



PAAKAT: Revista de Tecnología y Sociedad
e-ISSN: 2007-3607
Centro Universitario de Guadalajara

Universidad de Guadalajara
México
paakat@udgvirtual.udg.mx

Año 15, número 28, marzo – agosto 2025

Estimación de un índice de tráfico urbano mediante datos del servicio de Google Directions y su correlación con variables demográficas

Estimation of an urban traffic index based on data from the Google Directions service and its correlation with demographic variables

Myrna Concepción Nevárez Rodríguez*

<https://orcid.org/0000-0003-0325-2900>

Universidad Autónoma de Chihuahua

Griselda Vazquez Quintero**

<https://orcid.org/0000-0002-7543-6744>

Universidad Autónoma de Chihuahua

Cesar Guillero García González***

<https://orcid.org/0000-0002-2355-0158>

Universidad Autónoma de Chihuahua

[Recibido: 25/08/2024 - Aceptado para su publicación: 25/11/2024]

DOI: <http://dx.doi.org/10.32870/Pk.a15n28.895>

Resumen

Las ciudades crecen continuamente, causando que la capacidad de infraestructura vial sea rebasada durante algunas horas del día, siendo el monitoreo de tráfico de gran importancia. Sin embargo, no existe un método de monitoreo municipal eficiente cercano a tiempo real que muestre las problemáticas viales para la adecuada planeación urbana, por lo cual esta investigación propone el uso de un índice de congestión de tráfico urbano, usando datos gubernamentales abiertos y del servicio de *Google Directions*, así como su correlación con variables demográficas. La metodología propuesta mostró resultados repetibles para el índice de congestión de tráfico ($p > 0.7$), pudiendo diferenciar la congestión de tráfico temporal y espacialmente ($p < 0.05$). Se encontraron correlaciones significativas entre el índice de congestión promedio, la densidad poblacional, así como con la densidad vehicular ($r = 0.97$ y $r = 0.91$, respectivamente). Se confirmó que la marginación es un factor significativo ($p < 0.05$) en el índice de tráfico, el tiempo de trayecto y la distancia recorrida.

Palabras clave: congestión vial, tecnologías de la información y la comunicación, planificación urbana, marginación urbana, ciudades inteligentes.

Abstract

The cities are continuously growing, causing their traffic exceed their road infrastructure capacities during several hours of the day, and the traffic congestion monitoring is taking great relevance. However, there is not an efficient way to achieve this at a city-wide scale, nearly in real time that shows traffic problems for proper urban planning, this investigation proposes a traffic index based on open government data and the use of Google Directions service. The proposed methodology showed repeatable results ($p = 0.7$), identified temporal and spatial traffic congestion differences ($p < 0.05$), found Pearson's correlations between the average congestion index and demographic variables population density and vehicular density ($r = 0.97$ and $r = 0.91$ respectively); and confirmed that urban marginalization was a significant factor ($p < 0.05$) for the average traffic congestion index, commute distances, and travel times.

Keywords: traffic congestion, information and communication technologies, urban planification, urban marginalization, smart cities.

Introducción

En la actualidad 70% de la población global vive en zonas urbanas, y la Organización de las Naciones Unidas estima que esta población urbana se duplicará para 2050 (ONU, 2017). Las ciudades crecen de manera acelerada y con frecuencia de forma dispersa (CESOP, 2018) (Hernández *et al.*, 2019), causando que la capacidad de infraestructura vial sea rebasada durante algunas horas del día (González, 2018) (Aljoufie *et al.*, 2011).

La congestión de tráfico trae como consecuencia estrés, debido a los aumentos significativos en los tiempos de trayecto y desplazamiento, además se aumentan los costos en el uso de combustibles (Thomson & Bull, 2002) y con esto las cantidades de dióxido de carbono. En 2015, México emitió 700 millones de toneladas de CO₂ y 22.8% de ellas fueron originadas en el sector del transporte (SEMARNAT & INECC, 2018).

La acumulación de contaminantes provenientes del transporte con frecuencia produce enfermedades respiratorias (D'Amato, 2010), lo cual convierte esta situación en un problema de salud pública. Estas circunstancias hacen que el monitoreo del tráfico vehicular tenga una relevancia importante para los gobiernos locales; sin embargo, de acuerdo con algunos autores (Grote *et al.*, 2016) no existen maneras prácticas y accesibles de monitorear estas variables de manera adecuada.

Es por esto que es esencial encontrar maneras eficientes de monitorear el tráfico vehicular que permitan una mejor implementación de políticas de planeación urbana, mejorando el bienestar y el medio ambiente, por lo cual el objetivo de este estudio fue estimar un índice de tráfico vehicular mediante el uso de datos públicos y el servicio de *Google Directions*, y su correlación con variables demográficas y socioeconómicas como el grado de marginación, con el fin de proporcionar información clave para la toma de decisiones.

Revisión de literatura

La marginación urbana influye en los patrones de tráfico al limitar la accesibilidad de la infraestructura de transporte y se asocia con la lejanía de los residentes a los centros de trabajo, lo cual aumenta desplazamientos y, en consecuencia, la congestión de rutas específicas (Cabrera-Vega, 2019).

Estudios previos, como los realizados por Cervero and Landis (1997) y Dingil et al. (2018) han demostrado que en zonas marginadas suelen carecer de opciones adecuadas de transporte público y de redes viales eficientes, lo cual aumenta la dependencia del vehículo privado y concentra el tráfico en rutas específicas durante horas pico. Esta falta de alternativa y la segregación espacial de estas comunidades producen desplazamientos más largos hacia centros urbanos, generando cuellos de botella en las vías principales, contribuyendo a una mayor congestión vehicular.

El *Energy Sector Management Assistance Program* (ESMAP, 2014) reportó que es importante considerar como variables en los índices de tráfico: las dimensiones de las áreas urbanas, las densidades residenciales y de centros de trabajo, así como la accesibilidad de los servicios y el transporte público. Se ha investigado el fenómeno de la auto-selección residencial y su relación con el transporte urbano, estableciendo que los residentes no seleccionan las zonas para vivir de manera aleatoria, sino más bien por las prestaciones que estas ofrecen a sus residentes (Cao, 2014), ocasionando la segregación espacial de grupos de marginación social; sin embargo, otros autores (Silva, 2014), (Humphreys & Ahern, 2019) han establecido que el efecto del tipo de territorio urbano prevalece sobre el efecto de la auto-selección cuando se eligen correctamente los modos de transporte.

Zhang *et al.* (2017) estudiaron el uso del territorio y el tráfico, usando datos de congestión en tiempo real, puntos de interés y una regresión lineal múltiple. Establecieron que las zonas de uso comercial presentaban un índice de tráfico más alto. Dingil *et al.* (2018) estudiaron los índices de tráfico y de las densidades poblacionales, y establecieron que mientras en los territorios de densidad poblacional baja la variable independiente más relevante fue los kilómetros de calle por habitante; en los territorios con densidad poblacional alta la variable independiente más relevante era los kilómetros de vía para tren ligero o metro.

Uso de datos no convencionales

A. Rao y K. Rao (2012) exponen que la colección de datos convencionales para medir el tráfico incluye el uso de sensores de doble lazo, magnéticos, imagen o vehículos con sistemas de colección de datos. En recientes décadas los avances tecnológicos en la telefonía móvil han dotado a los teléfonos inteligentes con una amplia gama de sensores en sistemas embebidos, lo cual ha permitido que la movilidad urbana y la red celular puedan ser monitoreadas de manera conjunta (Sliwa *et al.*, 2017).

Esta investigación se enfoca en el uso de datos no convencionales, los cuales fueron creados originalmente por personas normales, conduciendo su automóvil junto con su teléfono inteligente y quienes decidieron compartir su localización con Google. Este conecta la información de la localización de los usuarios y la usa, entre algunos propósitos, para proveer el servicio en línea de *Google Directions* para estimar el tiempo de trayecto de un punto de origen a un destino, incluyendo las condiciones de tráfico en tiempo real. En esta investigación, las estimaciones de tiempos de trayecto son combinadas con diferentes fuentes de datos abiertos publicados para producir variables explicativas del fenómeno de tráfico.

Metodología

Área de estudio

La selección de las ciudades fue hecha con el objetivo de comparar los resultados con estudios previos por el índice de movilidad urbana, según los datos publicados por el Instituto de Investigación en Política Pública (IMCO, 2019), abarcando ciudades con movilidad alta, media y baja. Las ciudades estudiadas en esta investigación fueron: Acapulco, Chihuahua, Guadalajara, Mérida, Querétaro, Saltillo y Villahermosa; todas ellas localizadas en el territorio mexicano. El área de estudio se muestra en la Figura 1.

Figura 1. Mapa del área de estudio

Fuente: elaboración propia.

El índice de movilidad urbana abarca 20 ciudades que representan 68% de toda la economía mexicana en 2019. De esas ciudades se seleccionaron siete con base en su clasificación de movilidad.

Para movilidad adecuada se seleccionaron Guadalajara y Saltillo; para movilidad media-alta se seleccionaron Mérida y Querétaro; para movilidad media-baja se seleccionó Chihuahua; y para movilidad baja se seleccionaron Acapulco y Villahermosa. La ciudad de Guadalajara es la única que cuenta con un sistema ferroviario público de 39.5 km. Guadalajara, Querétaro, Chihuahua cuentan con un Sistema de Transporte Rápido por Autobuses (IMCO, 2019).

Para cuestiones estadísticas, en México el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) organiza la información de los censos poblacionales y económicos en pequeñas porciones de territorio urbano que son llamadas áreas geoestadísticas básicas o por su nombre corto AGEB. Una AGEB "es un área geográfica ocupada por un conjunto de manzanas perfectamente delimitadas por calles, avenidas, andadores o cualquier otro rasgo de fácil identificación en el terreno y cuyo uso del suelo es principalmente habitacional, industrial, de servicios, comercial, etcétera, y sólo son asignadas al interior de las zonas urbanas con población mayor o igual a 2,500 habitantes y en las cabeceras municipales" (CONEVAL, 2020).

Los datos de población y marginación urbana fueron obtenidos de la última edición disponible al momento del estudio del índice de marginación urbana por AGEB, emitido por el Consejo Nacional de Población de México (CONAPO, 2010). La información es publicada en una base de datos vectorial de tipo sistemas de información geográfica, por lo cual se tuvo acceso a la localización y al área para cada AGEB. Los datos de vehículos registrados por AGEB fueron obtenidos de datos abiertos publicados por el INEGI (2019) en forma tabular, y fueron correlacionados con las bases de datos vectoriales mediante el identificador de AGEB.

Variables demográficas

Las siguientes variables demográficas fueron calculadas para ser usadas como variables independientes en los modelos predictivos:

- Área Urbana (AU). Es la suma del área de las AGEB de la zona estudiada.
- Población Registrada (PR). Es la suma de los habitantes en las AGEB de la zona estudiada.
- Densidad Poblacional (DP). Es el cociente entre la PR y el AU.
- Vehículos Registrados (VR). Es la suma de los vehículos registrados en las AGEB de la zona estudiada.
- Densidad Vehicular (DV). Es el cociente entre los VR y el AU.
- Vehículos por Habitante (VPH). Es el cociente entre los VR y la PR.

Congestión por tráfico de la red vial

El muestreo de la congestión fue organizado, estableciendo rutas diferentes para cada ciudad. Cada ruta comprendió de múltiples calles y avenidas para ir de un punto de origen a un punto de destino dentro de la zona urbana estudiada. Los puntos de origen y destino fueron seleccionados al azar entre todas las AGEB disponibles, y las rutas fueron seleccionadas por el servicio de la API de *Google Directions* mediante los siguientes parámetros, según se especifica en la página de desarrolladores de *Google* (Google, 2019):

- Destination: por coordenadas de latitud, longitud
- Origin: por coordenadas de latitud, longitud
- Departure time: Now. Para hacer las peticiones en la misma hora que se solicitan
- Output format: JSON
- Alternatives: falso para obtener una sola respuesta sin rutas alternas
- Mode: Driving. Para simular los tiempos de transporte con opción de un automóvil
- Traffic Model: Best guess. Con este parámetro se especifica que las condiciones de tráfico actuales se tomarán en cuenta para el cálculo de tiempos y velocidades

- Optimización: por tiempo de viaje mínimo entre punto origen y un punto destino
- API Key: solicitada a *Google*.

Para asegurar que los puntos de origen y destino se ubicaban dentro de las áreas urbanas, se utilizó el archivo del índice de marginación urbana publicado por el Consejo Nacional de Población de México (CONAPO) (2010). El archivo contenía la definición espacial de miles de polígonos suburbanos denominados Áreas Geoestadísticas Básicas. Cada AGEB tenía datos agregados para el identificador de AGEB, nombre de la ciudad y categoría de marginación urbana. Para cada polígono, las coordenadas del área y los centroides fueron exportados a un formato tabular con todos sus datos agregados a una base de datos del *software* libre MySQL.

Mediante estos parámetros, las rutas seleccionadas contienen calles colectoras desde el centroide del AGEB origen a calles secundarias, luego a calles principales, conectando luego con calles secundarias y luego con colectoras al centroide del AGEB destino. Dado que la mayor parte de las rutas pasa frecuentemente por las calles principales, pero rara vez a las mismas calles secundarias y mucho menos a las mismas colectoras. El tráfico en las calles principales toma un peso más relevante que las calles secundarias y colectoras de manera natural, proporcionando así medias ponderadas adecuadas para el monitoreo de tráfico en una ciudad donde el tráfico vehicular se desahoga por las arterias viales principales.

El formato tabular del índice de marginación urbana se fusionó luego con las bases de datos de la población y del registro de vehículos motorizados del censo económico publicado por el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) (2010). El censo económico también contenía el Identificador de AGEB, que se utilizó para la referencia cruzada.

Automatización y colección de datos

Se escribió un *script* en lenguaje de programación Python para muestrear los tiempos de viaje estimados, considerando las condiciones del tráfico. Todas las rutas fueron muestreadas cada dos horas desde las 06:00 hasta las 22:00, los días laborables y los fines de semana en julio de 2020. El *script* solicitó puntos origen y destino de las rutas seleccionadas a la base de datos de MySQL.

Configuró la petición a la API de *Google Directions* y almacenó las respuestas en la misma base por cada ciudad, ruta, día y hora local de cada ciudad. La hora con menores tiempos de tránsito se utilizó como condición de flujo de tráfico libre. Una vez completado el muestreo de datos de congestión de tráfico, se obtuvo un registro para cada muestra que contenía los campos: identificación del viaje, identificación de la ruta, ciudad, origen, destino, fecha de muestreo, hora de muestreo, distancia y tiempo de viaje esperado con la condición del tráfico actual.

Para considerar la posible influencia de autoselección residencial, debido a factores socioeconómicos, las zonas con diferente nivel de marginación urbana fueron muestreadas por separado, donde el punto origen se localizó dentro de la zona marginada en cuestión, y el punto destino a cualquier punto de la ciudad de manera aleatoria. Las diferencias en el índice de congestión de tráfico para los diferentes grupos se compararon para determinar si la selección de la zona residencial influye en el tráfico al cual se ven expuestas. Las categorías de marginación urbana se estandarizaron a tres clases: Alta, Media y Baja.

El índice de congestión fue calculado para cada muestra tomada según la ecuación 1, la cual fue derivada de la teoría de densidad de tráfico (Hashim M., 2016). El índice de congestión estuvo basado en métricas de tiempo y comparó la densidad del tráfico en estado de flujo libre con la densidad del tráfico en cualquier momento como sigue:

La eq. 1 es la fórmula de densidad de tráfico propuesta por Drake y discutida por Hashim (2016):

$$k_i = k_0 * \sqrt{2 * \ln \left(\frac{V_f}{v_i} \right)}$$

Donde k_i es la densidad de tráfico de la i -ésima muestra, k_0 es la densidad de tráfico en el estado de flujo libre. V_f es la velocidad en estado de flujo libre, V_i es la velocidad de la i -ésima muestra. Para las muestras tomadas en las diferentes horas en la misma ruta la distancia es igual, y haciendo la sustitución de V como d/t para el estado de flujo libre y para la i -ésima muestra, la eq. 1 se puede expresar como sigue:

$$k_i = k_0 * \sqrt{2 * \ln \left(\frac{t_i}{t_f} \right)}$$

Donde t_f es el tiempo de trayecto para la ruta en estado de flujo libre y t_i es el tiempo de trayecto para la i -ésima muestra. Entonces, el índice de congestión de tráfico para la i -ésima muestra en la ruta estudiada puede ser expresado, comparando los tiempos de trayecto de la i -ésima muestra con su referencia de flujo libre como sigue:

$$\text{Índice de congestión}_i = \frac{k_i}{k_0} = \sqrt{2 * \ln \left(\frac{t_i}{t_f} \right)}$$

El índice de congestión de tráfico para cada muestra fue calculado y agregado como una nueva columna en la base de datos para luego obtener los promedios y realizar los análisis de varianza para cada ciudad, usando el paquete de software estadístico R.

El estado de flujo libre fue obtenido como el menor de los registros del muestreo para cada ruta, sin importar si ocurrió entre semana o en fin de semana. Los datos que fueron identificados como referencia de libre flujo fueron omitidos del análisis estadístico. Las siguientes variables fueron calculadas para ser usadas como variables independientes en los modelos predictivos:

- Índice de Congestión Promedio (ICP)
- Distancia de Viaje Promedio (DVP)
- Tiempo de Viaje Promedio (TVP)
- Velocidad Promedio (VP)
- Kilómetros Totales (KT). Estos fueron obtenidos multiplicando DVP por VR

Métodos estadísticos

Se planeó una técnica de muestreo balanceado, en la cual siete ciudades fueron muestreadas; cada ciudad con tres grupos de marginación urbana: Alta, Media y Baja. Cada grupo de marginación tuvo 32 rutas independientes divididas en dos grupos control: A y B. El total de las rutas muestreadas fue de 672. Mientras que se mantuvo el mismo tamaño de muestra en cada grupo de marginación urbana para aumentar la potencia de las pruebas estadísticas, las métricas por ciudad fueron calculadas de manera ponderada con base en la PR en cada grupo de marginación urbana.

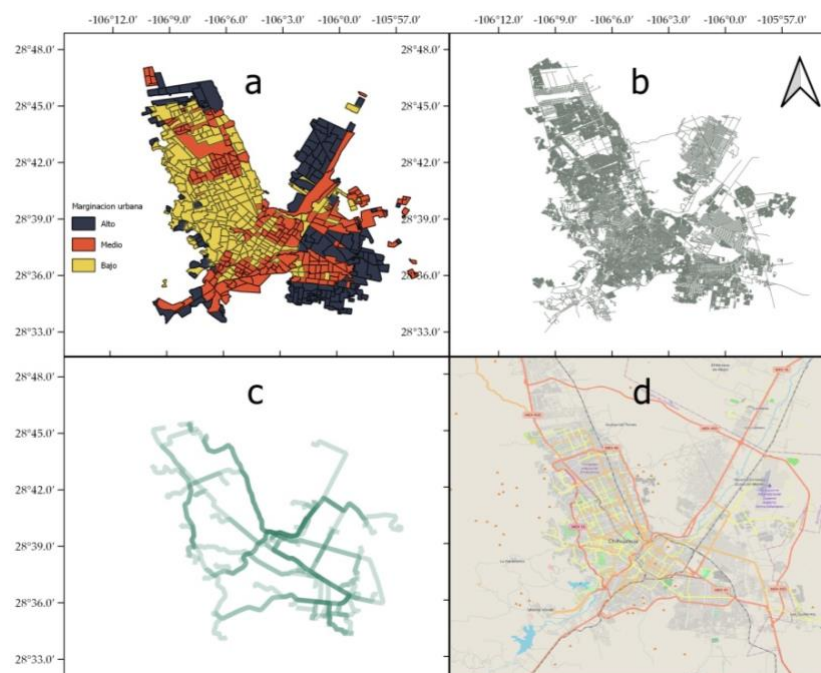
Se llevaron a cabo análisis de varianza, ANOVA y comparaciones de Tukey para descubrir diferencias significativas entre los grupos de control, grupos horarios, días de la semana, ciudades y grupos de marginación urbana. Asimismo, se elaboraron matrices del coeficiente de correlación de Pearson, r , para determinar cuáles eran las correlaciones más significativas con las variables estudiadas, seguidas de regresiones lineales simples para modelar el comportamiento del ICP. El criterio de selección de los mejores modelos fue con base en el más alto coeficiente de determinación ajustado, $R^2 adj.$, cumpliendo con el nivel de significancia y la normalidad de los residuos del modelo con base en pruebas de Shapiro-Wilk.

Resultados

Se confirmó que la metodología propuesta seleccionaba con más frecuencia las calles y avenidas principales que las calles colectoras y secundarias como se puede observar en el ejemplo de la Figura 2. La Figura 2a muestra el mapa de marginación urbana para la ciudad de Chihuahua con tres categorías: Alta, Media y Baja; la Figura 2b muestra la totalidad de la red vial publicada por el Instituto Municipal de Planeación de Chihuahua (IMPLAN, 2020); la Figura 2c muestra la

trayectoria de rutas usadas con una transparencia de 25%; mientras que la Figura 2d es de referencia de *Open Street Map* para comparar si las calles principales fueron seleccionadas.

Figura 2. Ejemplo de selección de rutas para el grupo de marginación alta en la Cd. de Chihuahua

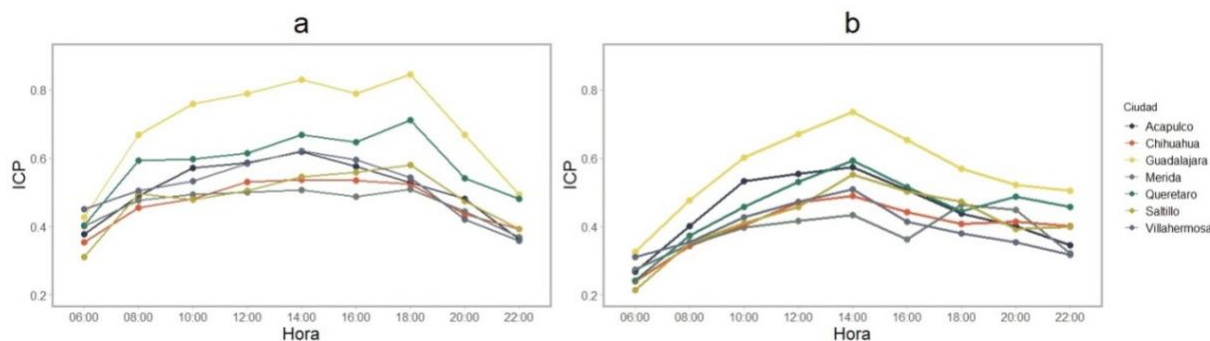


Fuentes: a) elaboración propia; b) elaboración propia con datos del IMPLAN Chihuahua; c) elaboración propia; d) Open Street Map.

En la Figura 2c se puede observar que existen calles y avenidas que toman un tono verde más intenso, debido a que múltiples rutas de la muestra pasan por ahí. Estas secciones más intensas coinciden con las calles y avenidas principales que muestra *Open Street Maps* de la Figura 2d. Por ello, se estableció que la metodología fue adecuada para producir una media ponderada a nivel ciudad.

Las tendencias temporales del índice de congestión promedio por ciudad se muestran en la Figura 3, tanto para días de entre semana como para fines de semana. La Figura 3 muestra patrones de tráfico diferentes para ciudades, horarios y días de la semana. En la Figura 3a se muestra que entre semana los picos más altos de tráfico se observan a las 14:00 y a las 18:00 hrs., mientras que el fin de semana el pico de tráfico se encuentra muy marcado a las 14:00 hrs. Las ciudades que mostraron el más alto índice de tráfico fueron Guadalajara y Querétaro.

Figura 3. Índice de congestión promedio: a) Para días de entre semana; b) días de fin de semana

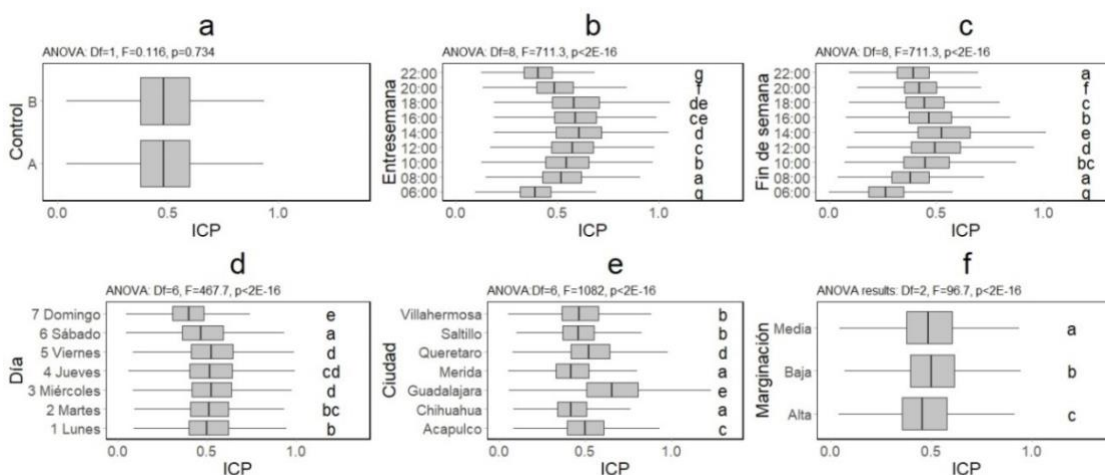


Fuente: elaboración propia.

Los resultados de las pruebas de ANOVA y las comparaciones de Tukey para las medias del índice de congestión se muestran en la Figura 4. Como se muestra en la Figura 4a, las medias del índice de congestión para la muestra A y su duplicado (muestra B) no mostraron diferencias significativas en la prueba de ANOVA ($p > 0.05$); las muestras A y B fueron compuestas de rutas totalmente independientes, pero tomadas al mismo tiempo, lo cual indica que la metodología propuesta mostró resultados repetibles.

Los grupos horarios de entre semana (4b), fin de semana (4c), por día (4d), por ciudad (4e) y por grupos de marginación (4f) mostraron diferencias significativas ($p < 0.05$) y agrupaciones de Tukey con una amplia diversidad, por lo cual la metodología puede diferenciar la congestión de tráfico temporal y espacialmente ($p < 0.05$).

Figura 4. Resultados de las pruebas ANOVA (parte superior) y agrupamientos de Tukey (derecha de la caja)

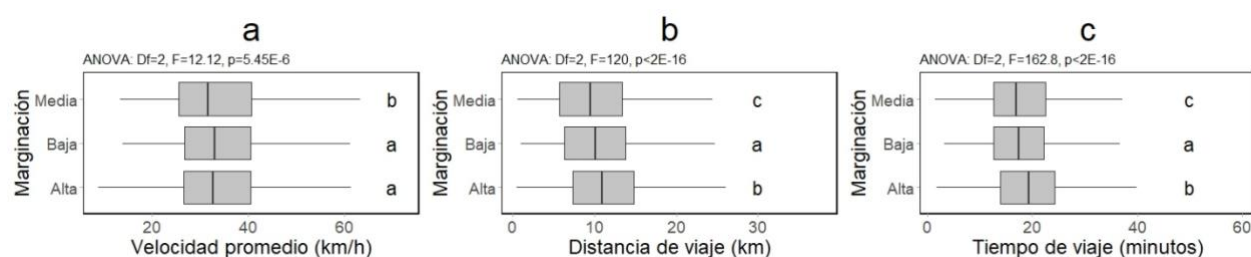


Fuente: elaboración propia.

En el comparativo entre las variables de velocidad promedio, distancia de viaje y tiempo de viaje se consideran los grupos de marginación urbana, también se encontraron diferencias significativas ($p < 0.05$) como se muestra en la Figura 5.

En la Figura 5a se observa que aunque la población con marginación urbana alta tiene un promedio de velocidad más alto, vive más alejada del resto de la ciudad y sus tiempos de trayecto son más largos; por el contrario, la población con condiciones de marginación urbana media tiene un promedio de velocidad más bajo, pero está mejor conectada al tener distancias y tiempos de trayecto más cortos.

Figura 5. Comparativo entre grupos de marginación urbana



Fuente: elaboración propia.

Todos los datos demográficos, económicos y de congestión de tráfico fueron organizados por ciudad y por grupo de marginación urbana en la Tabla 1.

En la Figura 6 aparecen las interacciones entre los diferentes grupos de marginación (diferentes colores), el porcentaje de población del grupo con respecto de la población de la ciudad (diámetro del marcador) y la posición de (x, y) respecto de la densidad poblacional y su índice de congestión.

Como se puede observar en la Figura 6, los porcentajes de población con marginación urbana alta (azul) fueron los más bajos en el índice de congestión de tráfico, debido a que viven en zonas con poca densidad poblacional y pocos vehículos. Y en los grupos de marginación más numerosos (amarillo y rojo) se observa un comportamiento lineal entre su densidad poblacional y el índice de congestión de tráfico.

En la Tabla 2 se construyó la matriz de correlaciones de Pearson para encontrar las relaciones entre las variables estudiadas a nivel ciudad. Las correlaciones que no alcanzaron el nivel de significancia de 0.05 se dejaron en blanco. En la misma tabla se observa una muy fuerte correlación entre el índice de congestión promedio y la densidad poblacional ($r=0.97^{***}$) y el índice de congestión promedio y la densidad vehicular ($r=0.91^{**}$).

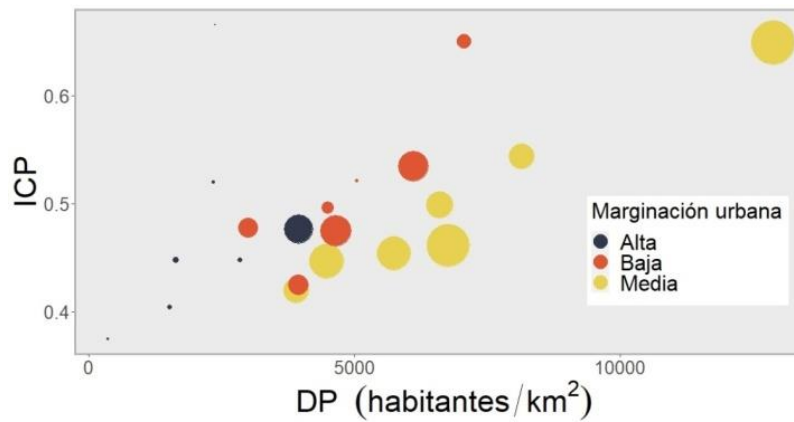
Tabla 1. Resumen de datos demográficos, económicos, de congestión de tráfico por ciudad y por grupo de marginación urbana (GMU)

Ciudad	GMU	n	AU	PR	DP	VR	DV	VPH	DVP	TVP	VP	ICP
Acapulco	Todas	4224	137.5	673479	4899.6	46789	340.4	0.07	12.63	24.68	30.74	0.489
	Alta	1408	84.1	331529	3944.0	12458	148.2	0.04	13.96	27.68	30.25	0.477
	Media	1408	46.6	307783	6602.8	29694	637.0	0.10	10.90	21.06	31.06	0.498
	Baja	1408	6.8	34167	5037.7	4637	683.7	0.14	15.25	28.10	32.56	0.521
Chihuahua	Todas	4224	258.8	809232	3126.6	159717	617.1	0.20	11.93	17.85	40.03	0.447
	Alta	1408	76.0	26744	351.7	2425	31.9	0.09	14.53	21.88	39.85	0.374
	Media	1408	90.4	352481	3900.9	58649	649.1	0.17	13.20	18.87	41.97	0.419
	Baja	1408	92.4	430007	4653.0	98643	1067.4	0.23	10.73	16.75	38.45	0.475
Guadalajara	Todas	4222	141.6	1495182	10560.7	217502	1536.3	0.15	8.80	19.43	27.17	0.649
	Alta	1407	3.2	7691	2377.8	608	188.0	0.08	9.05	19.12	28.39	0.666
	Media	1407	87.7	1130301	12883.3	140440	1600.8	0.12	8.57	19.43	26.46	0.649
	Baja	1408	50.6	357190	7057.5	76454	1510.6	0.21	9.53	19.45	29.39	0.651
Mérida	Todas	4224	207.9	777615	3740.6	111621	536.9	0.14	11.84	17.76	39.99	0.436
	Alta	1408	39.2	59308	1514.5	2268	57.9	0.04	14.85	19.44	45.81	0.404
	Media	1408	101.3	452061	4463.9	52426	517.7	0.12	11.64	17.95	38.90	0.447
	Baja	1408	67.5	266246	3947.0	56927	843.9	0.21	11.53	17.05	40.56	0.424
Querétaro	Todas	4224	99.4	626495	6303.7	100325	1009.5	0.16	10.53	17.71	35.65	0.538
	Alta	1408	12.8	29768	2334.3	2453	192.4	0.08	10.55	18.16	34.86	0.520
	Media	1408	33.4	272182	8146.0	33199	993.6	0.12	9.75	16.90	34.62	0.543
	Baja	1408	53.2	324545	6098.2	64673	1215.2	0.20	11.19	18.35	36.58	0.535
Saltillo	Todas	4213	191.3	709671	3709.3	110795	579.1	0.16	10.45	16.67	37.61	0.461
	Alta	1408	42.7	69645	1631.9	6153	144.2	0.09	9.35	16.84	33.31	0.448
	Media	1408	70.9	407534	5745.5	56804	800.8	0.14	11.44	17.98	38.18	0.454
	Baja	1397	77.7	232492	2991.7	47838	615.6	0.21	9.04	14.32	37.89	0.478
Villahermosa	Todas	4215	63.1	353577	5606.1	41366	655.9	0.12	7.37	14.05	31.45	0.467
	Alta	1408	9.4	26585	2837.5	1351	144.2	0.05	9.28	16.53	33.68	0.448
	Media	1408	37.8	255294	6758.3	26181	693.1	0.10	7.10	13.63	31.26	0.461
	Baja	1399	15.9	71698	4502.0	13834	868.7	0.19	7.64	14.63	31.33	0.496

Fuente: elaboración propia.

* Unidades de medida: n muestras; AU km²; PR habitantes; DP habitantes/km²; VR vehículos; DV vehículos/km²; VPH vehículos/habitante; DVP km; TVP minutos; KT kilómetros; ICP sin unidad de medida

Figura 1. Interacciones de la marginación con la densidad poblacional y la congestión vehicular



Fuente: elaboración propia.

Tabla 2. Matriz de correlación de Pearson

	AU	PR	DP	VR	DV	VPH	DVP	TVP	VP
PR									
DP									
VR		0.9* **							
DV			0.89* **						
VPH									
DVP									
TVP									
VP			-0.83* *						
ICP			0.97***		0.91**				

Fuente: elaboración propia.

Discusión

Los patrones horarios de tráfico obtenidos en esta investigación fueron consistentes a estudios previos como el publicado por Tejeda, Le Blanc & Cia (2009), donde se observan los patrones de tráfico muy similares con la excepción de que no se ve el pico de las 08:00 hrs., debido a que durante la toma de muestra de este estudio algunas actividades, incluidas las escolares, estaban suspendidas por las restricciones de movilidad impuestas por el gobierno para evitar la propagación de la enfermedad COVID-19. Otros autores (Junghwan & Mei-Po, 2018), (Marsden & Docherty, 2013) han publicado patrones de tráfico similares a los de este estudio, refiriéndose a ellos como típicos.

Dingil *et al.* (2018) establecieron que la congestión de tráfico en ciudades densas dependía más de la disponibilidad de kilómetros de red de tren ligero o metro, y al momento de este estudio solo Guadalajara contaba con un sistema de tren ligero urbano con 38.5 km para casi 1.5 millones de habitantes (SITEUR, n.d.); esto no fue suficiente para diferenciar su parámetro de vehículos por habitante (VPH= 0.145) con el resto de las ciudades estudiadas (VPH promedio = 0.141).

Las ciudades con sistemas de transporte público rápido por autobús (BRT en Chihuahua, Mérida y Guadalajara) en su mayoría presentaron un menor índice de tráfico comparado con el resto de las ciudades. Sin embargo, cuando la densidad poblacional es muy alta parece no ser suficientemente efectiva para las opciones de transporte público (BRT y tren ligero) para mejorar los índices de tráfico como es el caso específico del municipio de Guadalajara.

Según los resultados de esta investigación, la autoselección residencial por factores económicos fue confirmada. Los grupos de población con marginación urbana alta tienden a vivir más alejados del resto de la ciudad con densidades poblacionales bajas, además de tener un índice de vehículos por persona mucho más bajo. En general estos grupos poblacionales no tienden a afectar en mucho el tráfico general de la ciudad, sin embargo, su accesibilidad a los servicios de la ciudad se ve mucho más limitada.

Conclusión

Este índice de congestión de tráfico puede ser una herramienta útil para identificar rutas críticas y las horas de mayor afluencia vehicular, permitiendo la implementación de medidas específicas como la creación de vías exclusivas para transporte público o la planificación de proyectos de infraestructura destinado a aliviar las zonas con mayor congestión.

La metodología propuesta con datos no convencionales basada en el servicio de *Google Directions* para el índice de congestión de tráfico en ciudades se validó por duplicado, siendo repetible ($p > 0.7$); se pudo diferenciar la congestión de tráfico temporal y espacialmente ($p < 0.05$). Existe una fuerte correlación entre el índice de congestión promedio y la densidad poblacional ($r = 0.97$) y el índice de congestión promedio y la densidad vehicular ($r = 0.91$). Los datos presentados en esta investigación sugieren que el aumento en la densidad poblacional urbana sin la provisión de opciones modales de transporte público atractivas ocasiona que la congestión de tráfico aumente proporcionalmente a los cambios en la densidad poblacional. Se confirmó que la marginación es un factor significativo ($p < 0.05$) en el índice de congestión de tráfico, el tiempo de trayecto y la distancia recorrida.

Limitaciones del estudio

El servicio de *Google Directions* es un servicio gratuito, pero solo hasta cierto límite y está sujeto a cobros de servicio. El incremento de solicitudes de tiempos de llegada podría significar incurrir en un costo, aunque para efectos de este estudio no representó ningún costo por utilizarse en ocho ciudades simultáneamente con un poco más de 37,000 peticiones en un mes. El servicio de *Google Directions*, por ser un servicio privado, está sujeto a cambios por el proveedor *Google*.

Referencias

- Aljoufie, M., Zuidgeest, M., Brussel, M. & Maarseveen, M. (2011). Urban growth and transport: understanding the spatial temporal relationship. *Urban Transport*, 116, 315-328. <http://dx.doi.org/10.2495/UT110271>.
- Cao, X. (. (2014). Residential self-selection in the relationships between the built environment and travel behavior: Introduction to the special issue. *JTLU*, 7(3), 1-3. <http://dx.doi.org/10.5198/jtlu.v7i3.726>.
- CESOP (2018). Núm. 294.Las ciudades mexicanas. El perfil de la población y las escalas de prosperidad. Retrieved from Camara de diputados LXIV Legislatura: <http://www5.diputados.gob.mx/index.php/camara/Centros-de-Estudio/CESOP/Estudios-e-Investigaciones/Documentos-de-Trabajo/Num.-294.Las-ciudades-mexicanas.-El-perfil-de-la-poblacion-y-las-escalas-de-prosperidad>
- CONAPO (2010). Índice de marginación urbana. Retrieved from Consejo Nacional de Poblacion: http://www.conapo.gob.mx/es/CONAPO/Indice_de_marginacion_urbana_2010
- CONAPO (2010). Índice de marginación urbana 2010. Recuperado el 28 de junio de 2020, de CONAPO: http://www.conapo.gob.mx/es/CONAPO/Indice_de_marginacion_urbana_2010
- CONEVAL (2020). MEDICIÓN DE LA POBREZA. Retrieved julio 30, 2020, from Coneval: https://www.coneval.org.mx/Medicion/IRS/Paginas/Rezago_social_AGEB_2010.aspx#:~:text=Seg%C3%BAAn%20la%20definici%C3%B3n%20de%20INEGI,industrial%2C%20de%20servicios%2C%20comercial%2C
- D'Amato, G. D. (2010). Urban Air Pollution and Climate Change as Environmental Risk Factors of Respiratory Allergy: An Update. *J Investig Allergol Clin Immunol*, 20(2), 95-102.
- Dingil, A., Schweizer, J., Rupi, F. & Stasiskiene, Z. (2018). Transport indicator analysis and comparison of 151 urban areas, based on open source data. *European Transport Research Review*, 10(58). <https://doi.org/10.1186/s12544-018-0334-4>.
- ESMAP (2014). Knowledge Series 022/14 Planning Energy Efficient and Livable Cities. Obtenido de Energy Sector Management Assistance Program: https://www.esmap.org/sites/esmap.org/files/DocumentLibrary/ESMAP_CEETI_Mayora/Note_6_PlanningEE%20Livable%20Cities_optimized.pdf
- González, M. (2018). Entropy and negentropy of private electric vehicles in urban systems: homeostasis of mobility in Mexico. *DYNA*, 85(206), 171-177. <http://dx.doi.org/10.15446/dyna.v85n206.72509>.
- Google (2019). Getting directions through the Directions API. Obtenido de Google Maps platform: <https://developers.google.com/maps/documentation/directions/get-directions>

- Grote, M., Williams, I., Preston, J. & Kemp, S. (2016). Including congestion effects in urban road traffic CO2 emissions modelling: do local government authorities have the right options? *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 43, 95–106. <http://dx.doi.org/10.1016/j.trd.2015.12.010>.
- Hashim, M. (2016). Outflow of traffic from the national capital Kuala Lumpur to the north, south and east coast highways using flow, speed and density relationships. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 3(6), 540-548. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/j.jtte.2016.03.007>
- Hernández, S., Hernández, J. & Alcaráz, B. (2019). Planeación de bajo carbono de megalópolis en México. *Bitácora Urbano Territorial*, 29(2), 49-58. <https://dx.doi.org/10.15446/bitacora.v29n2.69015>.
- Humphreys, J. & Ahern, A. (2019). Is Travel Based Residential Self-Selection a Significant Influence in Modal Choice and Household Location Decisions? *Transport Policy*, 150-160. <https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2017.04.002>.
- IMCO (2019). Índice de Movilidad Urbana. Recuperado el 23 de Nov de 2020, de Centro de investigación en política pública: https://api.imco.org.mx/release/latest/vendor/imco/indices-api/documentos/Competitividad/%C3%8Dndice%20de%20Movilidad%20Urbana/2019-01-23_0900%20%C3%8Dndice%20de%20movilidad%20urbana%3A%20Barrios%20mejor%20conectados%20para%20ciudades%20m%C3%A1s%20incluye
- IMPLAN (2020). Implan Chihuahua. Retrieved 08 Nov, 2020, from Implan Chihuahua: https://implanchihuahua.org/Descargables_DA.html
- INEGI (2010). Censo de Población y Vivienda 2010. Obtenido de Instituto Nacional de Estadística Geografía e Informática: https://www.inegi.org.mx/programas/ccpv/2010/default.html#Datos_abiertos
- INEGI (2019). Registered Motor Vehicles. Retrieved from INEGI: <https://www.inegi.org.mx/sistemas/olap/Proyectos/bd/continuas/transporte/vehiculos.asp?s=est>
- Junghwan, K. & Mei-Po, K. (2018). Beyond Commuting: Ignoring Individuals' Activity-Travel Patterns May Lead to Inaccurate Assessments of Their Exposure to Traffic Congestion. *Int J Env Res Pub He*, 16(89), 1-20. <http://dx.doi.org/10.3390/ijerph16010089>.
- Marsden, G. & Docherty, I. (2013). Insights on disruptions as opportunities for transport policy. *Transport Res A-Pol*, 51, 46-55. <http://dx.doi.org/10.1016/j.tra.2013.03.004>.
- ONU. (2017). United Nations: New Urban Agenda 2017. (H. I. Secretariat, Ed.) Retrieved from <http://Habitat3.org>: <http://habitat3.org/wp-content/uploads/NUA-English.pdf>
- Rao, A. M. & Rao, K. R. (2012). Measuring urban traffic congestion – A Review. *Ijtte*, 2(4), 286–305. [http://dx.doi.org/10.7708/ijtte.2012.2\(4\).01](http://dx.doi.org/10.7708/ijtte.2012.2(4).01).
- SEMARNAT & INECC (2018). México, Sexta Comunicación Nacional y Segundo Informe Bial de Actualización ante la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático. Obtenido de <http://cambioclimatico.gob.mx/>: <http://cambioclimatico.gob.mx:8080/xmlui/handle/publicaciones/117>
- Silva, J. (2014). Spatial self-selection in land-use–travel behavior interactions: Accounting simultaneously for attitudes and socioeconomic characteristics. *JTLU*, 7(2), 63–84. <http://dx.doi.org/10.5198/jtlu.v7i2.696>.
- Sliwa, B., Johannes, P., Eckerman, F., Habel, L., Schreckenber, M. & Wietfeld, C. (2017). Lightweight Joint Simulation of Vehicular Mobility and Communication with LIMoSim. *IEEE Vehicular Networking Conference (VNC)* (pp. 1-8. <http://dx.doi.org/10.1109/VNC.2017.8275600>). Torino, Italia: IEEE. Dortmund, Germany.
- Tejeda, Le Blanc & Cía., S.C. (2009). Medición y adaptación de variables de actividad vehicular en ciudades tipo de México. Retrieved from CCA Publicaciones:

<http://www3.cec.org/islandora/es/item/3689-measurement-and-adaptation-vehicle-activity-variables-in-mexican-sample-cities>

Thomson, I. & Bull, A. (2002). La Congestión del tránsito urbano: causas y consecuencias económicas y sociales. *Revista de la CEPAL*, 76, 109-121. Obtenido de <https://repositorio.cepal.org/server/api/core/bitstreams/4ce5c839-1acd-4642-9ca9-c92439af2328/content>

Zhang, T., Sun, L., Yao, L. & Ron, J. (2017). Impact analysis of land use on traffic congestion using real-time traffic and POI. *Journal of Advanced Transportation*, 2017, 1-8. <https://doi.org/10.1155/2017/7164790>.

Este artículo es de acceso abierto. Los usuarios pueden leer, descargar, distribuir, imprimir y enlazar al texto completo, siempre y cuando sea sin fines de lucro y se cite la fuente.

CÓMO CITAR ESTE ARTÍCULO:

Névarez Rodríguez, M, C., Vazquez Quintero, G. y Gracia González, C, G. (2025). Estimación de un índice de tráfico urbano mediante datos del servicio de *Google Directions* y su correlación con variables demográficas. *Paakat: Revista de Tecnología y Sociedad*, 15(28). <http://dx.doi.org/10.32870/Pk.a15n28.895>

* Myrna C. Nevárez Rodríguez es Docente Investigador de la Universidad Autónoma de Chihuahua cuenta con doctorado en Ciencia y Tecnología Ambiental. Es integrante del Cuerpo Académico UACH- CA 136 Territorio y Sustentabilidad, y pertenece al Sistema Nacional de Investigadores en el nivel de candidato.

** Dra. Griselda Vázquez Quintero es docente/Investigador de la Universidad Autónoma de Chihuahua cuenta con doctorado en Ciencias Forestales y Agropecuarias. Es integrante del Cuerpo Académico UACH- CA 136 Territorio y Sustentabilidad, y pertenece al Sistema Nacional de Investigadores.

*** Dr. César Guillermo García González es docente/Investigador de la Universidad Autónoma de Chihuahua cuenta con doctorado en Administración Pública. Es integrante del Cuerpo Académico UACH- CA 136 Territorio y Sustentabilidad, y pertenece al Sistema Nacional de Investigadores.