que el modelo general, lo que resalta la importancia de abordar la movilidad con un enfoque diferenciado. La falta de bases de datos estructuradas dificulta la planificación del transporte, por lo que se propone combinar datos en tiempo real y trabajo de campo para mejorar la toma de decisiones y optimizar la movilidad urbana.

Palabras clave: modelo de gravedad, datos geoespaciales en tiempo real, movilidad urbana

¹ Autor principal

Correspondencia: mvcarvajal20@ingenieria.usac.edu.gt

Urban Mobility Analysis with Real-Time Geospatial Data and the Gravity Model

ABSTRACT

Urban mobility in the Metropolitan Area of Guatemala City is influenced by land use, congestion, and travel friction. The integration of real-time data through digital tools like Google Maps allowed for a more precise identification of travel patterns. Using the gravity model, it was found that travel time and congestion are more decisive factors than distance in kilometers. Regional models performed better than the general model, highlighting the need for a differentiated approach to mobility. The lack of structured databases hinders transportation planning, making it essential to combine real-time data and fieldwork to improve decision-making and optimize urban mobility.

Keywords: gravity model, real-time geospatial data, urban mobility

Artículo recibido 08 enero 2025

Aceptado para publicación: 13 febrero 2025



INTRODUCCIÓN

El estudio de la movilidad urbana es fundamental para la planificación del transporte, la optimización del tráfico y la sostenibilidad de las ciudades (Simini et al., 2020). La modelación de la movilidad ha evolucionado desde enfoques clásicos hasta metodologías basadas en *big data* y sistemas de análisis en tiempo real. Entre estos enfoques, el modelo de gravedad ha sido ampliamente utilizado para predecir flujos de movilidad, estableciendo que el volumen de desplazamientos es proporcional a la población de las zonas conectadas e inversamente proporcional a la distancia y otros factores de fricción (Hong & Jung, 2016).

Sin embargo, este modelo presenta limitaciones al asumir condiciones de movilidad estáticas y homogéneas, sin considerar las variaciones dinámicas que afectan el tráfico urbano, como la congestión, la disponibilidad de transporte público y eventos imprevistos (Wu et al., 2021). La creciente disponibilidad de datos en tiempo real a través de plataformas digitales ha permitido mejorar la precisión de los modelos de movilidad, incorporando información sobre patrones de desplazamiento y condiciones del tráfico actualizadas (Ali & Abid, 2021; Caiza et al., 2018).

El desarrollo de tecnologías digitales ha facilitado la recopilación masiva de datos mediante sensores urbanos y plataformas de navegación como *Google Maps* y *Waze*, lo que ha dado lugar al concepto de huella digital geográfica. Esta metodología permite caracterizar con mayor precisión la movilidad a través de datos sobre distancia recorrida, tiempos de desplazamiento, velocidad promedio y condiciones del tráfico (Chen et al., 2019). Su integración en modelos de movilidad ha mejorado significativamente la capacidad predictiva y la toma de decisiones en planificación urbana (Rezzouqi et al., 2018; Sornsoongnern et al., 2023).

A pesar de estos avances, no se ha encontrado un modelo de gravedad aplicado al Área Metropolitana de la Ciudad de Guatemala, lo que representa un vacío en el conocimiento sobre la movilidad urbana de la región. Además, a otros niveles de estudio, la huella digital geográfica aún no ha sido ampliamente implementada ni asociada con modelos gravitacionales, lo que limita su aplicación en el análisis de patrones de movilidad a distintas escalas espaciales. La ausencia de integración entre el modelo gravitacional y los datos en tiempo real ha limitado la planificación del transporte, afectando la distribución del tráfico y la optimización de rutas según la demanda real (Haynes & Fotheringham, 2020).

Uno de los principales desafíos es la falta de bases de datos sistematizadas sobre movilidad, lo que impide alimentar modelos predictivos de manera eficiente (Sayed et al., 2017). Aunque existen herramientas que generan información en tiempo real, los datos no han sido organizados ni estructurados adecuadamente, dificultando su aplicación en modelos avanzados (Pokorný, 2017; Wu et al., 2021). Además, la recolección de datos sigue dependiendo de encuestas manuales y estudios fragmentados, lo que restringe la capacidad de proyectar tendencias a largo plazo (Chen et al., 2019).

Otro obstáculo importante es la falta de colaboración entre instituciones públicas, privadas y académicas en el desarrollo de metodologías de modelación de la movilidad. En otras regiones, el uso de *big data* e inteligencia artificial ha optimizado la planificación del transporte (Mikkonen & Luoma, 1999). Sin embargo, en Guatemala, la ausencia de un marco institucional sólido ha impedido la implementación de soluciones innovadoras en movilidad urbana.

Para superar estas limitaciones, es fundamental desarrollar un modelo de movilidad para el Área Metropolitana de la Ciudad de Guatemala, integrando el modelo de gravedad con datos de movilidad en tiempo real. Esto requiere la consolidación de bases de datos estructuradas, la implementación de plataformas de análisis de *big data* y el uso de herramientas de aprendizaje automático para mejorar la capacidad predictiva de los modelos de movilidad. Asimismo, la colaboración entre el sector público y privado es crucial para garantizar la disponibilidad y accesibilidad de los datos, permitiendo una planificación urbana más eficiente y basada en evidencia (Black, 1973; Hong & Jung, 2016).

El objetivo de la investigación es desarrollar un modelo de movilidad basado en el modelo de gravedad que integre información en tiempo real proveniente de la huella digital geográfica, con el propósito de mejorar la estimación de flujos de tráfico en el Área Metropolitana de la Ciudad de Guatemala. Este estudio busca analizar y adaptar la precisión del modelo de gravedad en la caracterización de los patrones de movilidad, considerando las limitaciones estructurales y espaciales de la región.

METODOLOGÍA

La estimación de atracción del modelo de gravedad se basa en asumir que el número de viajes entre dos zonas es directamente proporcional a los viajes generados y atraídos por cada par de las zonas (Yousif, et al., 2019). Además, el modelo de gravedad puede ser inversamente proporcional al tiempo de viaje

requerido para viajes entre cada par de zonas o posee alternativas de variación que pueden explicar el fenómeno de movilidad de cada región.

Se debe adoptar un enfoque regional en el estudio de los patrones de movilidad urbana, en lugar de un enfoque exclusivamente local. Esto permitiría establecer políticas de planificación y gestión que consideren la dinámica integral de un Área Metropolitana (Chen et al., 2019). A menudo, se comete el error de asumir que las soluciones para el Área Metropolitana de la Ciudad de Guatemala deben centrarse únicamente en la Ciudad de Guatemala como un ente aislado. Sin embargo, el análisis debe abarcar toda la región, incluyendo los distintos municipios que la conforman y su interacción constante con los flujos de movilidad del área metropolitana.

Sin embargo, existen dos elementos de reacción básicos en relación con la interacción gravitacional de dos áreas de población: las ciudades con tendencia de poblaciones grandes para generar y atraer más actividades que ciudades con poblaciones pequeñas; e impacto de distancia: por ejemplo, entre más lejos estén los lugares, personas o actividades, menos podrán ellos interactuar (Haynes & Fotheringham, 2020). En relación con la fricción o restricción de movimiento se asocian a aspectos de topografía (Kazerani & Winter, 2009), red de calles (Batista & Bazzan, 2015; Gao, et al., 2013; Hong & Jung, 2016; Masucci, et al., 2013), riachuelos, montañas (Kazerani & Winter, 2009), estructuras de las calles (Hong & Jung, 2016), localidad geográfica del centro de cada área, propiedades estructurales (Gao, et al., 2013), entre otros; por lo que, los esfuerzos de estudios actuales que investigan sobre la movilidad se enfocan en establecer patrones del flujo del tráfico.

Las bases exponenciales de los modelos han presentado un problema reciente en el estudio de los modelos de gravedad, que muchas veces mantienen interacción con el poder inverso de la función de la distancia (Chen, 2015), donde la distancia puede adquirir factores asociados con la fricción o dificultad de movilidad que existe dentro del espacio, donde se observan valores de costo, tiempo de desplazamiento, distancia de desplazamiento, localidad, localización, entre otros. Por tanto, uno de los efectos importantes radica en la precisión del modelo de gravedad y que depende en buena medida en la forma en cómo se define la distancia (Duran-Fernandez & Santos, 2014).

Los modelos de gravedad (Cheng, et al., 2011) incorporan la idea de que los patrones de viajes son el producto de actividades del origen, lo relativo a la atracción del destino, la distribución de viajes (Naser,

et al., 2021) y la dificultad de hacer el viaje; por lo que, incluyen tres factores determinantes: producción, atracción y tiempo de viaje.

Para los efectos de la presente investigación se usó el modelo de gravedad que incorpora los viajes producidos y que se describe a continuación (Cheng, et al., 2011):

$$T_{ij} = P_i \frac{A_i F_{ij}}{\sum_{j=1}^n A_j F_{ij}}$$

donde

T_{ij} = el número de viajes producidos en zona i y atraídos a la zona j.

P_i = el total de número de viajes producidos en zona i.

A_j = el número de viajes atraídos a la zona j.

F_{ij} = la impedancia del viaje entre zonas i y j.

N = total de número de zonas.

No obstante, ha existido una variación del modelo de gravedad, donde al despejar las variables y coeficientes retoma una forma de logaritmo natural donde se incluyen diferentes variables (Tabla 1), para generar la siguiente expresión:

$$\begin{aligned} \ln T_{1j} = & \beta_0 + \beta_1 \ln(SB_{1j}) + \beta_2 \ln(SCu_{1j}) + \beta_3 \ln(SP_{1j}) + \beta_4 \ln(SU_{1j}) + \beta_5 \ln(DT_{1j}) \\ & + \beta_5 \ln(DK_{1j}) + \beta_6 \ln(Dem_{1j}) + \beta_7 \ln(RA_{1j}) + \beta_8 \ln(TA_{1j}) + \beta_9 \ln(TAm_{1j}) \\ & + \beta_{10} \ln(TR_{1j}) + \beta_{11} \ln(TC_{1j}) \end{aligned}$$

Tabla 1. Variables del modelo de gravedad y forma de recolección de información

| Variable | Descripción | Tipo de recolección de información |
|------------|---|---|
| T_{1j} | Número de viajes atraídos por la zona 1 y producidos por la zona j | Información de institución de gobierno y trabajo de campo |
| SB_{1j} | Porcentaje de cobertura de uso de suelo de Bosques de la zona j | Se adquirió del Sistema de Información Geográfica |
| SCu_{1j} | Porcentaje de cobertura de uso de suelos de Cultivos de la zona j | |
| SP_{1j} | Porcentaje de cobertura de uso de suelos de Pastizales de la zona j | |

| | | |
|------------|---|------------------------------|
| SU_{1j} | Porcentaje de cobertura de uso de suelos de Urbano de la zona j | |
| DT_{1j} | Distancia en tiempo de la zona j hacia la zona 1 | |
| DK_{1j} | Distancia en kilómetros de la zona j hacia la zona 1 | |
| Dem_{1j} | Número de demoras de la zona j hacia la zona 1 | Se adquirió de <i>Google</i> |
| RA_{1j} | Número de rutas alternas de la zona j hacia la zona 1 | <i>Maps (Baji, 2018)</i> en |
| TA_{1j} | Tiempo en trayecto azul de la zona j hacia la zona 1 | tiempo real y corroboró |
| TAm_{1j} | Tiempo en trayecto amarillo de la zona j hacia la zona 1 | con trabajo de campo |
| TR_{1j} | Tiempo en trayecto rojo de la zona j hacia la zona 1 | |
| TC_{1j} | Tiempo en trayecto de corinto de la zona j hacia la zona 1 | |

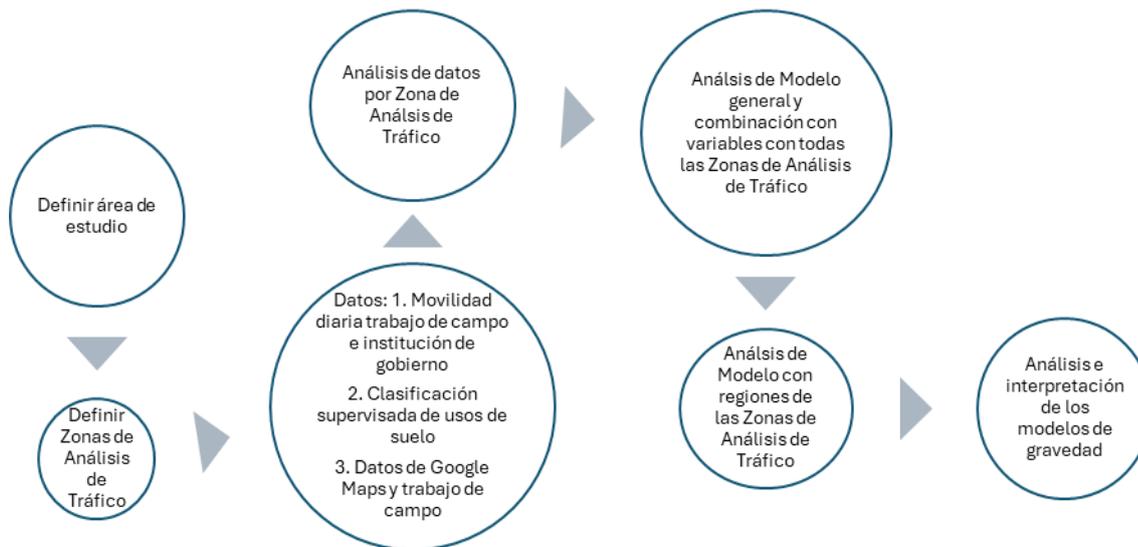
Nota. En la tabla se presentan las variables que involucra el modelo de gravedad aplicado y la fuente de la información recolectada. Elaboración propia con herramientas de Microsoft Word.

Al modelo se le incluye un factor de ajuste que se asocia a las zonas de análisis planteadas y que ajustan el modelo que pueda incluir los parámetros de la producción y atracción de viajes y separaciones interzonales. El área de estudio comprende el Área Metropolitana de la Ciudad de Guatemala y las áreas en transición alrededor de este; es decir, se consideró para el estudio las áreas que presentan un fenómeno de transición de ser áreas rurales a urbanas o que por razones topográficas o físicas no forman parte de la continuidad de la mancha urbana del Área Metropolitana de la Ciudad de Guatemala.

En la figura 1 de la metodología se puede observar que uno de los factores que remarca el estudio es en función de la orografía y elementos físicos que delimitan el contorno o los lugares donde la población se podrá asentar. De esta cuenta, se definen las Zonas de Análisis de Tráfico que remarcarán la forma en cómo se comprenderá el fenómeno de atracción de la zona central hacia cada una de ellas en sus alrededores, asimismo, las zonas permitirán remarcar todas las variables y conllevará a realizar el análisis de datos en función de dos ópticas:

- a) Análisis del modelo general y la combinación de variables para la propuesta de los modelos de predicción de viajes.
- b) Análisis de los datos para la propuesta de los modelos de gravedad en función de sus zonas geográficas y su agrupamiento.

Figura 1. Esquema metodológico de la investigación



Nota. El esquema muestra la secuencia metodológica del estudio. Elaboración propia con herramientas de Microsoft Word.

La movilidad se define como el desplazamiento de individuos a través de distintos modos de transporte, manifestándose colectivamente como tráfico urbano (Hong & Jung, 2016). El flujo de tráfico puede entenderse como una distribución agregada de viajes individuales dentro de una red vial, conectando orígenes y destinos (Gao et al., 2013; Kazerani & Winter, 2009; Yousif et al., 2019).

Dado que las redes de calles son complejas, los nodos juegan un papel clave en la movilidad, ya que permiten capturar datos de flujos vehiculares y de personas, sirviendo como puntos estratégicos de conexión entre zonas de tránsito (Kazerani & Winter, 2009).

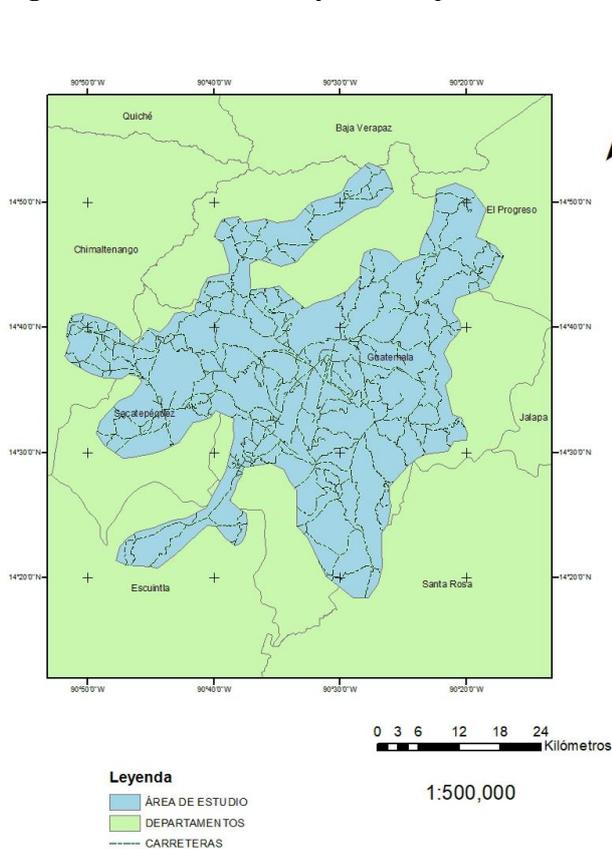
En la modelación de movilidad, la fricción por distancia en el modelo de gravedad varía según factores como la disponibilidad de rutas alternas, las demoras y los tiempos de recorrido. A mayor tiempo de viaje, la fricción disminuye, afectando la movilidad (Yousif et al., 2019). La interacción entre áreas cercanas es más fuerte que entre zonas distantes, lo que refuerza la importancia de la distancia en los estudios espaciales (Duran-Fernandez & Santos, 2014).

El análisis de distancia debe considerar elementos que influyen en la conectividad, como la infraestructura vial, barreras naturales y sociales, así como la disposición de puentes y sentidos de calles (Haynes & Fotheringham, 2020; Cheng et al., 2011; Wang et al., 2014). La segmentación de áreas de análisis debe basarse en restricciones geográficas y patrones de viaje, permitiendo una evaluación homogénea en zonas urbanas con características similares (Gao et al., 2013; Jung et al., 2008; Chen et al., 2019).

El trabajo de campo complementa el análisis digital mediante la verificación de tiempos de desplazamiento, georreferenciación de rutas y datos del Sistema de Información Geográfica (Perumal & Bhaskaran, 2010). Además, la integración de información de *Google Maps* permite evaluar alternativas de ruta y demoras en tiempo real, fortaleciendo la precisión del estudio.

La Figura 2 muestra el área de estudio delimitada en color azul, correspondiente al Área Metropolitana de la Ciudad de Guatemala, e incluye diversas divisiones internas que podrían representar municipios o sectores urbanos específicos. Esta área se encuentra rodeada por los departamentos de Chimaltenango, Sacatepéquez, Escuintla, Santa Rosa, Jalapa, El Progreso y Baja Verapaz, lo que indica la posibilidad de interacciones y flujos de movilidad entre estas regiones. Además, se observa una extensa red de carreteras (líneas negras punteadas) que conectan tanto el interior del área de estudio como sus alrededores, lo que sugiere la importancia de la infraestructura vial en la conectividad regional. La escala del mapa (1:500,000) permite interpretar la relación espacial y las distancias dentro del territorio analizado, facilitando la identificación de patrones de desplazamiento y movilidad en el contexto urbano y periurbano del estudio.

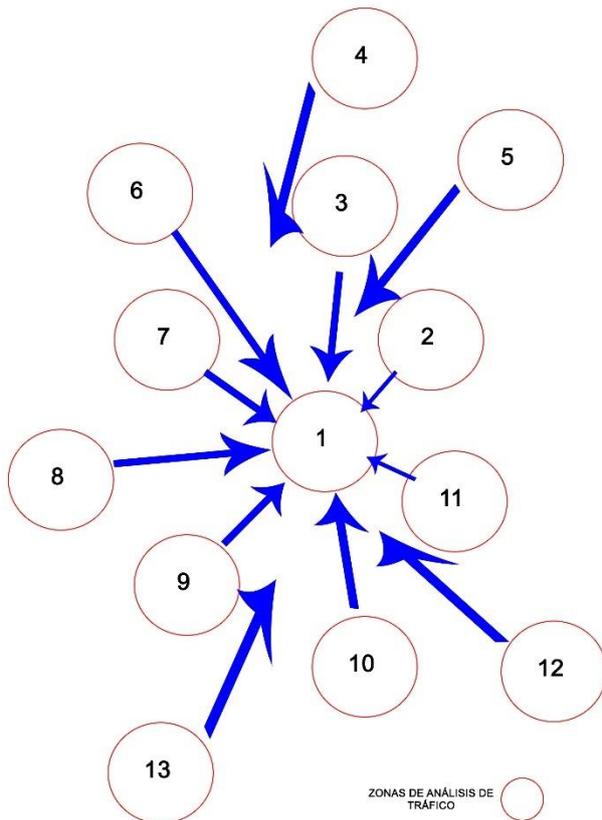
Figura 2. Área de estudio y red vial primaria del Área Metropolitana de la Ciudad de Guatemala



Nota. Representación primaria del área de estudio. Elaboración propia con herramientas de ARCGIS.

Los análisis y la recopilación de la información se realizaron desde las zonas de análisis de tráfico exteriores hacia la zona de análisis de tráfico número 1, por lo tanto, los recorridos, tiempos de desplazamiento, distancia, entre otros, se asociaron hacia la zona de análisis número 1 (Figura 3). El trabajo de campo se orienta a conservar la atracción que la zona 1 ejerce sobre las demás zonas que le rodean.

Figura 3. Enfoque del análisis de las zonas de tráfico



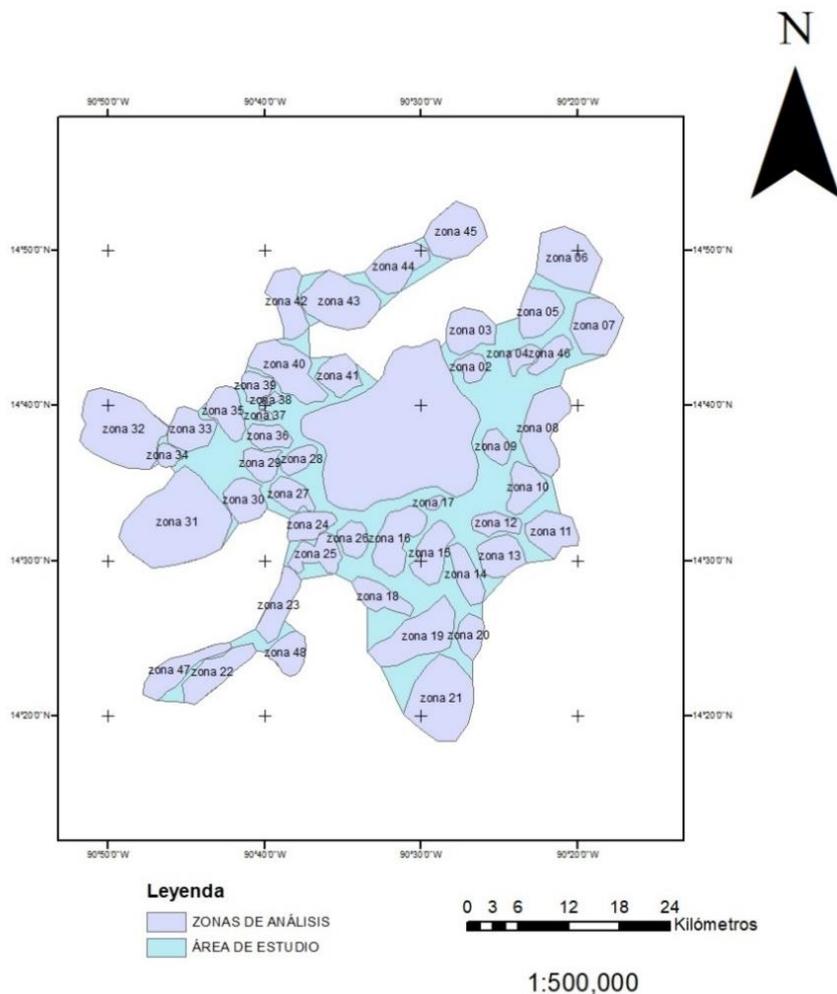
Nota. El esquema representa la atracción de la zona de análisis 1 sobre las zonas circundantes. Elaboración propia con herramienta de Microsoft Word.

Las Zonas de Análisis de Tráfico (*TAZs* en sus siglas en inglés) son unidades geográficas que se pueden establecer a partir de diferentes tamaños, que pueden ir desde suburbios, bloques de ciudades pequeñas, distritos, subregiones dentro de un área Metropolitana (Cheng et al., 2011). Por lo que, la delimitación de los distritos y zonas de análisis dependerán del objetivo de análisis que se pretenda, en el caso del presente estudio, es importante la consideración de los embudos o carreteras que restringen el flujo y es donde convergen varias vías que se estrechan para pasar por un punto específico.

La delimitación espacial del estudio se basa en las zonas de análisis de tráfico del Área Metropolitana de la Ciudad de Guatemala (AMCG), establecidas considerando el desarrollo urbano, la red vial y las

condiciones naturales del área metropolitana. La regionalización y división de estas zonas responde a criterios de movilidad y planificación territorial. Para su delimitación, se tomaron en cuenta aspectos como la topografía y la conectividad vial, priorizando las arterias principales que articulan la movilidad entre zonas contiguas y permiten analizar los flujos vehiculares. En este sentido, los límites de las zonas de análisis fueron determinados por barreras naturales, fronteras urbanas y la red de vías que estructura el tránsito vehicular.

Figura 4. Zonas de análisis de tráfico y su ubicación en el área de estudio



Nota. Se presenta la distribución de 47 zonas de análisis de tráfico con respecto a la zona central, dando cobertura al área delimitada para el estudio. Elaboración propia con herramientas de ARQGIS.

La distribución espacial de las zonas de análisis de tráfico dentro del área de estudio se presenta en la Figura 4. A partir de esta delimitación y considerando las barreras naturales y la infraestructura vial, se llevó a cabo el análisis de movilidad, evaluando los desplazamientos entre cada zona y la zona central, así como los flujos en sentido contrario.

En términos generales, el estudio plantea la comparación de los viajes que se efectúan de zonas de análisis de tráfico justo en el punto donde existe conexión entre las zonas, además, se ajusta el modelo a la longitud (Abdel-Aal, 2014) en función del tiempo de desplazamiento entre zonas hacia el centro de las zonas de desplazamiento aledaño. La información de intensidad de tráfico de una unión o de un corredor brinda una imagen completa de los viajeros y analista del tráfico de red (Naser et al., 2021). El análisis se plantea desde óptica de horario pico y los desplazamientos a lo largo del día; por tanto, se expone el análisis de dos modelos en diferentes horarios de flujo vehicular.

La selección de datos en tiempo real provenientes de herramientas como *Google Maps* se fundamentó en la necesidad de contar con información actualizada sobre los patrones de movilidad. A diferencia de los modelos tradicionales basados en datos censales o encuestas, los datos geospaciales permiten capturar la variabilidad temporal del tráfico, incorporando factores como eventos imprevistos, congestión dinámica y cambios en las rutas preferidas por los usuarios. Este enfoque proporciona un mayor grado de precisión en la modelación de la movilidad, permitiendo ajustar el modelo de gravedad con valores empíricos en lugar de estimaciones teóricas. No obstante, se reconoce que este método presenta limitaciones, como la dependencia de la infraestructura digital y posibles sesgos en la cobertura de datos.

Entre la primera variación del modelo en función de las variables, se remarcaron las diferentes posibilidades incluyendo las variables de uso de suelo, la distancia en kilómetros y minutos de recorrido, y la información proveída en tiempo real asociadas a las rutas alternativas, demoras y tiempo en los diferentes colores o tramos por fluidez. Por tanto, se plantean 14 variaciones entre las que se diferencian las variables obtenidas por medio de aplicaciones digitales que permitieron complementar y confirmar información obtenida en trabajo de campo para corroborar tiempos de recorrido y distancias (Tabla 2).

Tabla 2. Variables incluidas en los diferentes modelos aplicados

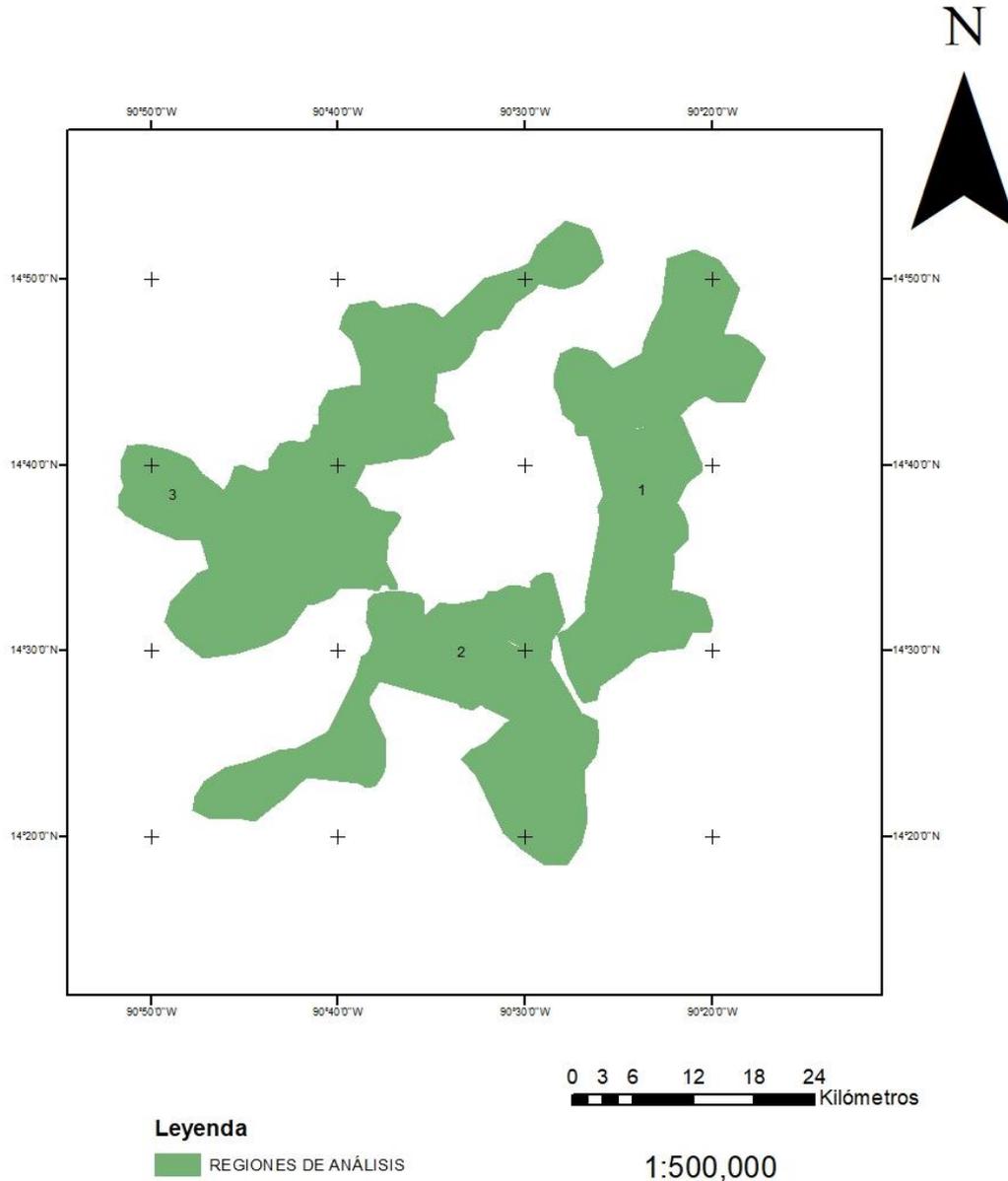
| Modelos | Variables obtenidas de trabajo de campo y de Sistemas de Información Geográfica | | | | Variables obtenidas de trabajo de campo, información de gobierno y de información en tiempo real a través de <i>Google Maps</i> | | | | | | | |
|-----------------|---|----------|------------|--------|---|------------------|--------------|---------|-------------|-----------------|--------------|-----------------|
| | Bosques | Cultivos | Pastizales | Urbano | Distancia (Km) | Distancia (Min.) | Alternativas | Demoras | Azu1 (Min.) | Amari1lo (Min.) | Roj1o (Min.) | Cori1nto (Min.) |
| MODEL O GENERAL | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ |
| MODEL | | | | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ |

| | | | | | | | | | | | | | |
|-------|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| O 1 | | | | | | | | | | | | | |
| MODEL | | | | ✓ | | | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ |
| O 2 | | | | | | | | | | | | | |
| MODEL | | | | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | | | | | |
| O 3 | | | | | | | | | | | | | |
| MODEL | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | | | | | |
| O 4 | | | | | | | | | | | | | |
| MODEL | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | | | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ |
| O 5 | | | | | | | | | | | | | |
| MODEL | | | | ✓ | | | | | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ |
| O 6 | | | | | | | | | | | | | |
| MODEL | | ✓ | | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | | | | | |
| O 7 | | | | | | | | | | | | | |
| MODEL | | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | | | | | |
| O 8 | | | | | | | | | | | | | |
| MODEL | | | | ✓ | ✓ | ✓ | | | | | | | |
| O 9 | | | | | | | | | | | | | |
| MODEL | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | | | | | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ |
| O 10 | | | | | | | | | | | | | |
| MODEL | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | | | | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ |
| O 11 | | | | | | | | | | | | | |
| MODEL | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | | | | | | | |
| O 12 | | | | | | | | | | | | | |
| MODEL | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | | | | | | | | |
| O 13 | | | | | | | | | | | | | |
| MODEL | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | | | | | | | | |
| O 14 | | | | | | | | ✓ | | | | | |

Nota. Se presenta información sobre las variables involucradas en los modelos aplicados y rangos de velocidad por tramo obtenidos de *Google Maps* con información en tiempo real. Elaboración propia con herramientas de Microsoft Word.

Se realizaron ajustes de las variaciones geográficas sistemáticas asociadas con las variables involucradas para las calibraciones del modelo. La calibración del modelo se asocia con los resultados o datos obtenidos en campo y se verifica en función de las potencias del modelo de gravedad y constantes que se pueden incluir para mejorar el ajuste del modelo al comportamiento real. El proceso de calibración general provee una estructura analítica para el desarrollo de un modelo de gravedad para cada ciudad (Hansen, 1962). Por ello, se propone regionalizar las zonas de análisis de tráfico de acuerdo con su posición geográfica para conformar tres regiones donde se incluye la información de dichas zonas (Figura 5).

Figura 5. Conglomerado y clasificación de regiones de análisis del modelo de gravedad



Nota. Elaboración propia utilizando herramientas de ARQGIS.

RESULTADOS

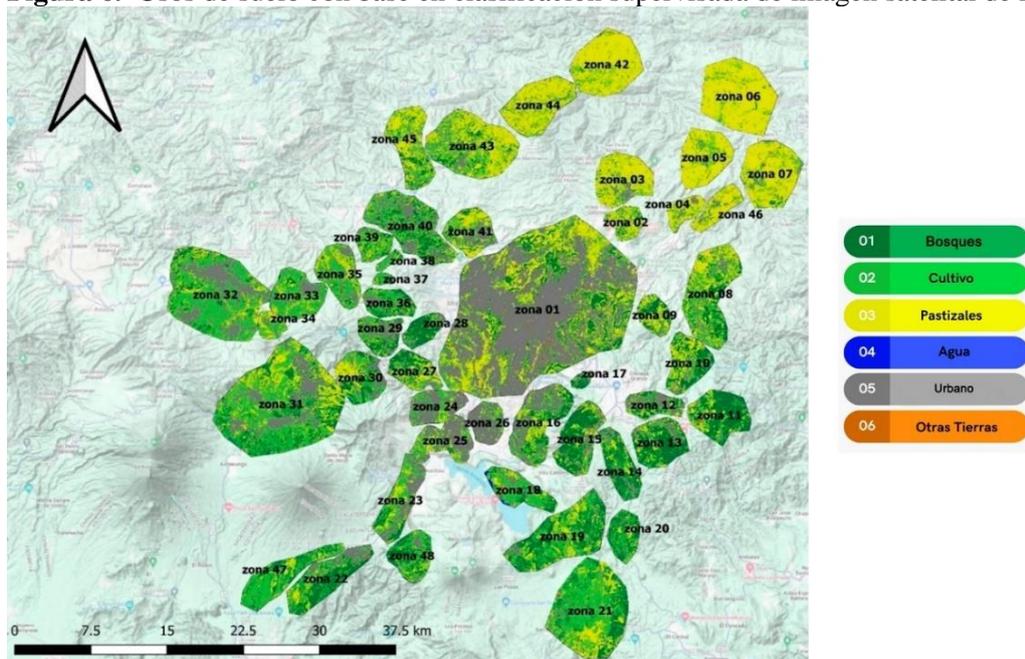
En relación con los usos de suelo (Masucci, et al., 2013), se debe resaltar la correlación que existe entre los usos de suelo y la composición que posee cada una de las áreas de análisis, por lo que la escala geográfica de análisis resalta un contexto amplio como el Área Metropolitana de la Ciudad de Guatemala. Los usos de suelo están asociados con los patrones de viajes humanos y su enfoque regional (Chen, et al., 2019). Es por ello, que al considerar que diferentes viajes se propician desde la periferia hacia el centro y que diferentes áreas exteriores se caracterizan por contener vacíos sin uso propiamente urbano, es indispensable categorizar el uso del suelo entre Pastizales, Cultivos, Bosques, Agua y Urbano.

Para la caracterización del uso del suelo en el Área Metropolitana de la Ciudad de Guatemala, se adquirió una imagen satelital del satélite Landsat 8, correspondiente al mes de mayo de 2024. Esta imagen proporciona información geoespacial clave y cubre el área definida dentro de las zonas de análisis del tráfico, permitiendo una evaluación precisa de la distribución del territorio y su relación con los patrones de movilidad urbana.

La metodología empleada en el procesamiento de estas imágenes incluye varias fases: adquisición de imágenes satelitales, delimitación y recorte del área de estudio, mejoramiento visual mediante la combinación de bandas espectrales, identificación y categorización de coberturas de suelo, clasificación de las zonas de análisis del tráfico y cuantificación de la cobertura de cada tipo de uso de suelo (Gómez & Ramírez, 2019). Estas etapas permiten una adecuada representación espacial de las características del territorio y facilitan el análisis de las interacciones entre las distintas zonas.

Para la clasificación supervisada del uso del suelo, se establecieron seis categorías principales: bosques, cultivos, pastizales, cuerpos de agua, zonas urbanas y otras tierras. Sin embargo, en la aplicación del modelo de gravedad, se excluyeron las categorías correspondientes a cuerpos de agua y otras tierras, considerando únicamente las variables Bosques, Cultivos, Pastizales y Urbano (Figura 6). Esta selección responde a la necesidad de centrarse en los elementos que tienen un impacto más significativo en la movilidad y en la dinámica de uso del suelo dentro del área metropolitana.

Figura 6. Usos de suelo con base en clasificación supervisada de imagen satelital de Landsat 8



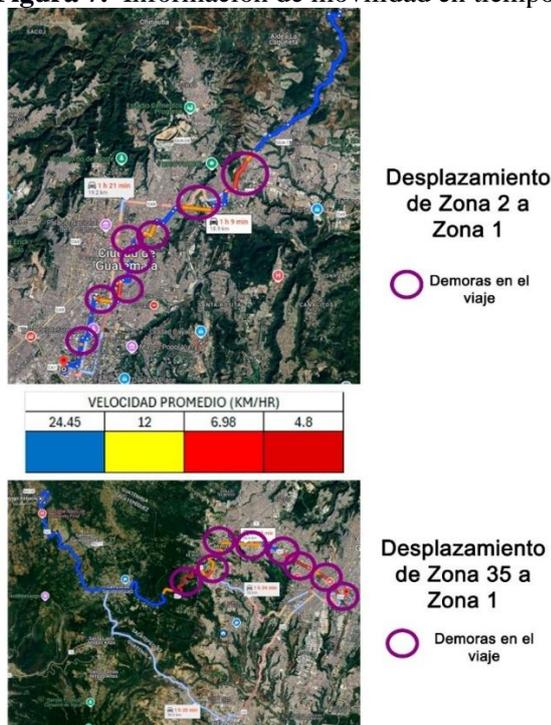
Nota. Usos del suelo en zonas de análisis. Elaboración propia utilizando ARCGIS.

En total, se identificaron 48 zonas de análisis, de las cuales 47 rodean la zona 1, distribuyéndose en todas las direcciones cardinales y sus respectivas subdivisiones (norte, sur, este y oeste). Las zonas más cercanas a la zona central tienden a estar numeradas de manera consecutiva (zona 2, zona 3, etc.), mientras que las más alejadas presentan numeraciones más altas, como las zonas 45 y 47.

La distribución del uso del suelo dentro del área de estudio revela que la mayor cobertura de área urbana se encuentra en la zona 1, ubicada en el centro del mapa, así como en algunas zonas adyacentes con alta densidad urbana, como las zonas 23, 24, 25 y 26. En contraste, la mayor concentración de bosques se localiza en las zonas 11, 13, 14 y 17, al este, y en las zonas 27 y 28, al oeste. En cuanto a las áreas de pastizales, estas predominan en el noreste, específicamente en las zonas 5, 6, 7, 42, 43 y 45. Finalmente, las áreas de cultivo presentan una mayor extensión en el sector oeste, abarcando desde la zona 27 hasta la 40.

Actualmente, los patrones de movilidad urbana tienen como base generalmente la huella digital, lo que ha beneficiado el desarrollo de información y tecnología de comunicación. Las redes de celulares, equipos de GPS y aplicaciones como *WAZE* o *Google Maps* proveen una nueva oportunidad de estudio del enfoque de patrones de movilidad urbana (Chen, et al., 2019).

Figura 7. Información de movilidad en tiempo real obtenida en Google Maps



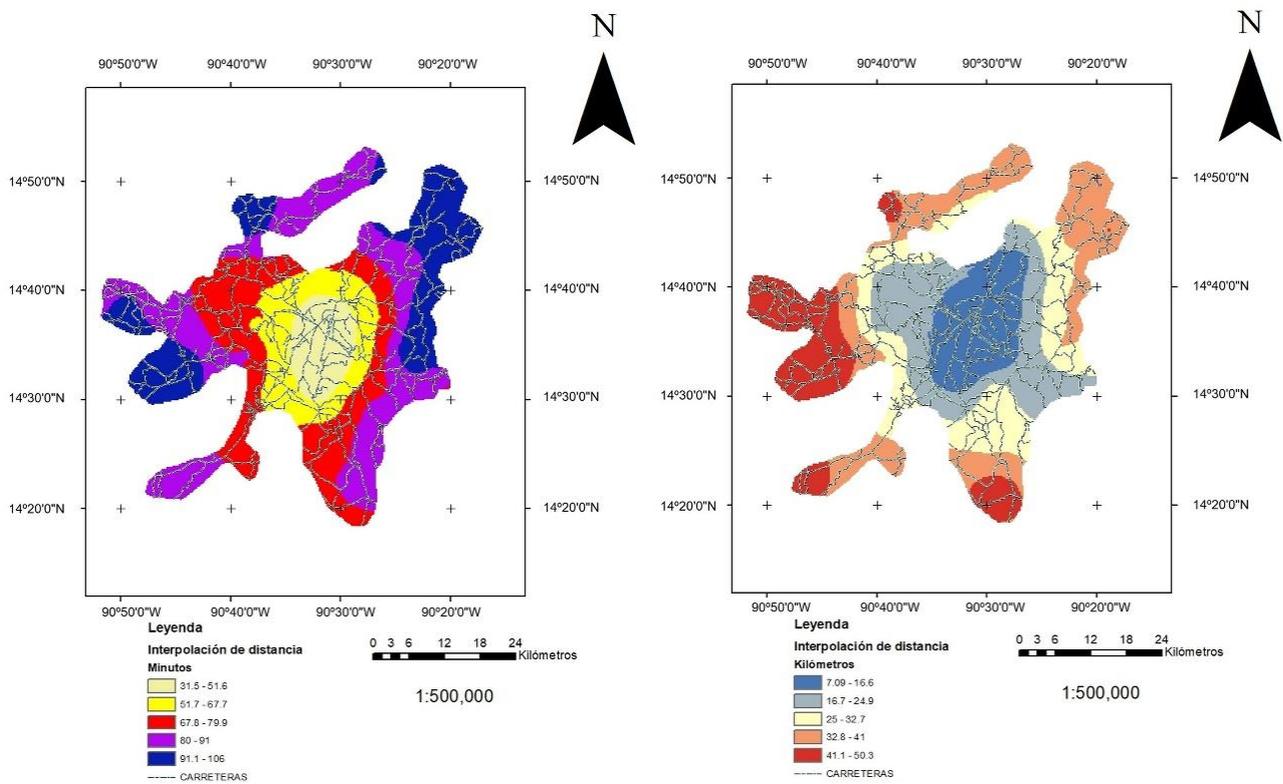
Nota. La figura muestra que las vías de comunicación son elementos claves en los patrones de movilidad hacia el núcleo del AMCG, así como la existencia de demoras en los viajes. Elaboración propia con base en Google Maps 2024.

Otra información que brinda *Google Maps* es el comportamiento de todo el desplazamiento, entre lo que son puntos de demoras, que para este caso se consideran cuando de un tramo con velocidad de desplazamiento alto se reduce a una velocidad menor, por lo que se consideró los números de reducción, la longitud por tramo de velocidad.

La interpolación de la distancia contempla aquella distancia que remarca los diferentes puntos hacia el centro de la zona central, en la Figura 7 se observa cómo existe red vial que posee tiempos de desplazamiento por encima de los 90 minutos y llegan hasta valores de 106 minutos de recorridos en diferentes áreas del Área Metropolitana de la Ciudad de Guatemala.

En la parte central del Área Metropolitana de la Ciudad de Guatemala se identifica que se alcanzan valores de 51 minutos de recorrido y comienza a incrementarse por anillos superiores a los 12 a 15 minutos hasta llegar a los 106 minutos. Se remarca el anillo de color rojo que establece tiempos superiores a los 67 minutos, pero prevalece como el área con mayor cobertura de tiempo.

Figura 8. Interpolación de la distancia en minutos y en kilómetros dentro de la red de carreteras del Área Metropolitana de la Ciudad de Guatemala en tiempo real

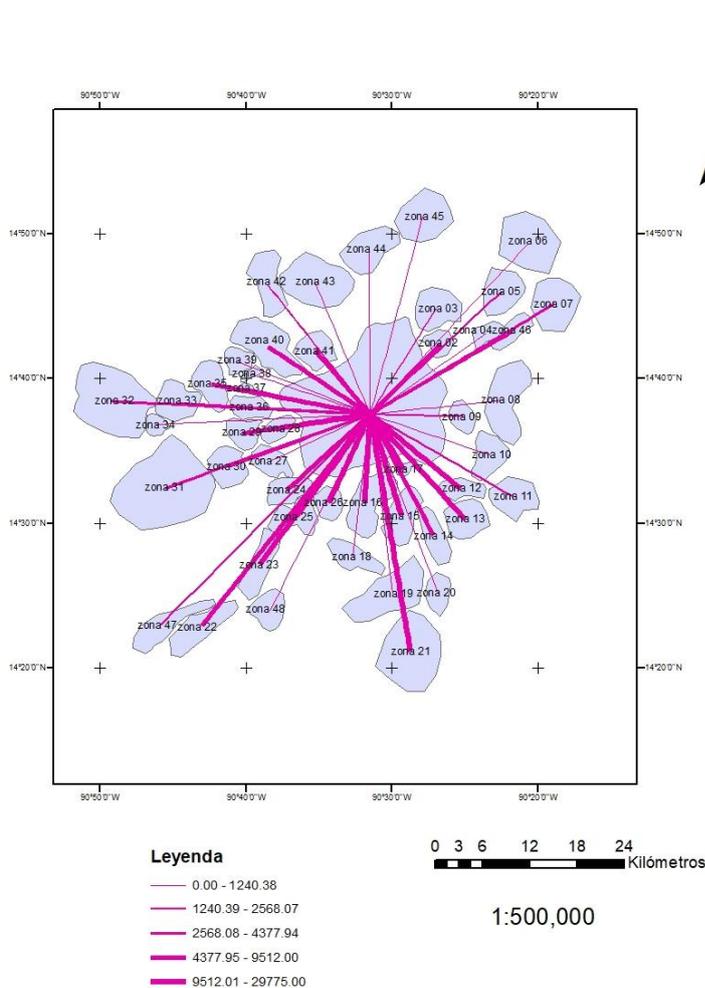


Nota. En la representación se comparan los resultados, los patrones de movilidad de las diferentes zonas hacia el núcleo, al interpolar el tiempo (minutos) de duración de los viajes e interpolar los valores de la distancia (km). Elaboración propia utilizando ARCGIS.

En la Figura 8 se observa que no existe el mismo comportamiento de las redes donde se llevan a cabo los desplazamientos y las diferencias entre tiempos y distancia en la red; hay diferencias entre el comportamiento de regiones, de las distancias entre kilómetros y minutos; por ejemplo, se observa cómo no necesariamente, las zonas que poseen más tiempo de demora corresponden a más distancia de desplazamiento. Lo que comienza a remarcar comportamientos y homogeneidad en diferentes zonas y brinda la importancia de la posición geográfica de las variables que describen contextos diferentes.

En la determinación de los flujos vehiculares entre conexión de zonas de análisis de tráfico y de los desplazamientos, se tomaron en cuenta con recorridos que se realizaron de 4:00 a.m. a 9:00 a.m. y 16:00 p.m. a 20:00 p.m. Por lo que se establecieron horarios pico para la verificación de distancia de recorrido, tiempos, demoras y la composición del viaje en función de los segmentos de colores identificados en las rutas planteadas.

Figura 9. Flujos de viajes generados de las zonas 2 a la 48 hacia la zona 1 en tiempo real



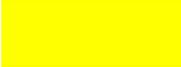
Nota. Representación de la intensidad de viajes generados por la zona 01, desde las 47 zonas de análisis. Elaboración propia con herramientas de ARCGIS.

La mayor concentración de viajes hacia la zona 1 se evidencia por las líneas más gruesas y de color fucsia oscuro, que representan más de 9512 viajes (Figura 9). Estas líneas conectan la zona 12 y la zona 07, que son las que presentan la mayor cantidad de viajes. Otras zonas con alta cantidad de viajes hacia la zona 1 (en un rango de entre 4377 y 9512 viajes) son las zonas 05 y 06, conectadas por líneas fucsias intermedias. Las zonas con mayor cantidad de viajes hacia la zona 1: zonas 07 y 12.

La Tabla 3 muestra la velocidad promedio en diferentes tramos según el color asociado, que indica la fluidez del tráfico. Se pueden observar las siguientes tendencias:

- a) Tramos en azul: representan las mayores velocidades promedio, lo que sugiere que el tráfico es fluido en estas áreas.
- b) Tramos en amarillo: muestran una disminución moderada en la velocidad promedio, lo que sugiere tráfico más denso o condiciones moderadas.
- c) Tramos en rojo y rojo intenso: reflejan las velocidades promedio más bajas, lo que indica congestión severa o tráfico detenido.

Tabla 3. Rangos de velocidad promedio en diferentes tramos

| RANGO VELOCIDAD | | VELOCIDAD PROMEDIO (KM/HR) | COLOR TRAMO | COLOR |
|-----------------|----------|----------------------------|--------------|---|
| 15.56 | ADELANTE | 24.45 | AZUL |  |
| 9.21 | 15.55 | 12 | AMARILLO |  |
| 5.81 | 9.2 | 6.98 | ROJO |  |
| 0 | 5.8 | 4.8 | ROJO INTENSO |  |

Nota. Rangos de velocidad por tramo obtenido de *Google Maps* con información en tiempo real. Elaboración propia con herramientas de Microsoft Word.

Las variables que consistentemente muestran un impacto muy bajo o insignificante podrían ser excluidas o transformadas. Por ejemplo, si ciertos recorridos (como el corinto) tienen un impacto mínimo, se podrían agrupar con otras rutas o eliminarse del modelo para simplificar el análisis sin perder precisión.

DISCUSIÓN DE RESULTADOS

El Modelo General tiene el mejor comportamiento con un coeficiente de correlación múltiple de 0.7749, indicando una buena capacidad de ajuste. Las variables como zonas urbanas y distancia en kilómetros impactan positivamente, mientras que los recorridos y demoras tienden a impactar negativamente. Una de

las razones clave para el buen comportamiento del Modelo General es que incluye un mayor número de variables, lo que permite capturar más aspectos del fenómeno que se estudia. En el caso de estudio tener más variables ayuda a describir con mayor precisión las relaciones entre la variable dependiente y las variables independientes.

Los usos de suelo juegan un papel importante en el Modelo General, ya que influyen en la generación y atracción de viajes dependiendo de las actividades que ocurren en cada tipo de terreno. En el Modelo General, los recorridos (azul, amarillo, rojo, corinto) presentan un impacto negativo en la variable dependiente. Este impacto negativo puede explicarse por varios factores relacionados con la calidad del servicio, la eficiencia de las rutas y las características del viaje.

En la Tabla 4 se presenta un resumen de magnitud e intensidad de la influencia de cada una de las variables, en los diferentes modelos gravitacionales obtenidos para la estimación del número de viajes atraídos por la zona central del área metropolitana en la que se estudian los patrones de movilidad.

El Modelo 2 muestra el más bajo comportamiento con un coeficiente de correlación múltiple de 0.6151 y altos errores típicos. El Modelo 2 es el modelo de ajuste más bajo debido a: bajo coeficiente de correlación y R^2 , lo que indica una baja capacidad para explicar la variabilidad en los datos; ausencia de variables clave como la distancia en kilómetros. Inclusión de variables con alto impacto negativo como el recorrido azul, lo que podría estar distorsionando el modelo. Multicolinealidad potencial, que podría estar afectando la capacidad del modelo para identificar el impacto individual de cada variable. Mayor error típico, que refleja imprecisiones en las predicciones.

Tabla 4. Estimación de la bondad de ajuste de los modelos aplicados

| Modelo analizado | Coeficiente de correlación múltiple | Coeficiente de determinación R^2 | R^2 ajustado | Error típico | Observaciones |
|------------------|-------------------------------------|------------------------------------|----------------|--------------|---------------|
| MODELO GENERAL | 0.774945003 | 0.600539758 | 0.45955379 | 0.935508336 | 47 |
| MODELO 1 | 0.743514104 | 0.552813223 | 0.444038061 | 0.948842118 | 47 |
| MODELO 2 | 0.615116876 | 0.378368771 | 0.266793935 | 1.08964354 | 47 |
| MODELO 3 | 0.702374394 | 0.49332979 | 0.43154074 | 0.959447238 | 47 |
| MODELO 4 | 0.76073296 | 0.578714636 | 0.490022981 | 0.908754819 | 47 |
| MODELO 5 | 0.771900215 | 0.595829942 | 0.483560482 | 0.914494626 | 47 |
| MODELO 6 | 0.659964879 | 0.435553642 | 0.36671872 | 1.012674208 | 47 |

| | | | | | |
|-----------|-------------|-------------|-------------|-------------|----|
| MODELO 7 | 0.747219837 | 0.558337485 | 0.492088108 | 0.906912974 | 47 |
| MODELO 8 | 0.75736646 | 0.573603955 | 0.497071332 | 0.902453056 | 47 |
| MODELO 9 | 0.646119202 | 0.417470023 | 0.376828397 | 1.004558543 | 47 |
| MODELO 10 | 0.704918927 | 0.496910694 | 0.390997156 | 0.993072795 | 47 |
| MODELO 11 | 0.767129715 | 0.588488 | 0.488390486 | 0.910208171 | 47 |
| MODELO 12 | 0.706128034 | 0.4986168 | 0.42340932 | 0.966284989 | 47 |
| MODELO 13 | 0.694129186 | 0.481815327 | 0.418622074 | 0.970288073 | 47 |
| MODELO 14 | 0.699663336 | 0.489528783 | 0.427276196 | 0.963039368 | 47 |

Nota. Se presentan los valores generados de la validación de los modelos obtenidos. Elaboración propia utilizando herramientas de Microsoft Excel.

En resumen, la variable más influyente de manera positiva en el Modelo General es la distancia en kilómetros, mientras que la más influyente de manera negativa es la cantidad de demoras. Las demoras impactan negativamente en el modelo porque, en general, generan un aumento en el tiempo de viaje, reducen la accesibilidad, aumentan la congestión y el costo del viaje, y deterioran la percepción de la eficiencia del sistema de transporte. Esto hace que las demoras sean un factor disuasivo para la generación de viajes, lo que se refleja en el coeficiente negativo de esta variable.

Con base en la información que presenta en la Tabla 5, se establece que, en el Modelo General, las variables más relevantes por la magnitud del coeficiente son la distancia en kilómetros dentro de la red (0.93) y las demoras estimadas a lo largo de la ruta (-1.18), mientras que la variable de cobertura urbana tiene un impacto positivo con un valor de 0.57. Por otro lado, las variables como la cobertura de pastizales (-0.32) y el área de cultivos (-0.83) tienen un impacto negativo pero menor. En cuanto a las variables de los trayectos donde existe mayor fluidez, como los tramos con color azul en minutos, posee un valor de -0.27 y un tramo en amarillo en minutos de 0.40 tienen menor influencia debido a sus coeficientes más bajos.

Tabla 5. Coeficientes de las variables en el modelo general y los modelos regionales

| Región | Modelo general | Región 1 | Región 2 | Región 3 |
|-----------------------------|-----------------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| Constante | 15.303 | 64.840 | 60.376 | -7.257 |
| Bosques | -0.122 | -2.506 | 6.675 | -1.534 |
| Cultivos | -0.831 | -2.602 | 1.712 | -4.222 |
| Pastizales | -0.324 | -4.672 | 4.494 | -1.814 |
| Urbano | 0.566 | 1.183 | -5.596 | -0.297 |
| Distancia (km) | 0.935 | -11.898 | 84.708 | -27.422 |
| Distancia (minutos) | -0.732 | -0.904 | -7.920 | 12.109 |
| Alternativas de ruta | 0.283 | -1.474 | -8.389 | -0.115 |

| | | | | |
|--|--------|--------|---------|--------|
| Demoras | -1.188 | -4.117 | -3.638 | -3.039 |
| Azul (minutos) | -0.268 | 4.479 | -52.086 | 12.437 |
| Amarillo (minutos) | 0.403 | 1.698 | -19.182 | 7.229 |
| Rojo (minutos) | -0.560 | 2.019 | -8.603 | 4.227 |
| Corinto (minutos) | -0.045 | -1.471 | -11.117 | 0.593 |
| Coefficiente de correlación múltiple | 0.775 | 0.975 | 0.955 | 0.919 |
| Coefficiente de determinación R² | 0.601 | 0.951 | 0.913 | 0.845 |
| R² ajustado | 0.460 | 0.368 | -0.137 | 0.536 |
| Error típico | 0.936 | 0.767 | 1.597 | 0.841 |
| Observaciones | 47 | 14 | 14 | 19 |

Nota. Modelos de gravedad propuestos por enfoque geográfico y método de validación de los modelos obtenidos por región.

Elaboración propia con Microsoft Excel.

Para el modelo de la Región 1, los coeficientes más grandes se encuentran en las variables de distancia en kilómetros (-11.9), el área de cobertura de pastizales (-4.67), y las demoras durante el trayecto (-4.11); en cuanto a las variables de cobertura urbana (1.18) y tramos de trayecto a cierta velocidad con identificación en amarillo (minutos) (1.69) también parecen ser importantes. Y el área de cobertura de cultivos (-2.60) tiene un impacto negativo significativo.

La Región 2 se puede describir como aquel territorio donde los valores más altos de coeficientes se encuentran en la distancia en kilómetros (84.7), el área de cobertura de bosques (6.67) y el área de los pastizales (4.49), lo que indica una fuerte influencia positiva. De las variables de cobertura urbana (-5.59) y las demoras (-3.64) tienen un impacto negativo relevante. Dentro de este modelo se observa cómo la cobertura urbana impacta negativamente y mientras que las demás coberturas de suelo tienen un impacto positivo.

Con relación a la Región 3, las variables con mayor peso son la distancia en kilómetros (-27.42), las demoras (-3.03), y el tramo con color amarillo con minutos (7.22); las variables de cobertura de cultivos (-4.22) y de pastizales (-1.81) muestran una influencia negativa fuerte, lo que puede significar la disminución de viajes por estas variables, y por último, el impacto más bajo dentro del modelo es el tiempo que se tiene al transitar sobre los tramos corintos (0.59).

Entre las variables que presentan un bajo impacto dentro del modelo general, se encuentran las variables de tramos de recorridos en azul en minutos y en tramos en color rojo, que representan coeficientes

pequeños, lo que indica un impacto bajo. Y en la Región 3 la variable de cobertura urbana (-0.29) tiene uno de los impactos más bajos; lo que puede hablar de una dispersión de la población y no de concentración como ocurre en otras áreas geográficas del Área Metropolitana de la Ciudad de Guatemala. El coeficiente de correlación múltiple refleja la relación entre las variables independientes y la dependiente. Un valor más cercano a 1 implica una relación fuerte: el Modelo general denota un coeficiente de 0.77, lo que indica una relación moderada; la región 1 tiene un coeficiente 0.98, lo que sugiere una relación muy fuerte; la región 2 da 0.96, también muy fuerte y, por último, la región 3 con 0.92, lo que refleja una relación fuerte pero no perfecta.

El R^2 ajustado mide el porcentaje de la variabilidad de la variable dependiente explicada por las variables independientes, ajustando el número de predictores: para el Modelo General se obtiene un valor de 0.46, lo que indica que el 46% de la variabilidad es explicada por el modelo; para la región 1 con un R^2 ajustado de 0.37, lo que sugiere un ajuste algo débil, explicando el 37 %; la región 2 posee un R^2 ajustado de -0.14, lo que indica que el modelo no explica bien los datos (valor negativo); y la región 3 con un R^2 ajustado de 0.54, lo que indica un ajuste aceptable.

El error típico muestra la desviación estándar de los errores de predicción, es decir, para el Modelo general se cuenta con un error típico = 0.94; la Región 1 posee un error típico de 0.77, la Región 2 un error típico de 1.60, lo cual es bastante elevado y la Región 3 con 0.84. El modelo de la Región 1 tiene el mejor ajuste, mientras que el modelo de la Región 2 es el menos preciso y podría requerir de algunas mejoras en su especificación o podría verse necesaria la inclusión de nuevas variables predictoras.

El análisis de los modelos gravitacionales que se muestran en la tabla 6, denotan que la movilidad y la interacción espacial están influenciadas principalmente por la urbanización, el tiempo de viaje y la disponibilidad de opciones de transporte. Las zonas urbanas presentan coeficientes positivos en la mayoría de los modelos, lo que indica que favorecen la conectividad. En contraste, los espacios naturales como bosques, cultivos y pastizales tienen valores negativos, sugiriendo que limitan la movilidad. Además, la distancia en kilómetros no parece ser un obstáculo significativo, mientras que el tiempo de viaje sí lo es, ya que mayores tiempos de desplazamiento reducen la interacción entre zonas.

Por otro lado, las alternativas de transporte muestran un impacto positivo en la movilidad, mientras que las demoras afectan negativamente la interacción espacial, reduciendo la eficiencia del sistema de

transporte. Estos hallazgos resaltan la importancia de mejorar la infraestructura y reducir los tiempos de viaje para optimizar la conectividad entre regiones. En términos generales, el estudio confirma que una buena planificación urbana y de transporte puede facilitar la interacción entre diferentes zonas, potenciando el desarrollo y la integración territorial.

Tabla 6. Modelos gravitacionales con diferentes variables

| Tipos De | Modelo | Modelo 1 | Modelo 2 | Modelo 3 | Modelo 4 | Modelo 5 | Modelo 6 | Modelo 7 | Modelo 8 | Modelo 9 | Modelo | Modelo | Modelo | Modelo | Modelo |
|------------|--------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|--------|--------|--------|--------|--------|
| Intercepci | 15. | 13. | 12. | 12. | 14. | 13. | 8.6 | 13. | 14. | 11. | 11. | 13. | 15. | 11. | 13. |
| ón | 303 | 548 | 8 | 028 | 62 | 492 | 35 | 825 | 62 | 706 | 552 | 632 | 452 | 397 | 945 |
| Bosques | - | | | | - | - | | | | | - | - | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| | 0.1 | | | | 0.0 | 0.1 | | | | | 0.0 | 0.1 | 43 | 28 | 18 |
| | 22 | | | | 98 | 77 | | | | | 35 | 57 | | | |
| Cultivos | - | | | | - | - | | - | - | | - | - | - | - | - |
| | 0.8 | | | | 1.0 | 0.8 | | 0.7 | 1.0 | | 0.8 | 0.7 | 1.0 | 0.9 | 0.8 |
| | 31 | | | | 29 | 47 | | 92 | 4 | | 9 | 29 | 08 | 5 | 56 |
| Pastizales | - | | | | - | - | | - | - | | - | - | - | - | - |
| | 0.3 | | | | 0.3 | 0.4 | | 0.3 | | | 0.5 | 0.4 | 0.4 | 0.4 | 0.4 |
| | 24 | | | | 65 | 03 | | 26 | | | 14 | 24 | 35 | 97 | 02 |
| Urbano | 0.5 | 0.5 | 2.2 | 0.5 | 0.5 | 0.5 | 0.6 | 0.6 | 0.5 | 0.5 | 0.6 | 0.5 | 0.5 | 0.6 | 0.5 |
| | 66 | 34 | 16 | 45 | 66 | 89 | 61 | 41 | 84 | 9 | 46 | 92 | 86 | 13 | 76 |
| Distancia | 0.9 | 2.0 | | - | 0.4 | | | 0.4 | 0.5 | - | | | 0.5 | 0.0 | |
| (Km) | 35 | 69 | | 0.0 | 62 | | | 29 | 5 | 0.1 | | | 27 | 52 | |
| | | | | 77 | | | | | | | | | | | 73 |
| Distancia | - | - | | - | - | | | - | - | - | | | - | | - |
| (Minutos) | 0.7 | 0.8 | | 0.6 | 0.5 | | | 0.8 | 0.7 | 0.9 | | | 1.2 | | 0.6 |
| | 32 | 98 | | 1 | 42 | | | 64 | 2 | 64 | | | 85 | | 59 |
| Alternativ | 0.2 | - | 0.3 | - | 0.4 | 0.3 | | 0.3 | 0.3 | | | | | | |
| as | 83 | 0.0 | 89 | 0.0 | 41 | 3 | | 75 | 4 | | | | | | |

| | | | | | | | | | |
|-----------|-----|------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|---------|
| | | 44 | | 02 | | | | | |
| Demoras | - | - | - | - | - | - | - | - | - |
| | 1.1 | 1.2 | 1.5 | 1.0 | 1.0 | 1.2 | 1.0 | 1.0 | 1.1 |
| | 88 | 26 | 9 | 15 | 91 | 15 | 86 | 06 | 95 |
| Azul | - | -1.1 | - | | | 0.1 | - | | 0.1 0.1 |
| (Minutos) | 0.2 | | 1.9 | | | 16 | 0.2 | | 01 28 |
| | 68 | | 32 | | | | 59 | | |
| AMARIL | 0.4 | 0.3 | 0.3 | | | 0.4 | 0.3 | | 0.3 0.4 |
| LO | 03 | 25 | 2 | | | 72 | 98 | | 24 93 |
| (MINUT | | | | | | | | | |
| OS) | | | | | | | | | |
| ROJO | - | - | - | | | - | - | | - - |
| (MINUT | 0.5 | 0.9 | 0.6 | | | 0.4 | 0.5 | | 0.4 0.5 |
| OS) | 6 | 61 | 32 | | | 11 | 94 | | 1 16 |
| CORINT | - | - | - | | | - | - | | 0.0 - |
| O | 0.0 | 0.1 | 0.3 | | | 0.0 | 0.0 | | 32 0.0 |
| (MINUT | 45 | 71 | 09 | | | 46 | 06 | | 66 |
| OS) | | | | | | | | | |

Nota. Resultados de la variación de variables incluidas por cada modelo de gravedad. Elaboración propia con herramientas de Microsoft Word.

Dividir los puntos observados en regiones geográficas mejora el ajuste del modelo de gravedad porque reduce la heterogeneidad de los datos, permitiendo que cada modelo regional capture mejor las particularidades locales. Los modelos regionales demuestran un mejor acoplamiento del comportamiento, ya que permiten que las variables (como el uso del suelo, la distancia y las demoras) se ajusten mejor a las características específicas de cada región.

Los resultados obtenidos con el uso de datos en tiempo real reflejan una ventaja significativa frente a los métodos tradicionales de estimación de movilidad. A diferencia de las encuestas y estudios basados en modelos estáticos, la integración de herramientas como *Google Maps* permitió capturar dinámicas de tráfico en distintos momentos del día, identificando zonas con alta congestión y tiempos de viaje

prolongados en horarios pico. Este enfoque permitió una mayor precisión en la calibración del modelo de gravedad, ajustando los parámetros en función de condiciones de movilidad reales. Sin embargo, se reconoce la necesidad de verificar la precisión y consistencia de estos datos, dado que pueden verse afectados por errores en la recopilación y la variabilidad en la infraestructura tecnológica disponible en la región.

CONCLUSIONES

El estudio evidenció que la movilidad urbana en el Área Metropolitana de la Ciudad de Guatemala está altamente influenciada por el uso del suelo, la fricción del viaje y la disponibilidad de alternativas de transporte. Se confirmó que las zonas urbanizadas favorecen la conectividad, mientras que los entornos rurales (cultivos, bosques y pastizales) limitan la movilidad. Además, la integración de herramientas digitales como *Google Maps* permitió capturar dinámicas de movilidad que los métodos tradicionales no logran detectar, mejorando la precisión en la identificación de patrones de desplazamiento y congestión.

El modelo de gravedad aplicado reveló que la distancia en kilómetros no es la principal limitante en la movilidad urbana, sino el tiempo de viaje y la fricción del desplazamiento. Los datos demostraron que las demoras y la congestión son los principales obstáculos para la movilidad eficiente, lo que resalta la necesidad de implementar estrategias de mitigación del tráfico y optimización de rutas. Los modelos regionalizados demostraron un mejor ajuste en comparación con el modelo general, ya que permitieron capturar con mayor precisión las particularidades locales de cada zona analizada.

Otro hallazgo clave es que los factores que influyen en la movilidad urbana no son homogéneos en todas las regiones, ya que las barreras naturales y artificiales generan diferencias significativas en los patrones de desplazamiento. Esto sugiere que la planificación del transporte debe considerar estrategias diferenciadas según el contexto geográfico y socioeconómico. La incorporación de variables dinámicas como condiciones de infraestructura, acceso a transporte público y niveles de congestión permitiría obtener estimaciones más precisas y representativas de la movilidad real.

El modelo general se destacó por su capacidad para integrar múltiples variables, reduciendo el sesgo y mejorando su ajuste. Se confirmó que las zonas urbanas generan más viajes, mientras que las zonas rurales restringen la movilidad. Asimismo, los resultados refuerzan la importancia de integrar datos en

tiempo real en la planificación del transporte, ya que permiten detectar cambios dinámicos en la movilidad y ajustar los modelos predictivos en función de las condiciones del tráfico.

Desde una perspectiva metodológica, se observó que el número y tamaño de las zonas de análisis en un modelo gravitacional impactan directamente en su precisión y representatividad. Zonas demasiado pequeñas pueden resaltar diferencias locales, pero pueden generar ruido en el modelo, mientras que zonas demasiado grandes pueden diluir patrones importantes. Un enfoque equilibrado en la segmentación geográfica es clave para optimizar la calidad del modelo.

Para futuras investigaciones, se recomienda explorar modelos de movilidad a diferentes escalas, desde modelos macroscópicos (para flujos interurbanos y regionales) hasta modelos microscópicos (a nivel de barrios o distritos), con el fin de optimizar la comprensión de los flujos de viaje. Además, es fundamental fortalecer la recolección y estructuración de datos mediante la integración de plataformas de análisis de *Big Data* e inteligencia artificial, lo que permitiría mejorar la capacidad predictiva de los modelos de movilidad.

El equilibrio entre precisión, simplicidad y disponibilidad de datos es esencial para mejorar la modelación de la movilidad en áreas metropolitanas. La correcta segmentación geográfica, el uso de datos en tiempo real y la integración de la fricción del viaje permitirán avanzar hacia modelos más eficientes, reduciendo la congestión y optimizando el uso del espacio urbano en la Ciudad de Guatemala.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Abdel-Aal, M. M. M. (2014). Calibrating a trip distribution gravity model stratified by the trip purposes for the city of Alexandria. *Alexandria Engineering Journal*, 53(3), 677–689.

<https://doi.org/10.1016/j.aej.2014.04.006>

Ali, K. S., & Abid, N. M. (2021). The Importance of Google Maps for Traffic in Calculating the Level of Service for the Road and Traffic Delay. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 1076(1). <https://doi.org/10.1088/1757-899x/1076/1/012015>

Baji, P. (2018). Using google maps road traffic estimations to unfold spatial and temporal inequalities of urban road congestion: A pilot study from budapest. *Hungarian Geographical Bulletin*, 67(1), 61–74. <https://doi.org/10.15201/hungeobull.67.1.5>

Batista, R. D. A., & Bazzan, A. L. C. (2015). Identification of Central Points in Road Networks using



- Betweenness Centrality Combined with Traffic Demand. *Polibits*, 52, 85–91.
<https://doi.org/10.17562/pb-52-9>
- Black, W. R. (1973). An analysis of gravity model distance exponents. *Transportation*, 2(3), 299–312.
<https://doi.org/10.1007/BF00243358>
- Caiza, L. J., Alvarez, R., Urquiza-Aguiar, L., Calderón-Hinojosa, X., & Zambrano, A. (2018). PE-WASUN'18, October 28-November 2, 2018, Montréal, Québec, Canada. In *VTM: Vehicular Traffic Monitor via Images Processing of GoogleMaps* (pp. 40–46).
<https://doi.org/10.1145/3243046.3243055>
- Chen, Y. (2015). The distance-decay function of geographical gravity model: Power law or exponential law? *Chaos, Solitons and Fractals*, 77, 174–189. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2015.05.022>
- Chen, Y., Zhang, Z., & Liang, T. (2019). Assessing urban travel patterns: An analysis of traffic analysis zone-based mobility patterns. *Sustainability*, 11(19), 5452. <https://doi.org/10.3390/su11195452>
- Cheng, G., Wilmot, C. G., & Baker, E. J. (2011). Dynamic gravity model for hurricane evacuation planning. *Transportation Research Record*, 1(2234), 125–134. <https://doi.org/10.3141/2234-14>
- Duran-Fernandez, R., & Santos, G. (2014). Gravity, distance, and traffic flows in Mexico. *Research in Transportation Economics*, 46, 30–35. <https://doi.org/10.1016/j.retrec.2014.09.003>
- Gao, S., Wang, Y., Gao, Y., & Liu, Y. (2013). Understanding urban traffic-flow characteristics: A rethinking of betweenness centrality. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 40(1), 135–153. <https://doi.org/10.1068/b38141>
- Gomez, L., & Ramirez, M. (2019). Expansión urbana y cambios en el uso del suelo en la ciudad de Curuzú Cuatiá, Corrientes, Argentina, entre los años 1990 y 2016. *Revista de Estudios Marítimos y Sociales*, 14, 123–149. Retrieved from file:///C:/Users/Usuario/Downloads/2019-RESM-Gomez_Ramirez.pdf
- Hansen, W. (1962). Evaluation of Gravity Model Trip Distribution Procedures. *Highway Research Board Bulletin*, (1), 67–76.
- Haynes, K. E., & Fotheringham, A. S. (2020). *Gravity and spatial interaction models*. (G. I. Thrall, Ed.). SAGE Publications.
- Hong, I., & Jung, W. S. (2016). Application of gravity model on the Korean urban bus network. *Physica*

- A: *Statistical Mechanics and Its Applications*, 462, 48–55.
<https://doi.org/10.1016/j.physa.2016.06.055>
- Jung, W. S., Wang, F., & Stanley, H. E. (2008). Gravity model in the Korean highway. *Epl (Europhysics Letters)*, 81(4). <https://doi.org/10.1209/0295-5075/81/48005>
- Kazerani, A., & Winter, S. (2009). Modified Betweenness Centrality for Predicting Traffic Flow. *Proceedings of the 10th International Conference on GeoComputation, Sydney, Australia, November 30-December, 2*.
- Masucci, A. P., Serras, J., Johansson, A., & Batty, M. (2013). Gravity versus radiation models: On the importance of scale and heterogeneity in commuting flows. *Physical Review E*, 88(2), 022812. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.88.022812>
- Mikkonen, K., & Luoma, M. (1999). The parameters of the gravity model are changing - how and why? *Journal of Transport Geography*, 7(4), 277–283. [https://doi.org/10.1016/S0966-6923\(99\)00024-1](https://doi.org/10.1016/S0966-6923(99)00024-1)
- Naser, I. H., Mahdi, M. B., Meqtoof, F. H., & Etih, H. A. (2021). Modelling Trip Distribution Using the Gravity Model and Fratar's Method. *Mathematical Modelling of Engineering Problems*, 8(2), 230–236. <https://doi.org/10.18280/mmep.080209>
- Perumal, K., & Bhaskaran, R. (2010). Supervised classification performance of multispectral images. arXiv preprint arXiv:1002.4046.
- Pokorný, P. (2017). Determining Traffic Levels in Cities Using Google Maps. In *Determining Traffic Levels in Cities Using Google Maps* (pp. 144–147). <https://doi.org/10.1109/MCSI.2017.33>
- Rezzouqi, H., Gryech, I., Sbihi, N., Ghogho, M., & Benbrahim, H. (2018). *Analyzing the accuracy of historical average for urban traffic forecasting using google maps. Advances in Intelligent Systems and Computing* (Vol. 868). Springer International Publishing.
https://doi.org/10.1007/978-3-030-01054-6_79
- Sayed, M. A., Rahman, M. M., Zaber, M. I., & Ali, A. A. (2017). Understanding Dhaka city traffic intensity and traffic expansion using gravity model. *2017 20th International Conference of Computer and Information Technology, ICCIT*, 1–6.
<https://doi.org/10.1109/ICCITECHN.2017.8281770>
- Simini, F., Barlacchi, G., Luca, M., & Pappalardo, L. (2020). A Deep Gravity model for mobility flows

generation. <https://doi.org/10.1038/s41467-021-26752-4>

Sornsoongnern, P., Pueboobpaphan, S., & Pueboobpaphan, R. (2023). Innovative Dynamic Queue-Length Estimation Using Google Maps Color-Code Data. *Sustainability*, *15*(3466).

Wang, S., Sun, L., Rong, J., & Yang, Z. (2014). Transit traffic analysis zone delineating method based on Thiessen polygon. *Sustainability*, *6*(4), 1821–1832. <https://doi.org/10.3390/su6041821>

Wu, Z., Huang, M., Zhao, A., & Lan, Z. (2021). Urban Traffic Planning and Traffic Flow Prediction based on ulchis gravity model and Dijkstra algorithm. *Journal of Physics: Conference Series*, *1972*(1), 012080. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1972/1/012080>

Yousif, R. A., Tayh, S. A., & Jasim, A. F. (2019). Trip Distribution Gravity Model of Al-Diwaniyah City: A Case Study. In *AWAM International Conference on Civil Engineering* (pp. 105–117). <https://doi.org/10.1007/978-3-030-32816-0>

