



ROBUSTEZ DE LAS REDES URBANAS DENSAMENTE POBLADAS EN RELACIÓN CON LA PROPAGACIÓN DEL TRÁFICO

Robustness of Densely Populated Urban Networks in Relation to the Spread of Traffic

HUGO ALATRISTA-SALAS¹, MIGUEL NÚÑEZ DEL PRADO CORTEZ², GUILLERMO RODRÍGUEZ-LÓPEZ³

¹ Pontificia Universidad Católica del Perú, Perú

² Universidad del Pacífico, Perú

³ Universidad Católica de Cuenca, Ecuador

KEY WORDS

*Robustness
Vulnerability
Graphs
Intermediate Centrality
Close Centrality
Random Attack
Directed Attack*

ABSTRACT

Analyzing, the morphology, robustness or vulnerability of densely populated cities is a challenge for contemporary researchers. Studies on the resilience of urban infrastructures are given by the presence of recurrent adverse events or sporadic disasters. These events force the interruption of intersections or sections of streets momentarily or permanently. For measurements we use network graph properties and computational algorithms, simulating random and targeted attacks. Finally, in the results we identify the location of critical places that contain intersections and sections of street with greater centrality of intermediation and lower average of proximity.

PALABRAS CLAVE

*Robustez
Vulnerabilidad
Grafos
Centralidad intermedia
Centralidad Cercana
Ataque Aleatorio
Ataque Dirigido*

RESUMEN

En el presente trabajo evaluamos la robustez de infraestructuras urbanas afectadas por eventos adversos recurrentes o esporádicos y las consecuencias en la propagación del tráfico vehicular. Estos acontecimientos obligan a interrumpir momentánea o permanentemente intersecciones o tramos de calles. En el análisis, usamos propiedades de grafos de red para determinar la morfología; conectividad y densidad de cada red urbana. Por otro lado, a través de simulaciones de ataques aleatorios; dirigidos y localizados evaluamos la robustez de las redes. Con el estudio de las centralidades de intermediación y cercanía mapeamos los sectores de las ciudades propensos a formar aglomeraciones: comerciales, financieras, entre otras; que agravan la congestión de transporte vehicular. Finalmente, proponemos un primer acercamiento para recomendar rutas alternas que eviten el embotellamiento de vehículos.

1. Introducción

La robustez de las principales ciudades del mundo actualmente es afectada por algunos factores que alteran la armonía de su entorno o medio ambiente; por lo que en este estudio evaluamos dos de estos factores.

El primero, es el crecimiento acelerado de las áreas urbanas formado ciudades y metrópolis alrededor del mundo. Esto obliga a tener eficientes redes urbanas que impidan el embotellamiento del transporte para facilitar la interconexión hacia los distintos sitios de la red. Sin embargo, las estructuras de las redes urbanas ya sean robustas o frágiles se ven afectadas negativamente por el incremento del flujo vehicular y se prevé que se agravará a futuro (Jun-qiang L, 2017), especialmente en horas pico. Los elementos afectados son, la intermediación del tráfico de vehículos motorizados, el tiempo de respuesta, demora, costo de combustible, contaminación ambiental, entre otros (Masucci & Molinero, 2016) (Roy Chowdhury, 2015). En el caso de las ciudades Latino Americanas además se observa que un porcentaje significativo tienen un historial deficiente en planificación de sus rutas urbanas y un desorden en el crecimiento principalmente por las desigualdades económicas (da Cunha & Rodríguez Vignoli, 2009) (Barros, 2014) (BRYAN R., 2005).

El segundo factor que analizamos es, el impacto generado por eventos adversos (Batty, 2013) (Ganin, Kitsak, Marchese, Keisler, Seager, & Linkov, 2017) atípicos de carácter natural o social. Estos eventos clasificamos en dos tipos, el uno como eventos recurrentes: inundaciones, nevadas, terremotos, manifestaciones, huelgas, ataques terroristas y mítines. El otro como eventos planificados: ferias, desfiles, maratones, presentaciones artísticas, entre otras interrupciones que afectan la robustez de las ciudades densamente pobladas.

En este trabajo analizamos la resistencia de las infraestructuras urbanas, aplicando las propiedades de redes complejas, construyendo grafos planos; dígrafos y multígrafos para redes no planas. Los multígrafos representan aristas múltiples uniendo los mismos nodos. Los dígrafos son aquellos que se les asigna una dirección a sus aristas. Estas estructuras son utilizadas para gestionar redes viales de doble sentido; puentes y pasos a desnivel. Los resultados obtenidos son métricas de las propiedades de estas redes que permiten entender; la forma y apariencia de las ciudades en estudio. Además, se evalúa el grado de, conectividad; densidad; centralidad de intermediación (Betweenness Centrality BC); centralidad cercana (closeness centrality CC). Por lo tanto, los resultados proponen criterios válidos para tomar decisiones respaldadas con información confiable

que mitiguen la fragilidad de la robustez de cada ciudad analizada. Para el estudio se tomó tres ciudades de la Sierra: Cuenca, Ambato y Loja y tres de la Costa: Machala, San Domingo de los Tsáchilas y Mata en Ecuador; todas son de similares características, poblacional y topológicas.

2. Trabajos Relacionados

Estudios recientes analizan la resistencia en infraestructuras urbanas usando ataques aleatorios y dirigidos basados en la centralidad intermedia (Betweenness Centrality BC) y centralidad de cercanía (Closeness Centrality CC) (Wang J., 2015) (Bader D.A., 2007) (Lemes A. and Sacomato M., 2016). Sin embargo, estos análisis si bien ayudan a evaluar la fragilidad o resistencia de las redes urbanas, son métodos muy drásticos (Zou, Xiao, & Gao, 2013) para medir la resiliencia. Puesto que, el algoritmo calcula la curva de resistencia para el total de la red. Por esta razón, también revisamos el análisis de redes por medio de ataques localizados, con los cuales ayudan a determinar la fragilidad de la red en sectores específicos (Ganin, Kitsak, Marchese, Keisler, Seager, & Linkov, 2017) (Shao, Huang, Stanley, & Havlin, 2015) (Arcaute, Molinero, Hatna, Murcio, Vargas-Ruiz, & Masucci, 2016). En un ataque localizado se elimina el nodo central o raíz y luego los nodos vecinos en una fracción 1-p (Wang J., 2017). En cualquiera de estos tres tipos de ataques se puede simular eventos adversos, que provocan la interrupción de intersecciones de calles (nodos o vértices) de forma inesperada (Yin H., 2016). También, puede ser de manera planificada, para controlar el flujo de transporte de una red urbana (Wang & Fu, 2017). En esta investigación analizamos los tres tipos de ataques para evaluar jerárquicamente las redes urbanas estudiadas.

Por otro lado, revisamos los indicadores de grafos de red como son: densidad y conectividad para evaluar la robustez de la red relacionando el número de calles (bordes) que unen a cada intersección (nodo) (Boeing, 2017) (Masucci & Molinero, 2016). También analizamos, las medidas de malla y orgánico para comprender la morfología de las redes urbanas en su forma y apariencia (Wang J., 2015). En cuanto a la carga de los grafos de red utilizamos datos de Open Street Map OSM y las funciones de Networkx y Osmnx (Boeing, 2017). También, según investigaciones relacionadas con el crecimiento poblacional urbano también se han incrementado en los últimos años (Flamino, Norman, & Wyatt, 2017). Principalmente para buscar nuevas soluciones inteligentes de planificación urbana, para mejorar la expansión y distribución de recursos, minimizando riesgos en favor del bienestar social (Zhang & Batterman, 2013). Además, estas investigaciones ayudan a presentar nuevos enfoques para controlar aspectos como: el crecimiento acelerado de las zonas urbanas, la propagación del tráfico en zonas pobladas

y fortalecer infraestructuras históricas frágiles (Carra & Barthelemy, 2017). Actualmente, las técnicas computacionales con aplicación de algoritmos para analizar, rutas cortas (Ji & Yan, 2017) (Glabowski, Musznick, Nowa, & Zwierzykowsk, 2014), centralidades en grafos planos o dirigidos de grandes redes complejas, impulsan las investigaciones científicas (Wehmuth, Fleury, & Ziviani, 2017) (Askarian, Xu, & Faragó, 2016).

Por esta razón, en el presente estudio se muestra un análisis comparativo de la robustez y vulnerabilidad de las redes de ciudades y metrópolis identificando sectores sensibles.

3. Metodología

Para este caso, se analizaron las estructuras viales en ciudades de la costa y sierra en Ecuador. Ya que, están expuestas a riesgos de contaminación por la congestión de tráfico (Pratt G. C., 2015) (Pratt, Vadali, Kvale, & Ellickson, 2015). El análisis consiste evaluar la forma, la apariencia, la conectividad, la densidad, centralidad intermedia y los ataques de red aleatorio, dirigido y localizado, estas métricas se amplían en (Mohamad & Said, 2014). Estos aportes previos mejoran la comprensión e interpretación para identificar, las zonas, vías y nodos de alta centralidad intermedia propensos a riesgos de congestión e interrupciones de tráfico (Solé-Ribalta, Gómez, & Arenas, 2016). El estudio ofrece información y conocimiento necesario para comprender la expansión de las ciudades a futuro y tomar decisiones proactivas efectivas de planificación. Se desarrolló medidas de distribución y propagación del tráfico de vehículos frente a posibles ataques adversos naturales o sociales; para medir el impacto y la capacidad de recuperación de la red ante perturbaciones (Shauhrat, Chopra, & Melissa, 2016). Estas medidas o indicadores son extraídos por cálculos computacionales usando algoritmos y análisis de grafos de redes complejas que presentan resultados confiables.

Los datos para el análisis se obtuvieron desde OpenStreetMap (OSM), a través de métodos de extracción como: cuadro delimitador (bounding box) tomando las coordenadas de latitud y longitud (norte, sur, este, oeste) de cada ciudad.

Las primeras medidas evaluadas, sirven para calcular la malla (mesh), orgánico, densidad y conectividad de cada red urbana. Posteriormente se mide la centralidad intermedia y se visualiza la discriminación de los nodos de mayor centralidad de intermediación de color amarillo intenso y los nodos de menor intermediación con anaranjado y púrpura.

Luego de esto calculamos las zonas de mayor centralidad extrayendo un grupo significativo de nodos desde 1 hasta n-p nodos para identificar como están distribuidos en cada red urbana. Estos puntos son visualizados identificando las vías e

intersecciones de alta interconexión críticas para el transporte de vehículos motorizados. Posteriormente, eliminamos el 10% de nodos más valiosos y menos valiosos, para justificar la importancia de los ataques aleatorios, dirigidos y localizados para la valoración de la robustez o vulnerabilidad de cada red urbana.

Los últimos cálculos y análisis son la simulación de los ataques aleatorios, dirigidos y localizado a cada red urbana. El ataque aleatorio consiste en eliminar (bloquear) los nodos de forma aleatoria uno por uno, hasta que la red quede totalmente desconectada, es decir hasta que tenga una conectividad 0. El ataque dirigido consiste en eliminar primero los nodos de mayor centralidad de intermediación en orden descendente igualmente hasta que tenga cero grados de conectividad. El ataque localizado consiste en eliminar el grupo de nodos de un sector pequeño específico de interés dentro de la estructura urbana. Los ataques simulan la posibilidad de ser afectados por un evento adverso evaluando el impacto en zonas específicas de interés y a los nodos de mayor intermediación.

4. Análisis

Comprendiendo que las redes urbanas de ciudades densamente pobladas son complejas, se desarrolló un procedimiento sistematizado para su análisis. El propósito es encontrar los datos primarios (nodos, vértices), luego evaluar las medidas principales y por último los indicadores complejos. Por tal motivo empezamos cargando los grafos de red primarios desde OpenStreetMaps con el método de cuadro delimitador (bounding box) (Boeing, 2017). Esto permite tener la apreciación de las redes por observación directa, si la forma de la red (lineal, circular, cuadrada o fractal) o apariencia de las calles que conforman la red urbana (árbol, orgánica). Para analizar las demás propiedades de red, se inicia extrayendo el número de vértices V (intersecciones, nodos o cruces de calles) y bordes E (edge o calles), a partir de estos datos se calcula la malla (M) y el orgánico (O) de cada red y determinar la apariencia de las redes, para esto se utilizó las ecuaciones 1 y 3.

$$M = \frac{F}{2V - 5} \quad (1)$$

$$F = E - V + 1 \quad (2)$$

$$O = \frac{V(1) + V(3)}{\sum_{i \neq 2} V(i)} \quad (3)$$

Donde, F es el número de caras en el grafo plano de la red, $V(1)$, son los vértices sin salida de grado 1, $V(3)$, son los vértices de grado 3 (3 calles que se unen en la intersección i) y $V(i)$, es la sumatoria de todos los vértices excepto los de grado 2. La

conectividad (C) y la densidad (D) se calcula con las ecuaciones 4 y 5 respectivamente.

$$C = \frac{E}{V} \quad (4)$$

$$D = \frac{2E}{V(V-1)} \quad (5)$$

Luego analizamos la centralidad intermedia o interconexión (Betweenness Centrality) de cada componente de red, ordenando desde la intersección de mayor interconexión hasta los de mínima interconexión, los cálculos se realizaron con la ecuación 4.

$$B_i = \sum_{j \neq g \in G} \frac{B_{jg}(i)}{B_{jg}} \quad (6)$$

Donde, B_i , es la centralidad intermedia en el vértice i , $B_{jg}(i)$, es el número de rutas o caminos cortos desde j hasta g que pasan por el vértice i , B_{jg} , es el número total de rutas cortas desde j hasta g .

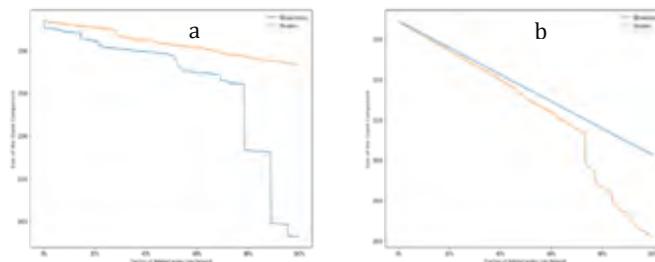
También calculamos la centralidad de cercanía para cada red urbana, esta mide la distancia promedio de todas las rutas más cortas desde un vértice i hacia cualquier otro vértice alcanzable en la red.

$$C_i = \frac{V-1}{\sum_{i \neq v \in G} d_{vi}} \quad (7)$$

Donde, d_{vi} es la distancia más corta en el grafo G , entre un vértice i y cualquier otro vértice v . En este indicador, los vértices con una distancia promedio pequeña con respecto a los demás vértices alcanzables tienen una alta centralidad de cercanía (Wang J., 2015).

Analizar la importancia de los nodos más valiosos de interconexión es importante en este estudio, puesto que, ayudó a destacar como se desintegra la red urbana al eliminar los nodos de mayor centralidad. Por lo tanto, procedimos a interrumpir el 10% de los nodos más valiosos, para esto evaluamos este porcentaje de nodos ordenados de mayor a menor. Luego, con el mismo procedimiento extrajimos el mismo porcentaje de nodos de menor valor. Con estos cálculos se determinaron que en el primer caso la red se desintegra exponencialmente en una media del 85 al 90% de su totalidad, tal como se aprecia en la figura 1a línea azul. Mientras, con el segundo caso la red se desintegra de forma lineal en el mismo porcentaje eliminado, es decir, alrededor del 10%, como se parecía en la figura 1b línea azul.

Figura 1. Análisis de la desintegración de una red al eliminar los nodos más y menos valiosos de interconexión, (a) línea azul el componente gigante cae de 3345 a 300 aproximadamente 90%, (b) línea azul cae de 3345 a 3000 aproximadamente 10%. La línea naranja es el referente del ataque aleatorio, en (a) es menor y en b es mayor.



Fuente(s): adaptado de Autor, 2018.

Una vez realizado este análisis, se comprende mejor la revisión de los resultados de los ataques, aleatorios y dirigidos de cada red urbana para determinar la robustez o vulnerabilidad. Puesto que, más adelante se realizará este ataque a toda la red. El estudio se realizó para las siguientes redes urbanas que se cargaron desde OSM, como se aprecia en la Figura 2.

Figura 2. Muestra los grafos de las ciudades: (a) Ambato, (b) Cuenca, (c) Loja, (d) Machala, (e) Manta y (f) Santo Domingo de los Tsáchilas.



Fuente(s): adaptado de Autor, 2018.

La carga de los grafos de red de cada ciudad es el primer paso para analizar la vulnerabilidad y robustez de las zonas urbanas densamente pobladas de cualquier red en el mundo. Por esta razón, en este trabajo mostramos los métodos, técnicas e información significativa de varias métricas que describen las propiedades de cada ciudad evaluada. Primero, se muestra los componentes de red con el método de cuadro delimitador de la Figura 2.

En los grafos de la figura 2, se puede observar las formas geométricas de cada ciudad, donde Loja (c) y Manta (e) son un tanto lineales y las demás son más cuadradas o circulares. También se aprecia la proporcionalidad en los tamaños de las áreas urbanas, puesto que, están a similar escala. Los resultados topológicos de estas zonas urbanas se describen en la Tabla 1.

Tabla 1: Cuadro comparativo entre las métricas de cada red y las ciudades.

Ciudad	Nodo	Bordes Calles	Malla	Orgánico	Conectividad	Densidad
Sierra						
Cuenca	7139	15529	0.588	0.81	2.18	0.000305
Ambato	4269	10145	0.689	0.75	2.38	0.000556
Loja	3345	8950	0.839	0.717	2.68	0.000800
Costa						
Santo Domingo De los Tsáchilas	5835	16033	0.874	0.689	2.748	0.000471
Machala	4887	13823	0.915	0.634	2.83	0.000579
Manta	6728	20042	0.990	0.672	2.98	0.000443

Fuente(s): adaptado de Autor, 2018.

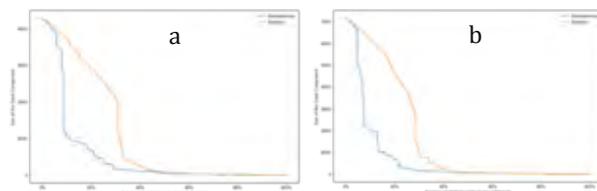
Los resultados de la tabla 1, muestran que las propiedades topológicas de estas zonas pobladas en estudio son proporcionales o de tamaños similares. Sin embargo, se puede apreciar que, de las ciudades de la sierra, Cuenca es la más grande por el número de vértices y bordes, en la costa Mata es la mayor y la ciudad más pequeña de las seis es Loja. La otra información interesante es que se puede determinar que las ciudades de la Sierra tienen una apariencia de ser ciudades más tipo orgánicas o autoorganizadas y las de la costa son de tipo malla o planificadas. Estas características son más comunes en donde la geografía de las zonas pobladas es más plana sin relieves montañosos. Pero, que una ciudad sea tipo malla u orgánica no garantiza que sea más resiliente o más frágil, para esto se debe realizar otros análisis adicionales.

5. Resultados

5.1 Ataques Dirigidos y Aleatorios

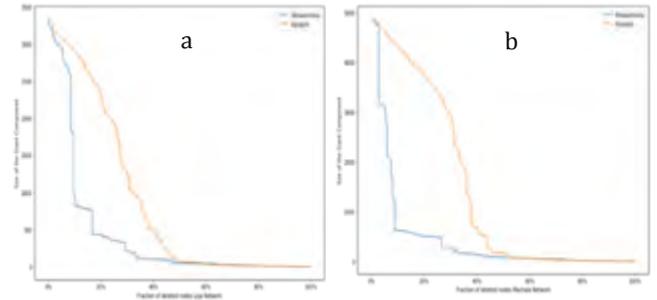
Los resultados del procedimiento para evaluar la robustez o vulnerabilidad de las redes urbanas se obtienen luego de realizar los ataques aleatorios y dirigidos a cada grafo de red. Para el caso del ataque dirigido, el procedimiento fue eliminar los nodos de mayor a menor centralidad y para el caso de ataque aleatorio, se procedió con la eliminación aleatoria de los nodos. Estos ataques confirman la literatura previa, evidenciando que el ataque dirigido es el más letal para descomponer la red al eliminar un grupo mínima de vértices de alta BC. Por otro lado, con el ataque aleatorio las redes se muestran más robustas y marcan una tendencia estándar, estos resultados se aprecian en la Figura 3, Figura 4 y Figura 5.

Figura 3. Ataque dirigido línea azul y aleatorio línea naranja de (a) Ambato y (b) Cuenca.



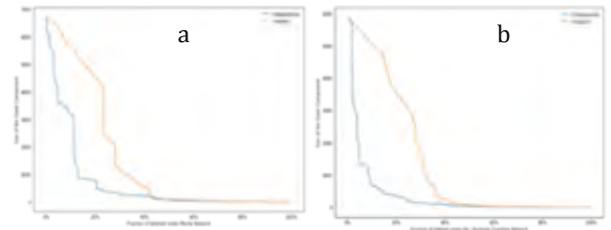
Fuente(s): adaptado de Autor, 2018.

Figura 4. Ataque dirigido línea azul y aleatorio línea naranja de (a) Loja y (b) Machala.



Fuente(s): adaptado de Autor, 2018.

Figura 5. Ataque dirigido línea azul y aleatorio línea naranja de (a) Manta y (b) Santo domingo de los Tsachilas.



Fuente(s): adaptado de Autor, 2018.

Los ataques dirigidos (línea de color azul) a las redes urbanas de la región sierra muestran que, Cuenca es la más frágil, puesto que se desintegra en su totalidad antes del 25% de nodos eliminados. Ambato cerca del 30% y Loja alrededor del 35%. Las redes urbanas de la región costa, muestran a Machala y Santo Domingo de los Tsáchilas como las más vulnerables a los ataques. Primero porque las redes caen al eliminar el 22% aprox. de sus nodos y por la proporción del área entre la curva del ataque aleatorio y dirigido. Mientras que Manta siguiendo el mismo criterio, es más robusta y resiste mejor a estos ataques.

5.2 Ataques Localizados

Creemos que, para realizar un análisis apropiado de un ataque localizado, primero se debe identificar y determinar la carga alta de distribución de interconexión y propagación del tráfico. Una vez determinado estos lugares más críticos, realizamos el análisis del ataque localizado y medimos el impacto de robustez o fragilidad. Para luego, comparar cómo afecta dentro del kilómetro a la redonda de los sectores atacados y clasificar la robustez o fragilidad de cada lugar. Por esta razón se evaluó los sectores de, la Feria Libre, Chola Cuencana (Cuenca) y la Zona Comercial Nuevo Tarquí, Centro Comercial Paseo (Manta), los resultados se aprecian en la Tabla 2.

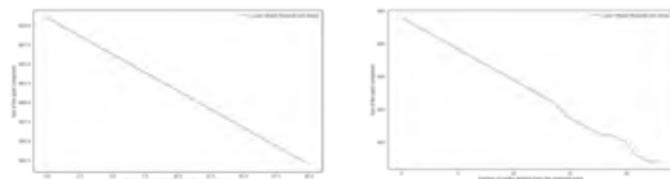
El comportamiento del ataque localizado en Cuenca y Manta es lineal, es decir las caídas no son drásticas como el ataque dirigido, tal como se aprecia en la Figura 6. Los resultados muestran que los nodos que se encuentran alrededor del sector denominado Feria Libre tienen menor centralidad de intermediación; puesto que al ser eliminados el 4.85% de nodos la percolación del tráfico aumenta un 7.8%. Esto revela que estos nodos van a generar menor cuello de botella al ser interrumpidos por un evento adverso. Para el caso del sector Chola Cuencana la percolación aumenta un 11.84 al eliminar 4.42% de nodos. En La ciudad de Manta, en el sector comercial Paseo, en el centro de la ciudad la percolación del tráfico aumenta 14.60% al eliminar 3.59% de nodos. Finalmente, en el sector Centro Comercial Tarqui, la percolación aumenta el 14.84% al eliminar el 3.27% de nodos alrededor de este lugar.

Tabla2. Medidas antes y después de los ataques localizados, donde BC Inicial es la centralidad intermedia antes del ataque local, BC/Ataque es la centralidad intermedia después del ataque, %NE es el porcentaje de nodos eliminados y %BC+ es el porcentaje que se incrementa al comparar BC Inicial y BC/Ataque.

Ciudad/Sector	BC Inicial	BC / Attack	% NE	% BC+
Cuenca / Feria Libre	16.1045	17.3606	4.85	7.8
Cuenca/Chola Cuencana	13.6152	15.1382	4.42	11.18
Manta/Centro Paseo	16.0399	18.3819	3.59	14.60
Manta/Comercial Tarqui	14.7090	16.8922	3.27	14.84

Fuente(s): adaptado de Autor, 2018

Figura 6. Comportamiento de un ataque localizado a los componentes medianos.

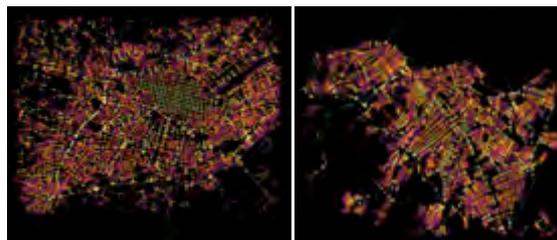


Fuente(s): adaptado de Autor, 2018.

5.3 Centralidad de Intermediación (BC)

Los cálculos de la centralidad de intermediación mostraron que las intersecciones de calles de mayor interconexión están distribuidas por las rutas o avenidas principales de las ciudades. La centralidad intermedia se representa gráficamente, para cada red y muestra los vértices de mayor centralidad con un color amarillo intenso y cambian según disminuye la centralidad intermedia hasta tomar un color púrpura opaco, esto se aprecia en la Figura 7.

Figura 7. Muestra la centralidad intermedia (Betweenness Centrality BC) de (a) Cuenca y (b) Manta, donde los puntos amarillos intensos son los que tienen mayor BC y los púrpuras los de menor BC.



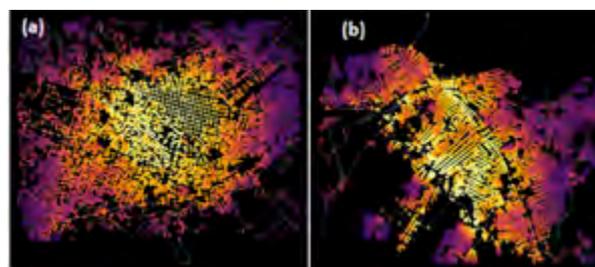
Fuente(s): adaptado de Autor, 2018.

Esta distribución de los vértices con BC, son los que proporcionan información sobre la distribución de los vértices de alta interconectividad y de la propagación de la carga de tráfico dentro de la red urbana. Por lo tanto, de cómo están distribuidas estas intersecciones de mayor BC depende mucho la robustez de la infraestructura urbana.

5.4 Centralidad de Cercanía (CC)

Con esta medida identificamos los nodos de menor distancia promedio o rutas más cortas existentes en la red. Luego de realizar estos cálculos a todos los casos de estudio se evidenció que estos nodos o intersecciones de calles están agrupados hacia el centro de las redes formando un clúster, como se aprecia en la Figura 8.

Figura 8. Muestra la centralidad de cercanía (Closeness Centrality CC) de (a) Cuenca y (b) Manta, donde los puntos amarillos intensos son los que tienen menor CC y cambia según aumenta el promedio de CC hasta adquirir una tonalidad púrpura opaca.



Fuente(s): adaptado de Autor, 2018.

5.5 Relación de Redes Urbanas entre BC y CC

Para relacionar las centralidades evaluamos las ciudades de Cuenca (Sierra) y Manta (Costa) primero, identificamos el nodo principal o centroide (Yaoli, Song, & Yu, 2013) de mayor BC, se encuentran hacia el borde de la red, ver Figura 9a y Figura 10a. Mientras, que el nodo de menor CC

Robustez de las redes urbanas densamente pobladas en relación con la propagación del tráfico

tienen hacia el centro de la red, ver Figura 9c y Figura 10c.

Segundo, calculamos con los 100 nodos de mayor centralidad intermedia, estos nodos están distribuidos por las principales avenidas de cada ciudad, ver Figura 9b y Figura 10b. Muestras al evaluar con los 100 nodos de mayor CC, los nodos se agrupan con tendencia al centro de la red formando un clúster. La región en donde están localizados los nodos de mayor BC son más

propensos a tener mayor flujo y densidad de transporte motorizado, por poseer alta intermediación. Por otra parte, los nodos de menor CC, proponen la existencia de lugares comerciales, negocios, entidades públicas y entretenimiento de mayor concurrencia, por su ubicación de cercanía, ver Figura 9d y Figura 10d. También, estos nodos son críticos para el embotellamiento del transporte motorizado por la conglomeración de gente a estos sitios de cada ciudad.

Figura 9. Ciudad de Cuenca, en la parte superior derecha (a) muestra el nodo de mayor BC, (b) muestra los 100 nodos de mayor BC. En la parte inferior, (c) muestra el nodo centroide de menor CC, (d) muestra los 100 nodos de menor CC.

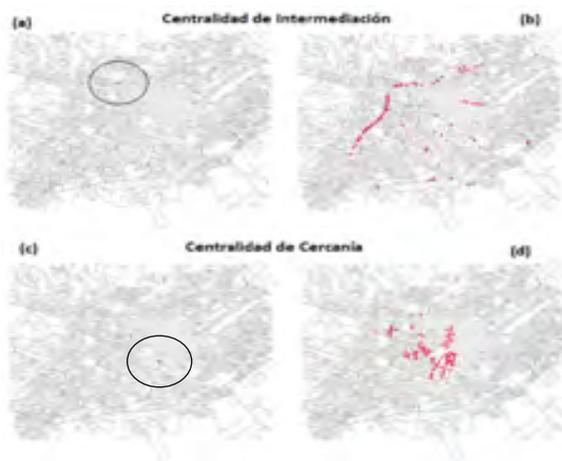
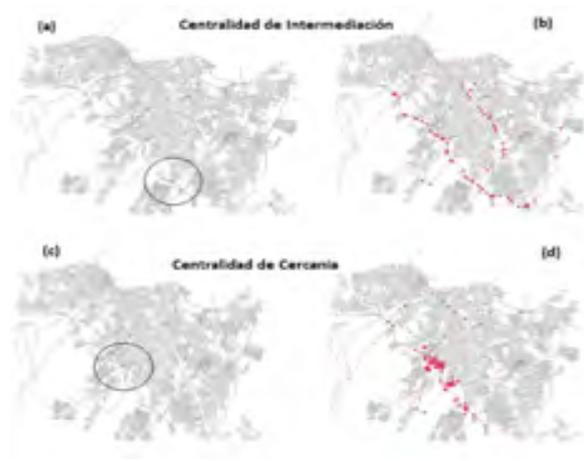


Figura 10. Ciudad de Manta, en la parte superior izquierda (a) muestra el nodo de mayor BC, (b) muestra los 100 nodos de mayor BC. En la parte inferior, (c) muestra el nodo centroide de menor CC, (d) muestra los 100 nodos de menor CC.



Fuente(s): adaptado de Autor, 2018.

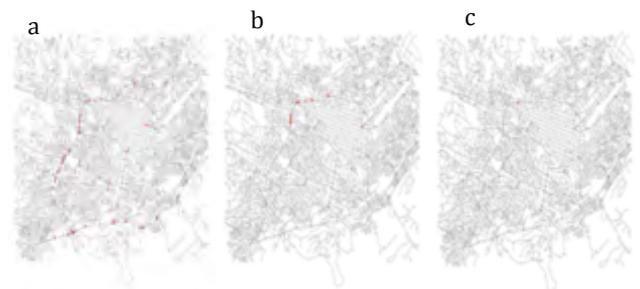
5.6 Distribución de Intermediación y Propagación del Transporte

Finalmente, se analizó los resultados de la distribución de los nodos de mayor BC en la red urbana de Cuenca, ver Figura 11a. En consecuencia, la distribución de los nodos implica la nueva propagación del tráfico vehicular alrededor de la línea naranja. Esta línea sugiere la justificación de construir una nueva avenida que amortigüe la congestión del anillo vial interno actual. Para fortalecer el estudio, se visualizó de forma jerárquica los nodos de mayor BC, tomando el 1% de los vértices del total de la red, luego se reduce a 10 vértices más significativos, Figura 11b y finalmente al vértice más alto de BC, Figura 11c. Con este análisis, conseguimos determinar que la distribución de la carga de tráfico sigue la línea naranja.

En la Figura 11, se aprecia que las vías de mayor interconectividad y propagación del tráfico están localizadas en las dos avenidas principales que rodean

la ciudad y los otros puntos están distribuidos por el centro de la ciudad. Al reducir a diez nodos, la zona de alto tráfico es la Avenida de Las Américas en el sector Ordoñez Lazo y Sector el Arenal, y el punto más alto de interconexión está en la misma zona.

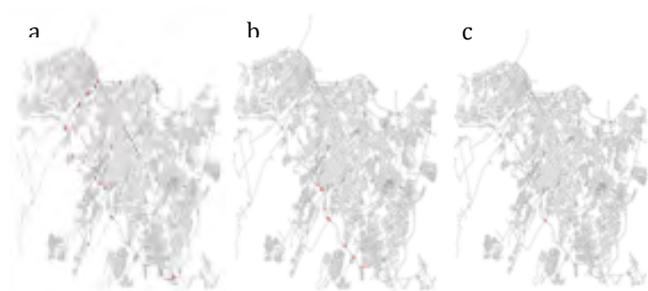
Figura 11. Representación de la distribución escalonada de las rutas, zona y punto de mayor carga de tráfico vehicular en la red urbana de Cuenca-Ecuador.



Fuente(s): adaptado de Autor, 2018.

En la Figura 12, mostramos la distribución de propagación de la carga de tráfico de la ciudad de Manta. En esta red, la distribución se propaga por la Ruta del Spondylus E15 y Avenida de la Cultura (a), formado un anillo vial. Cuando se jerarquiza a reduciendo a 10 nodos y luego a uno; la distribución se ordena en dirección de la línea naranja. Igual que en el caso anterior, la línea naranja es la propuesta de una nueva ruta que minimizaría la congestión del tránsito actual.

Figura 12. Representación de la distribución escalonada de las rutas, zona y punto de mayor carga de tráfico vehicular en la red urbana de Manta-Ecuador.



Fuente(s): adaptado de Autor, 2018.

6. Discusión

La exploración que realizamos de las principales ciudades del Ecuador con la carga de grafos de red (Figura 1), ejecutamos algoritmos y cálculos para evaluar los siguientes componentes, propiedades de las redes; forma; apariencia; centralidades y distribución del flujo del transporte vehicular. En nuestro estudio comenzamos revisando las falencias de robustez que enfrenta la red de calles de las ciudades densamente pobladas.

Para esto tomamos como criterios de análisis, el crecimiento acelerado de la población, seguido de la congestión y propagación del transporte. Agregando a esto los eventos adversos de carácter repentinos o planificados. Por tal razón, se levantó un estudio de indicadores y métricas que describan el comportamiento de cada red urbana frente a estos factores disruptivos. Luego de comprender y describir los resultados obtenidos, elaboramos medidas de mitigación. Para tomar decisiones que amortigüen las consecuencias negativas que afecten la fragilidad de las grandes ciudades. Anomalía generada principalmente por planificar la expansión de las ciudades sin considerar la propagación y distribución de la carga del transporte vehicular. Esto produce incrementar el congestionamiento en los anillos viales actuales.

La demostración de estos inconvenientes comenzamos con las medidas primarias de la Tabla 1. Estas métricas evalúan la forma y apariencia de cada ciudad. Si bien, estas

características no inciden en la robustez de una infraestructura urbana, ofrecen indicios para los siguientes análisis. Seguido de esto calculamos la densidad y conectividad de cada red y comprobamos que, si estos indicadores tienen un valor más alto; la red es más robusta. Por ejemplo, la ciudad de Cuenca es la que presenta la mejor apariencia orgánica. Sin embargo, se ve descompasada por su baja conectividad y menor densidad. Luego, al aplicar los ataques dirigido y aleatorio a la red de Cuenca, los resultados revelan que la red cae primero que las otras ciudades de la Sierra (Figura 3b). Esto significa que la red de vías de transporte vehicular de Cuenca es más frágil a eventos adversos que interrumpen estas intersecciones.

En el caso de Santo Domingo de los Tsáchilas de la región Costa, su apariencia es de tipo malla, pero tiene baja conectividad y densidad de sus calles. Luego, con la evaluación de los ataques dirigido y aleatorio (Figura 5b), determinamos que esta ciudad es la más frágil de la región costanera. La explicación de este caso es que, una red de tipo malla con una baja conectividad y densidad, también es frágil frente a interrupciones producidas por eventos adversos. Por otro lado, siguiendo el mismo análisis, determinamos que la ciudad de Loja presenta mayor robustez.

Complementamos, este análisis con el ataque localizado; para evaluar el incremento del transporte vehicular en los sectores de mayor centralidad de las ciudades de Cuenca y Manta (Figura 6). La aplicación de esta técnica permitió determinar qué sector es el más crítico frente a la interrupción producida por eventos adversos.

Después de calcular las centralidades de intermediación y cercanía mostramos la distribución de los nodos más significativos de las ciudades de Cuenca (Figura 9) y Manta (Figura 10). Con este análisis, Identificamos las 100 intersecciones de calle de mayor intermediación y los 100 de menor cercanía. Además, mostramos el nodo de mayor intermediación y el de menor cercanía (centroides), demostrando la granularidad fina a la que conseguimos evaluar. Estas pruebas muestran información valiosa para determinar los sectores propensos a concentración de tráfico vehicular por su grado de BC. La CC, proporcionó información para identificar la conglomeración de los centros importantes de, comercio; salud y educación que inciden en la movilidad urbana del transporte.

Finalmente, utilizando la técnica de jerarquización de los nodos intermediarios más significativos, conseguimos mapear la distribución de estos nodos. Este mapeo sirvió para determinar la propagación del transporte vehicular que genera congestionamiento en el anillo vial principal de cada ciudad. Esta Información utilizamos para diseñar la propuesta (línea color naranja, Figura 11a y 12a) de

una ruta (Avenida) alterna para mitigar los problemas de embotellamiento ante futuros eventos adversos.

7. Conclusiones

Esta investigación presenta instrumentos y técnicas informáticas, para evaluar la robustez de las ciudades con dificultades de: crecimiento poblacional; embotellamiento de tráfico y eventos adversos.

Identificamos, sectores y calles con intersecciones de mayor BC y CC de una red urbana; que afectan en mayor proporción a la infraestructura vial en caso de ser vulnerados por algún evento adverso. Esto implica, que estos lugares se deben proteger y robustecer para mitigar los daños.

La simulación de interrupciones de nodos críticos a través de los ataques aleatorio, dirigido y localizado; contribuye a identificar las redes urbanas más vulnerables.

Finalmente, el análisis BC y CC favoreció para mapear la distribución de calles e intersecciones

sensibles a la propagación del tráfico vehicular que genera congestión. Con esta información proponemos rutas alternas (Avenidas) para mitigar el embotellamiento del anillo vial actual.

Esto fomenta a tomar decisiones proactivas de planificación para fortalecer la robustez de las redes urbanas capaces de amortiguar y recuperarse en menor tiempo del impacto de eventos adversos recurrentes.

8. Trabajos futuros

A futuro es necesario agregar al estudio, mediciones del flujo de tráfico en tiempo real; por ejemplo, usando sensores. Considerar los tiempos de respuesta y distancias en horas pico y en diferentes días de la semana. También, queda por realizar el trazado técnico de rutas más cortas que sirvan como alternativas para descongestionar el tráfico vehicular. Considerar factores como: relieve geográfico; estado de la red vial actual y el crecimiento demográfico de las ciudades.

Referencias

- Arcaute, E., Molinero, C., Hatna, E., Murcio, R., Vargas-Ruiz, C., & Masucci, A. P. (2016). Cities and regions in Britain through hierarchical percolation. *The Royal Society/doi: 10.1098/rsos.150691* .
- Askarian, A., Xu, R., & Faragó, A. (2016). Utilizing Network Structure to Accelerate Markov Chain Monte Carlo Algorithms. *Algorithms* .
- Bader D.A., K. S. (2007). Approximating Betweenness Centrality . In: Bonato A., Chung F.R.K. (eds) *Algorithms and Models for the Web-Graph. WAW 2007. Lecture Notes in Computer Science, vol 4863. Springer, Berlin, Heidelberg* .
- Barros, J. X. (2014). Urban Growth in Latin American Cities. *Published by ProQuest LLC 2014* .
- Batty, M. (2013). Resilient Cities, Networks, and Disruption. *Environment and Planning B: Planning and Design, 40(4), 571–573* .
- Boeing, G. (2017). OSMnx: New Methods for Acquiring, Constructing, Analyzing, and Visualizing Complex Street Networks. *Computers, Environment and Urban Systems. 65, 126-139* .
- BRYAN R., R. (2005). Globalization and Latin American Cities. *Volume 29.1 110–23International Journal of Urban and Regional Research* .
- Carra, G., & Barthelemy, M. (2017). The fundamental diagram of urbanization. *arXiv:1609.06982 [physics.soc-ph]* .
- da Cunha, J., & Rodríguez Vignoli, J. (2009). Crecimiento urbano y movilidad en América Latina. *Revista Latinoamericana de Población, 3 (4-5), 27-64* .
- Flamino, J., Norman, A., & Wyatt, M. (2017). Modeling smart growth of cities through entropy and logistics. *arXiv:1707.02360 [physics.soc-ph]* .
- Ganin, A. A., Kitsak, M., Marchese, D., Keisler, J. M., Seager, T., & Linkov, I. (2017). Resilience and efficiency in transportation networks. *Science Advances* .
- Glabowski, M., Musznick, B., Nowa, P., & Zwierzykowski, P. (2014). Review and Performance Analysis of Shortest Path Problem Solving Algorithms. *International Journal on Advances in Software, vol7no1&2* .
- Jun-qiang L, L.-h. Y. (2017). Medición de vulnerabilidad de la red de carreteras con análisis de sensibilidad. *PLoS ONE 12 (1): e0170292. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0170292* .
- Ji, S., & Yan, Z. (2017). Refining Approximating Betweenness Centrality Based on Samplings. *arXiv: 1608.04472 [cs.SI]* .
- Lemes A. and Sacomato M. (2016). Actor centrality in Network Projects and scientific performance: an exploratory study. *RAI Revista de Administração e Inovação* .
- Li K., & He, Y. (2017). The Complex Network Reliability and Influential Nodes. *AIP Conference Proceedings 1864, 020144 (2017); doi: 10.1063/1.4992961* .
- Li, D., Fu, B., Wang, Y., Lu, G., Berezin, Y., & Stanley, H. (2014). Percolation transition in dynamical traffic network with evolving critical bottlenecks. *National Academy of Sciences/doi: 10.1073/pnas.1419185112* .
- Liu, Z., & Zhao, S. (2015). Characteristics of road network forms in historic districts of Japan. *Frontiers of Architectural Research* .
- Masucci, A. P., & Molinero, C. (2016). Robustness and Closeness Centrality for Self-Organized and Planned Cities. *The European Physical Journal B* .
- Mohamad, W., & Said, I. (2014). A review of variables of urban street connectivity. *IOP Conf. Ser.: Earth Environ. Sci. 18012173* .
- Pratt, G. C. (2015). Traffic, Air Pollution, Minority and Socio-Economic Status: Addressing Inequities in Exposure and Pratt, G., Vadali, M., Kvale, D., & Ellickson, K. (2015). Traffic, Air Pollution, Minority and Socio-Economic Status: Addressing Inequities in Exposure and Risk. *International Journal of Environmental Research and Public Health, 12(5), 5355–53* .
- Risk. *International Journal of Environmental Research and Public Health, 12(5), 5355–5372. http://doi.org/10.3390/ijerph120505355* .
- Roy Chowdhury, I. (2015). Traffic Congestion and Environmental Quality: A Case Study of Kolkata City. *International Journal of Humanities and Social Science Invention* .
- Shauhrat, S., Chopra, T., & Melissa , M. (2016). A network-based framework for assessing infrastructure resilience: a case study of the London metro system. *DOI: 10.1098/rsif.2016.0113* .
- Shao, S., Huang, X., Stanley, H., & Havlin, S. (2015). Percolation of localized attack on complex networks. *New Journal of Physics* .
- Solé-Ribalta, A., Gómez, S., & Arenas, A. (2016). A model to identify urban traffic congestion hotspots in complex networks. *Royal Society Open Science* .
- Yaoli, W., Song, G., & Yu, L. (2013). Exploration into urban street closeness centrality and its application methods : A case study of Qingdao. *GEOGRAPHICAL RESEARCH, 2013, 32(3): 452-464* .
- Yin H., H. B. (2016). Evaluating Disruption in Rail Transit Network: A Case Study of Beijing Subway. *Procedia Engineering* .
- Wang J., L. S. (2017). Research on the Robustness of Interdependent Networks under Localized Attack. *Applied Sciences* .
- Wang, J. (2015). Resilience of Self-Organised and Top-Down Planned Cities—A Case Study on London and Beijing Street Networks. *PLoS ONE 10(12): e0141736* .
- Wang, K., & Fu, X. (2017). Research on Centrality of Urban Transport Network Nodes. : *AIP Conference Proceedings 1839, 020181 (2017); doi: 10.1063/1.4982546* .
- Wehmuth, K., Fleury, É., & Ziviani, A. (2017). MultiAspect Graphs: Algebraic Representation and Algorithms. *Algorithms* .
- Zhang, K., & Batterman , S. (2013). Air pollution and health risks due to vehicle traffic. *Science of the Total Environment 450–451 (2013) 307–316* .
- Zou, Z., Xiao , Y., & Gao, J. (2013). Robustness analysis of urban transit network based on complex networks theory. *Kybernetes* .