

UNIVERSIDAD SAN FRANCISCO DE QUITO USFQ

Colegio de Ciencias e Ingeniería

**Optimización De Ruteo Urbano: Implementación Del
Modelo TDVRP (Problema De Ruteo De Vehículos
Dependiente Del Tiempo) Para Minimizar Costos De
Distribución En La Ciudad De Quito**

Rodrigo Esteban Anda León
Ingeniería Industrial

Trabajo de integración curricular presentado como requisito
para la obtención del título de
Ingeniero Industrial

Quito, 13 de diciembre de 2019

UNIVERSIDAD SAN FRANCISCO DE QUITO USFQ
COLEGIO CIENCIAS E INGENIERÍA

**HOJA DE CALIFICACIÓN
DE TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR**

**Optimización De Ruteo Urbano: Implementación Del Modelo TDVRP
(Problema De Ruteo De Vehículos Dependiente Del Tiempo) Para Minimizar
Costos De Distribución En La Ciudad De Quito**

Rodrigo Esteban Anda León

Calificación:

Nombre del profesor, Título académico

Carlos Suárez-Núñez, Ph.D.

Firma del profesor:

Quito, 13 de diciembre de 2019

Derechos de Autor

Por medio del presente documento certifico que he leído todas las Políticas y Manuales de la Universidad San Francisco de Quito USFQ, incluyendo la Política de Propiedad Intelectual USFQ, y estoy de acuerdo con su contenido, por lo que los derechos de propiedad intelectual del presente trabajo quedan sujetos a lo dispuesto en esas Políticas.

Asimismo, autorizo a la USFQ para que realice la digitalización y publicación de este trabajo en el repositorio virtual, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Firma del estudiante: _____

Nombres y apellidos: Rodrigo Esteban Anda León

Código: 00124944

Cédula de Identidad: 1718231630

Lugar y fecha: Quito, 13 de diciembre 2019

RESUMEN

Resolver problemas de ruteo considerando el factor cambiante del tráfico requiere disponer información actualizada del mismo a través de un observatorio logístico. Sin embargo, en países del tercer mundo, como Ecuador, no se cuenta con tales observatorios. Dicha información es necesaria para poder implementar modelos de optimización que toman en cuenta el tráfico. Por otro lado, los modelos de optimización tradicionales minimizan el tiempo o la distancia considerando únicamente estos factores como aproximación para minimizar los costos. Esta investigación busca minimizar el costo total del ruteo tomando en cuenta tanto el costo del operador del vehículo, así como el costo del consumo de la gasolina. Debido a la falta de un observatorio logístico se logra obtener datos de las rutas y el tráfico mediante la plataforma de Google Directions API. Así mismo, para calcular el consumo de gasolina se utiliza el modelo CEM (Comprehensive Emissions Model) el cual considera la velocidad del vehículo, distancia recorrida, inclinación del recorrido, carga del vehículo, y propiedades internas del motor del vehículo. Con estas dos herramientas se pueden calcular los costos de las rutas entre clientes. El modelo se resuelve a través de la implementación de la conocida heurística Búsqueda Tabú, y se demuestra que existen diferencias significativas cuando se minimiza el costo total en comparación a cuando se minimiza la distancia o el tiempo.

Palabras clave: TDVRP, CEM, Minimización costo total, logística urbana, Google Directions API

ABSTRACT

Solving routing problems considering the changing traffic factor requires having updated information through a logistic observatory. However, in developing countries, such as Ecuador, there are no such observatories. This information is necessary to be able to implement optimization models that take traffic into account. On the other hand, traditional optimization models minimize time or distance considering only these factors as an approximation to minimize costs. This research seeks to minimize the total cost of routing considering both the cost of the vehicle operator, as well as the cost of gasoline consumption. Due to the lack of a logistic observatory, route and traffic data can be obtained through the Google Directions API platform. Likewise, the CEM (Comprehensive Emissions Model) model is used to calculate the fuel consumption, which considers the vehicle speed, distance traveled, travel inclination, vehicle load, and internal vehicle engine properties. With these two tools it is possible to calculate the costs of the routes between customers. The model is solved through the implementation of the well-known Tabu Search heuristic, and it is shown that there are significant differences when the total cost is minimized compared to when distance or time is minimized.

Key words: TDVRP, CEM, total cost minimization, urban logistics, Google Directions API

TABLA DE CONTENIDO

| | |
|---|-----------|
| 1. INTRODUCCIÓN | 8 |
| 1.1. Revisión Literaria | 11 |
| 2. DESARROLLO | 16 |
| 2.1. Metodología | 16 |
| 2.2. Obtención De Datos | 19 |
| 2.3. Desarrollo Prueba Piloto | 21 |
| 2.4. Reducción De Intervalos | 22 |
| 2.5. Procesamiento De Datos | 23 |
| 2.6. Desarrollo del Algoritmo | 24 |
| 2.7. Objetivos Por Minimizar | 25 |
| 2.8. Modelo..... | 25 |
| 2.9. Ejemplo Teórico | 28 |
| 2.10. Resultados..... | 29 |
| 2.11. Análisis..... | 32 |
| 3. CONCLUSIONES, RECOMENDACIONES Y LIMITACIONES | 33 |
| 3.1. Limitaciones | 33 |
| 3.2. Recomendaciones..... | 34 |
| 3.3. Conclusiones | 35 |
| Referencias bibliográficas | 36 |
| Anexo 1: Costos Google Directions API | 41 |
| Anexo 2: Costos Google Elevations API | 41 |
| Anexo 3: Composición De Una Respuesta A Una Solicitud A Google Directions API..... | 42 |
| Anexo 4: Costos De Las Distintas Formas De Calcular El Consumo | 43 |
| Anexo 5: Ubicaciones Aleatorias Para Prueba Piloto..... | 44 |
| Anexo 6: Rutas Generadas Para Prueba Piloto | 45 |
| Anexo 7: Desempeño Alternativas Prueba Piloto Para 20 Nodos | 46 |
| Anexo 8: Tráfico Normalizado Por Periodo Del Día | 47 |
| Anexo 9: Tráfico Con 48 Periodos Vs 23 Periodos | 48 |
| Anexo 10: Procesamiento De Datos..... | 49 |
| Anexo 11: Diagrama Algoritmo Tabú..... | 50 |
| Anexo 12: Mapas Con Todos Los Nodos..... | 51 |

ÍNDICE DE FIGURAS

| | |
|---|-----------|
| Figura 1. Número de vehículos matriculados entre 2008 y 2016 | 9 |
| Figura 2. Distribución de vehículos matriculados según la provincia | 9 |
| Figura 3. Metodología Hiller y Lieberman..... | 17 |
| Figura 4. Comparación de resultados con 500 iteraciones | 30 |
| Figura 5. Comparación de resultados con 50.000 iteraciones..... | 31 |
| Figura 6. Comparación de resultados 12 instancias en comparación a minimizar el costo. | 32 |

1. Introducción

El cambio climático es un riesgo inminente que está afectando a la vida de todos los habitantes del planeta tierra y a los ecosistemas. Este cambio tiene una aceleración descontrolada debido a actividades humanas como la industria, la generación de energía, el transporte, y la agricultura. Dentro de estas actividades, el transporte vehicular representa el 14% de las emisiones de gases a nivel mundial, y a pesar de las numerosas políticas de mitigación, las emisiones se han acelerado en la última década (Pachauri & Meyer, 2015). Además de los efectos negativos que se presentan a nivel medioambiental, la contaminación también conlleva a consecuencias negativas que afectan directamente a la salud de los seres humanos. La contaminación del aire está relacionada con la generación de enfermedades como bronquitis, infecciones respiratorias, enfermedades cardiopulmonares, cáncer de pulmón, cáncer de tráquea, y cáncer de bronquios, generando el 1.2% de las muertes prematuras en todo el mundo (A. J. Cohen et al., 2005).

Con respecto a Ecuador, la cantidad de vehículos que circulan el país está en constante crecimiento, 10.6% anual, como se muestra en la figura 1, y la provincia de Pichincha es la que tiene una mayor cantidad de vehículos, como se muestra en la figura 2. (Instituto Nacional de Estadísticas y Censos, 2016). Esto ha generado que se incrementen los niveles de tráfico en la capital. Además, la principal fuente de contaminación del aire en el Distrito Metropolitano de Quito es el transporte vehicular (Secretaría de Ambiente, 2018). En Pichincha, el 7% de los vehículos matriculados son vehículos de transporte de carga, sin contar camionetas (Instituto Nacional de Estadísticas y Censos, 2016). Para tener una noción del impacto que tiene el transporte de carga, con respecto a las emisiones, la congestión, y el ruido, se puede tomar como

referencia las principales ciudades europeas. En estas, el transporte de carga representa entre 20% y 30% de kilómetros recorridos, entre 16% y 50% de las emisiones generadas por el transporte, y entre el 10% y 20% del total de vehículos (Dabanc, 2007)(Verlinde, 2015).

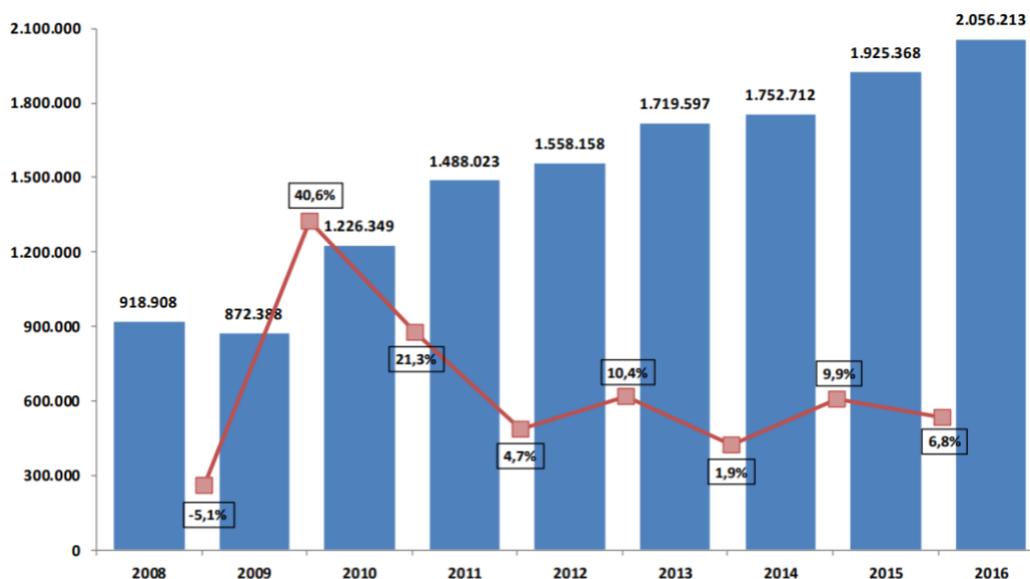


Figura 1. Número de vehículos matriculados entre 2008 y 2016

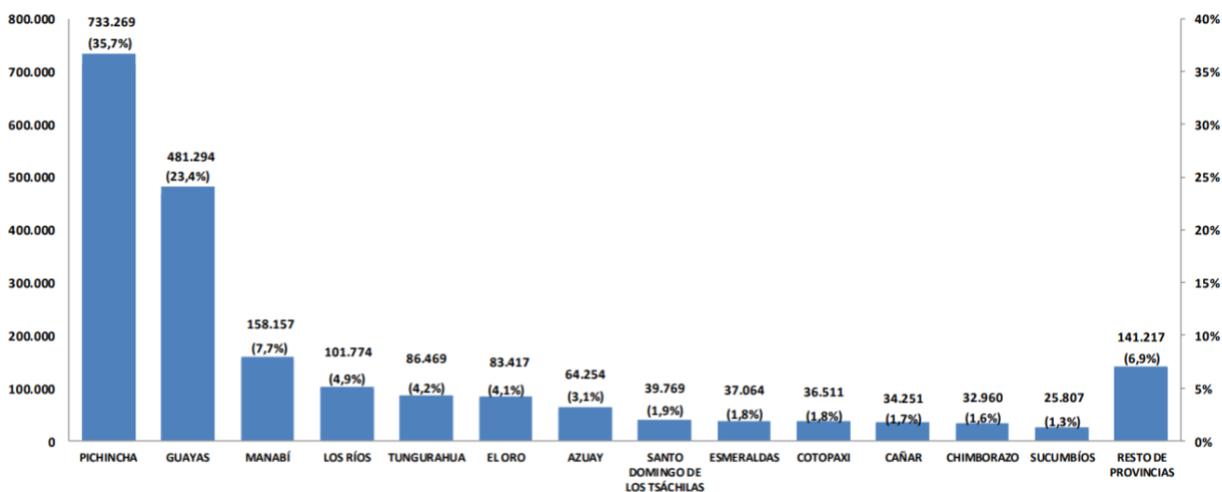


Figura 2. Distribución de vehículos matriculados según la provincia

Un sistema de transporte de carga urbana ineficiente afecta tanto a la vida de los ciudadanos, como a la productividad de las empresas. De hecho, el costo del transporte representa alrededor del 10% del costo total de un producto (Rodrigue et al., 2017). Es importante destacar que a nivel nacional existe crecimiento urbano ya que desde el 2001 hasta el 2015 el 7% de la población migró desde las zonas rurales a urbanas (RIMISP, 2017). Debido a este fenómeno, Quito es actualmente el segundo cantón más poblado del país después de Guayaquil, sin embargo se proyecta que para 2020 será el más poblado con aproximadamente 2,78 millones de habitantes según las proyecciones del Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (INEC, 2017). Además, en Quito, los comercios de venta al por menor especialmente de alimentos, bebidas y tabacos llegan a ser más de 12.329 establecimientos, siendo esta la actividad económica con más empresas registradas en la capital (INEC, 2017). Cada uno de estos comercios debe ser abastecido, y por lo tanto se requiere de un sistema logístico eficiente. Así mismo, cada vez existen más vehículos de carga dentro de zonas urbanas debido a las prácticas de bajos inventarios, la demanda de entregas en corto tiempo, el comercio electrónico que genera varias transacciones de bajo volumen, y el desplazamiento de la población desde zonas rurales a zonas urbanas. Por esta razón, tanto el sector público como privado buscan alternativas para reducir el impacto negativo generado a los ciudadanos, mejorar la movilidad y eficiencia, y controlar las externalidades (Tastets, Bronfman, & Villalobos, 2016). El mejoramiento del transporte de carga en zonas urbanas es esencial tanto para el crecimiento económico como para el cuidado del ambiente. Al optimizar este tipo de sistemas se debe considerar a varias partes incluyendo los distribuidores, transportistas, administradores, y residentes. También, al momento de realizar una mejora en la logística urbana, es importante tomar en cuenta el uso de tecnologías de la información y

sistemas de transporte inteligentes, el cambio en la mentalidad de los administradores logísticos, y las posibles asociaciones entre el sector público y privado (Taniguchi, 2014). El presente artículo pretende hacer uso de tecnologías de la información para optimizar los costos y las emisiones del sistema de distribución de carga de empresas en el distrito metropolitano de Quito.

La optimización de rutas es una estrategia que utilizan las empresas para la planificación a corto plazo de sus sistemas de distribución. Esta herramienta utiliza modelos matemáticos que son resueltos por distintos algoritmos, los cuales permiten encontrar soluciones óptimas o subóptimas para los sistemas de distribución planteados (Hillier, 2005). El modelo básico para optimizar la distribución de carga es el problema de ruteo de vehículos, o VRP por sus siglas en inglés. Este consiste en minimizar el costo de distribución desde un depósito hacia un grupo de clientes situados a lo largo de un área geográfica determinada, y utilizando una flota de vehículos (Laporte, 2009). En el presente trabajo se pretende complementar al modelo VRP para adaptarlo a la realidad de la ciudad de Quito mediante la inclusión de factores como: el tráfico cambiante en el tiempo, las distintas rutas posibles entre clientes, las ventanas de entrega, el tipo de vehículo utilizado, las pendientes de las rutas, y las emisiones de gases.

1.1 Revisión Literaria.

En la presente revisión literaria se introduce el modelo VRP, y se presentan sus variaciones más comunes. A continuación, se describen los factores que se incluyen en el modelo propuesto en este trabajo (la dependencia del tiempo, las ventanas de tiempo, la flexibilidad de trayectorias, y el consumo de combustible), y algunos trabajos relacionados con estos factores. Finalmente, se presentan los posibles algoritmos que pueden ser utilizados para resolver el modelo.

La primera publicación del VRP fue “The Truck Dispatching Problem”, en 1959 (Dantzig & Ramser, 1959), y desde entonces se han desarrollado distintas variaciones y aplicaciones para este modelo. Una de las variaciones es el CVRP, que consiste en incluir restricciones de capacidad, donde la suma de las demandas de los nodos que visita un vehículo no puede superar la capacidad del vehículo (Lysgaard, Letchford, & Eglese, 2004). Otra variación común es el DVRP, que consiste en que la longitud o duración total de una ruta no puede exceder un límite establecido (Laporte, 1992). También existen restricciones de precedencia donde ciertos nodos tienen que ser visitados antes que otros (Laporte, 1992). Otra variación común es el VRPTW que considera ventanas de entrega donde los nodos pueden ser visitados en un intervalo de tiempo determinado (Bräysy & Gendreau, 2005). Además se han desarrollado modelos PDPTW donde un conjunto de pedidos se recogen en ubicaciones origen y se entregan en ubicaciones destino (Veenstra, Cherkesly, Desaulniers, & Laporte, 2017). Otro modelo utilizado es el VRPMT, en el cual cada vehículo puede recorrer varias rutas en el mismo periodo de planeación (Zhao, Wang, & Lai, 2002). Asimismo, existen varias aplicaciones del modelo TDVRP, el cual toma en cuenta la variación de los costos de los arcos en función del tiempo (Malandraki & Daskin, 2008). También, en los últimos años se han desarrollado modelos PRP, o “Pollution Routing Problem”, que buscan minimizar el consumo de combustible o emisiones de gases (Bektas & Laporte, 2011). La propuesta de este estudio es utilizar tanto el modelo TDVRP como el PRP para minimizar el costo total de una ruta.

El presente trabajo se concreta en la distribución de bienes dentro de la región urbana, de modo que un modelo apropiado es el TDVRP, ya que toma en cuenta el efecto del tráfico en las

diferentes horas del día (Kok, Hans, & Schutten, 2012). Es importante destacar que tomar en cuenta el factor cambiante del tráfico ofrece mejores soluciones que los modelos con tiempos de viaje fijos (Conrad & Figliozzi, 2010) (Kok et al., 2012)(Hwang & Ouyang, 2015). Para tomar en cuenta el factor cambiante del tiempo, el modelo TDVRP consta en sustituir cada arco que conecta a los clientes entre sí por varios arcos, uno para cada intervalo de tiempo. Por esta razón ya no se tiene una sola matriz de costos, sino que se tiene una matriz de costos para cada intervalo de tiempo (Donati, Gambardella, Casagrande, Montemanni, & Rizzoli, 2003) (Lombard, Tamayo, & Fontane, 2018). Cuando se toma en cuenta el tiempo dentro de un modelo, esto también puede ser útil para cumplir con las ventanas de entrega que tienen los clientes. Es posible incluir esto en el modelo mediante una simple restricción que establece que: el tiempo en el cual se parte desde un cliente, tiene que estar entre la hora mínima y la hora máxima de visita más el tiempo de servicio (Malandraki & Daskin, 2008). Las ventanas de tiempo permiten que el modelo se ajuste mejor a la realidad, y se han utilizado en una gran cantidad de modelos dentro de la literatura (Veenstra et al., 2017)(Bräysy & Gendreau, 2005)(Andres Figliozzi, 2012).

Por otro lado, un factor que se incluye en el modelo propuesto es el consumo de combustible. Existen varias publicaciones cuyo objetivo es minimizar el consumo energético, sin embargo esto no necesariamente significa minimizar los costos (Bektas & Laporte, 2011). A pesar de esto, el consumo de combustible sí representa una parte significativa del costo de transporte (Ehmke, Campbell, & Thomas, 2018). Por esta razón, la tendencia en los últimos años ha sido minimizar el consumo de combustible y las emisiones de gases (Liu, Lin, Chiu, Tsao, & Wang, 2014)(Soysal & Çimen, 2017)(Çimen & Soysal, 2017), a diferencia de los años pasados que se concentraban

principalmente en minimizar la distancia recorrida o el tiempo (Toth & Vigo, 2014). Además, Ehmke et al. (2018) demuestra que minimizar el tiempo o la distancia total recorrida son aproximaciones pobres si se desea minimizar el costo total.

En la literatura se han utilizado algunos modelos para estimar el consumo de gasolina. Entre estos están: Instantaneous fuel consumption model (Bowyer, Biggs, & Akçelik, 1985), four-mode elemental fuel consumption model (Akcelik, 1984), running speed fuel consumption model (Bowyer et al., 1985), Methodology for calculating transportation emissions and energy consumption (MEET) model (Hickman, Hassel, Joumard, Samaras, & Sorenson, 1999), Computer programme to calculate emissions from road transportation (COPERT) model (Ntziachristos & Samaras, 2000), comprehensive modal emission model (CEM) (Barth & Boriboonsomsin, 2008)(Barth et al., 2000). Entre estos 6 modelos, el CEM es el que ha demostrado mejores estimaciones de consumo para vehículos de carga de aproximadamente 15 toneladas, además de ser el modelo más sensible con respecto a las pendientes de las carreteras (Demir, Bektaş, & Laporte, 2011). Otra ventaja del modelo CEM es que es uno de los pocos modelos que toma en cuenta los cambios en la carga del vehículo a medida que viaja (Bektas & Laporte, 2011). Así mismo, el CEM es uno de los modelos más utilizados para resolver problemas de ruteo en la literatura(Franceschetti, Honhon, Van Woensel, Bektaş, & Laporte, 2013)(Huang, Zhao, Woensel, & Gross, 2017)(Bektas & Laporte, 2011). Por estas razones se eligió el modelo CEM para calcular el consumo de combustible. El modelo representa el consumo de gasolina en un arco como función de la velocidad, el peso del vehículo, la duración del recorrido, la inclinación de la vía, y varias propiedades internas del motor (Demir, Bektaş, & Laporte, 2013).

El último factor que será incluido dentro del modelo es la flexibilidad de trayectorias. Se define a la flexibilidad de trayectoria como la capacidad del modelo para decidir la trayectoria entre los nodos (Huang et al., 2017). Si bien en la mayoría de los modelos ya están definidas las trayectorias, o arcos entre los nodos, el hecho de tomar en cuenta la flexibilidad de trayectoria proporciona con soluciones más óptimas (Ehmke et al., 2018). Ehmke et al. (2018) determinó que la disminución en el costo debido a la flexibilidad de la trayectoria es mínima y tiene un peso computacional considerablemente mayor. Sin embargo, en el modelo utilizado por Ehmke et al. no se toman en cuenta las pendientes de las calles para determinar el consumo de gasolina, lo cual podría ser un factor significativo al momento de seleccionar las trayectorias, sobre todo en la ciudad de Quito que cuenta con varios cambios de altitud. Para incluir la flexibilidad de la trayectoria dentro del modelo se deben construir dos redes: la primera es la red de clientes con arcos individuales que conectan a cada cliente y la bodega, y la segunda es una red geográfica que representa las calles y consiste en representar cada cuadra con un arco y cada intersección con un nodo (Huang et al., 2017). Para encontrar la trayectoria óptima entre nodos dentro de la segunda red, se puede utilizar el algoritmo Dijkstra-like label-setting (Dean, 2004).

Una vez establecido un modelo, es importante definir cómo será resuelto. Existen tres tipos de métodos que se utilizan para resolver este tipo de modelos: los algoritmos exactos, las heurísticas, y las metaheurísticas (Laporte, 2009). Se conoce que un VRP es un problema NP-Completo (Lenstra & Rinnooy, 1979), de modo que no existen algoritmos exactos que puedan resolver este problema en un tiempo polinómico. Por esta razón, se ha logrado utilizar algoritmos exactos para resolver problemas con hasta aproximadamente 100 nodos (Baldacci, Christofides,

& Mingozzi, 2008)(Fukasawa et al., 2006). Hay casos en los que se han resuelto problemas de optimización de emisiones con algoritmos exactos como el algoritmo “Branch-and-price” (Dabia, Demir, & Woensel, 2016)(Huang et al., 2017) o el algoritmo “Branch-cut-and-price” (Fukasawa, He, Santos, & Song, 2018). Por otro lado, existen métodos que si bien no necesariamente encuentran las soluciones óptimas, son capaces de encontrar soluciones con costos bastante cercanas a la óptima con un peso computacional y tiempos mucho menores (Nilsson, 2003)(Laporte, 2009)(Oliveira & Ant, 2009). Específicamente para el tipo de modelo que se plantea resolver en este trabajo se han utilizado cuatro tipos de métodos de solución. Uno de los métodos más utilizados son los algoritmos genéticos (Zheng-yu, Dong-yuan, & Shang, 2010)(Liu et al., 2014)(Bräysy & Gendreau, 2005). Así mismo, otra heurística popular en la literatura para resolver este tipo de problemas es la heurística de ruteo LANTIME, la cual se basa en una búsqueda tabú (Wen & Eglese, 2014)(Ehmke et al., 2018)(Maden, Eglese, & Black, 2010)(Huang et al., 2017). Finalmente, entre los métodos no tan comunes están la colonia de hormigas(Yongqiang & Qing, 2010)(Donati et al., 2003) y los algoritmos de programación dinámica(Çimen & Soysal, 2017)(Soysal & Çimen, 2017).

2. Desarrollo

2.1 Metodología.

Se aplicará la metodología propuesta por Hiller y Lieberman para modelar problemas de optimización. Esta metodología consiste en seis pasos, los cuales pueden ser visualizados en la Figura 3.



Figura 3. Metodología Hiller y Lieberman

El primer paso consiste en definir el problema y recolectar los datos necesarios. En esta instancia se hace un estudio completo del sistema y se desarrolla un enunciado bien definido del problema. Se debe incluir objetivos, restricciones, otras posibles acciones, y límites de tiempo para tomar una decisión. También, es fundamental identificar el problema correcto para encontrar una solución significativa. (Hilier & Lieberman, 2015).

El segundo paso consiste en formular un modelo matemático para representar el problema identificado. Un modelo matemático es una representación idealizada con números y signos matemáticos que describen el problema. El objetivo es maximizar o minimizar la función objetivo que está sujeta a una serie de restricciones. Para desarrollar modelos de optimización es necesario definir variables de decisión y especificar parámetros. Es fundamental recolectar datos relevantes para poder definir estos parámetros (Hilier & Lieberman, 2015).

El tercer paso consiste en desarrollar un procedimiento computacional con el objetivo de obtener soluciones para el problema modelado. Si bien existen algoritmos exactos que pueden encontrar la solución óptima del modelo, el tiempo y costo para encontrar dicha solución puede ser demasiado alto dependiendo del tamaño del problema. Por eso existen heurísticas y metaheurísticas que son capaces de encontrar soluciones subóptimas del modelo en un menor tiempo y a un menor costo. Existen varios paquetes de software disponibles que se pueden utilizar para resolver el modelo (Hilier & Lieberman, 2015).

El cuarto paso consiste en probar el modelo y hacer los ajustes necesarios. Generalmente cuando se desarrollan modelos de optimización, estos contienen errores pequeños que deben ser corregidos. Puede que algunos factores no hayan sido considerados, o que algunos parámetros no hayan sido bien estimados, y esto debe ser corregido. (Hilier & Lieberman, 2015).

El siguiente paso es preparar el modelo para su aplicación continua. Se debe instalar un sistema bien documentado para utilizar el modelo repetidamente. Este sistema debe incluir el modelo, el procedimiento para encontrar la solución, y los procedimientos operacionales para la implementación. (Hilier & Lieberman, 2015).

Finalmente, el sexto paso es la implementación. En esta etapa es importante asegurarse que las soluciones del modelo sean traducidas correctamente a los procedimientos operacionales, y que se identifiquen fallas en la solución del modelo que estén encubiertas (Hilier & Lieberman, 2015).

Es importante recalcar que, por el alcance de este estudio, el quinto y sexto pasos de la metodología no serán implementados.

Esta metodología puede ser aplicada para cualquier problema de investigación de operaciones. Entre los casos de éxito más famosos están: el incremento en la productividad de General Motors (Alden et al., 2006), la programación de Swift & Company (Bixby, Downs, & Self, 2006), y la optimización de inventario de IBM (M. Cohen, Kamesam, Kleindorfer, Lee, & Tekerian, 1990).

Con respecto a casos de éxito, en los cuales se mejora la eficiencia o el rendimiento del ruteo se puede observar el caso de Yellow Freight (Braklow, Graham, Hassler, Peck, & Powell, 2008), y el caso de TNT Express (Poppelaars, 2015).

2.2 Obtención De Datos.

Para calcular el consumo de gasolina entre cada nodo mediante el modelo CEM, se requiere la velocidad a la cual viaja el vehículo, la distancia que recorre, su peso, y la inclinación de la vía. Sin embargo, existe una complicación, y es que la velocidad de cada ruta depende del tráfico, y a su vez, el tráfico depende de la hora del día. Como se mencionó anteriormente, Ecuador no cuenta con un observatorio logístico, ni tampoco otra fuente interna de la cual se puedan obtener los datos del tráfico. Por esta razón, las distancias y tiempos que existen entre los nodos fueron obtenidos a través de Google Directions API de Google Maps. Este no es un servicio gratuito, y por lo tanto es fundamental minimizar la cantidad de solicitudes que se realizan. En el Anexo 1 se presentan los costos de dicho servicio. De igual manera, se utilizó el servicio Google Elevations API para determinar las elevaciones tanto de los clientes como de puntos dentro de las rutas. Los costos de dicho servicio se muestran en el Anexo 2.

El servicio de Google Directions API funciona de la siguiente manera. Se hace una solicitud especificando el punto inicial, y el punto final. En caso de que se desee información del tráfico se debe especificar también la hora de partida, y en este caso el servicio cuesta el doble. En el Anexo 3 se presenta la composición de una respuesta del API a una solicitud. Como respuesta a la solicitud se obtienen desde una hasta tres posibles rutas. Dentro de cada ruta se encuentra la distancia, el tiempo promedio, el tiempo considerando el tráfico, las coordenadas de origen y destino y los steps de la ruta. Los steps son básicamente los tramos de las rutas. Del mismo modo, dentro de cada step se puede encontrar la distancia, el tiempo promedio, y las coordenadas origen y destino de cada step. Sin embargo, los steps no cuentan con la información del tiempo del step tomando en cuenta el tráfico. A pesar de que los steps no cuentan con información del tráfico, se puede hacer una estimación comparando el tiempo promedio de la ruta con el tiempo de la ruta que toma en cuenta el tráfico.

El consumo puede ser calculado tomando en cuenta diferentes estimaciones de las rutas. Por ejemplo, el consumo se puede calcular utilizando la inclinación, la distancia, y el tiempo total de cada ruta. Por otro lado, el consumo se puede estimar sumando los consumos de cada step dentro de cada ruta. También se debe considerar si es factible o no tomar en cuenta el tráfico. De este modo existen una gran cantidad de formas en las cuales se puede estimar el consumo de gasolina. En el Anexo 4 se presentan algunas opciones para estimar el consumo y su respectivo costo del servicio de Google Directions API para diferentes cantidades de nodos. Básicamente se observa que mientras más detallada es la información que se desea, obtener la información va a ser más costoso. Se observa que cuando se toma en cuenta el tráfico y se hace un cálculo

detallado, lo cual sería ideal, los costos son demasiado altos, especialmente cuando hay una mayor cantidad de nodos.

2.3 Desarrollo Prueba Piloto.

Debido a que obtener la información completa es demasiado costoso, se decidió hacer un estudio piloto para determinar cuál sería la mejor aproximación para disminuir la cantidad de solicitudes que se necesitan hacer. Este estudio piloto consistió en seleccionar 19 puntos aleatorios dentro de Quito (Anexo 5), para generar 21 rutas a distintas horas del día (Anexo 6). Para cada una de estas rutas se realizó una solicitud, es decir 21 solicitudes en total. Con el resultado de dichas solicitudes se obtuvieron las alternativas de cada ruta, y dentro de cada alternativa se obtuvieron las coordenadas del inicio y del final de cada step. Por lo tanto, se procedió a realizar una solicitud para cada step, 955 solicitudes en total. Con las coordenadas de los orígenes y destinos de los steps también se realizaron las solicitudes a Google Elevations API, 432 solicitudes en total. Con esta información se procedió a calcular el consumo de combustible con el modelo CEM de 12 formas diferentes: calculando el consumo de forma detallada o acumulada, tomando en cuenta o no las inclinaciones de las vías, y tomando en cuenta el tráfico, estimándolo, o sin tomarlo en cuenta. Cada una de las opciones fue comparada con la opción más detallada y los resultados se presentan en el Anexo 7. De este cuadro se puede concluir que las mejores opciones son la 3 y la 5. Ambas opciones tienen un costo bajo, hacen un cálculo de consumo detallado, y toman en cuenta el ángulo. Esto indica que tomar en cuenta el tráfico por un lado es muy costoso, y por otro lado no es un factor tan significativo como el ángulo o la forma en que se calcula el consumo. Por otro lado, al comparar la opción 3 y la opción 5 se puede ver una contradicción. La opción 3

es mejor al momento de estimar el consumo (2% de error de la opción 3 vs 9% de error de la opción 5), sin embargo, con la opción 5 se seleccionó la mejor ruta más veces que con la opción 3 (desempeño del 95% opción 5 vs 90% de desempeño de la opción 3). A pesar de que el desempeño al seleccionar la mejor alternativa es más importante, se decidió utilizar la opción 3, en primer lugar porque ya se ha demostrado que el tráfico es un factor significativo al momento de optimizar rutas (Conrad & Figliozzi, 2010) (Kok et al., 2012)(Hwang & Ouyang, 2015), y en segundo lugar porque la prueba piloto tiene un tamaño de muestra muy pequeño, por lo tanto no es del todo confiable.

2.4 Reducción De Intervalos.

Otra forma de disminuir la cantidad de solicitudes es reduciendo la cantidad de intervalos en los que se desea dividir al día. Para realizar una buena división se decidió analizar el comportamiento del tráfico a lo largo de las 24 horas del día en intervalos de 30 minutos, lo que da un total de 48 periodos. Para esto se tomó una ruta aleatoria y se realizaron un total de 48 solicitudes. Se normalizó el tiempo con tráfico en comparación con el tiempo promedio, y se sacó un promedio de los valores normalizados por periodo de tiempo. El resultado se muestra en el Anexo 8. Con estos resultados, se eliminaron los periodos que no eran relevante, es decir periodos que están fuera de horario laboral y periodos donde el tráfico no vería en comparación al periodo anterior. Con los 23 periodos restantes se puede hacer una buena aproximación del tráfico a lo largo de todo el día. La estimación en comparación con el tráfico tomando en cuenta todos los periodos se presenta en el Anexo 9.

2.5 Procesamiento De Datos.

Una vez determinados los intervalos, y la forma en que se obtendrá la información, es necesario implementar el código que realice las solicitudes, y procesar todos estos datos. Un breve resumen del procesamiento de datos se presenta en el Anexo 10. En primer lugar, se deben ingresar todos los parámetros del modelo: los nodos, las ubicaciones, las ventanas de tiempo, los tiempos de servicio, las demandas, la fecha de planificación, la cantidad de vehículos disponibles, la capacidad de los vehículos, y las propiedades mecánicas de los vehículos. Esta información es ingresada y procesada para después realizar las solicitudes al servicio Google Directions API. Se realiza una solicitud para cada arco entre cada cliente y para cada intervalo del día. La ecuación 1 indica la cantidad de solicitudes, donde S es la cantidad de solicitudes, n es el número de nodos e i es la cantidad de intervalos.

$$S = n * (n - 1) * i \quad (1)$$

Tras realizar todas las solicitudes, las respuestas son procesadas, y se calcula el tiempo en tráfico, la velocidad, y la inclinación de cada step de cada alternativa de cada arco, para cada intervalo. Utilizando esta información se calcula el consumo de cada step, y se suman los consumos de todos los steps para cada alternativa. Luego se selecciona la alternativa con menor consumo y se crea una matriz para cada intervalo de tiempo. Finalmente, todos los parámetros y las matrices de consumo, distancias, y tiempos se almacenan en un diccionario que será el input para el algoritmo.

2.6 Desarrollo Del Algoritmo.

El algoritmo desarrollado se basa en la creación de individuos, que posteriormente son transformados a rutas, como se haría en un algoritmo genético (N.a., 2016), y luego la generación de nuevos individuos a través de un algoritmo Tabú (N.a., 2018). Un individuo es básicamente un vector que contiene los nodos en el orden que serán visitados. A cada individuo se lo puede transformar en un conjunto de rutas tomando en cuenta la demanda de cada nodo y la capacidad de los vehículos. Antes de iterar con el algoritmo, primero se crea una solución inicial mediante la creación de un individuo. Este individuo se crea agregando nodos, uno por uno, y se elige el nodo cuyo costo sea el menor desde el último nodo seleccionado. Una vez generado la primera solución, se procede a iterar el algoritmo tabú. En cada iteración el algoritmo genera un vecindario de individuos que son vecinos al individuo actual, y se calcula el costo de cada individuo vecino. Un vecino se define como un individuo al que se le intercambié la posición de dos nodos. Para obtener los costos de consumo y tiempo, que se precomputaron en el procesamiento de datos, se hace una estimación lineal entre los periodos de tiempo que se atraviesa el arco para asegurar que se cumpla la condición FIFO. Luego se ordenan los vecinos de menor a mayor costo. Si en el vecino con menor costo se realizó un intercambio prohibido, entonces se pasa al siguiente vecino, y se repite hasta que haya un vecino permitido. Entonces se define a este vecino permitido como el individuo actual, y se agrega el intercambio a la lista Tabú (o lista de intercambios prohibidos). Finalmente, si el costo de un vecino es menor al menor costo encontrado hasta el momento, entonces se elige a ese vecino como la mejor solución, y se

actualiza el menor costo encontrado hasta el momento. Un diagrama que resume el algoritmo se presenta en el Anexo 11.

2.7 Objetivos Por Minimizar.

El presente trabajo pretende comparar los costos, consumos distancias, y tiempos de rutas que resultan tras minimizar distintos objetivos. Se llevó a cabo la comparación de 6 objetivos. Primero se minimizó el costo total tomando en cuenta la variación de la cara a medida que se entrega producto a los clientes. Luego se minimizó el consumo total, igualmente tomando en cuenta la variación de la cara a medida que se entrega producto a los clientes. Para estos dos objetivos no se puede utilizar las tablas de consumo precomputadas en el procesamiento de datos porque la carga varía en cada arco. Por lo tanto, el consumo es calculado a medida que se desarrolla el algoritmo Tabú. Los siguientes cuatro objetivos fueron minimizar el costo y el consumo totales sin tomar en cuenta los cambios de carga, el tiempo, y la distancia. A diferencia de los dos primeros objetivos, en estos cuatro objetivos sí se pudo utilizar las tablas de consumo, tiempo y distancia precomputadas en el procesamiento de datos, por lo tanto, el algoritmo es mucho más veloz.

2.8 Modelo.

La formulación del modelo se basa en el trabajo realizado por Maden et al. (2010). A continuación, se presenta la definición de los parámetros del modelo.

Parámetros.

- *N: conjunto de clientes $\{1,2, \dots, n\}$*

- S_i : tiempo de servicio cliente i
- w_i : Carga demandada por el cliente i
- $[e_i, l_i]$: ventana de tiempo para el inicio del servicio del cliente i
- K : conjunto de vehículos $\{1, 2, \dots, M\}$
 - W_k : capacidad vehículo k
 - τ_k : tiempo de servicio vehículo k
 - D_k : tiempo de trabajo máximo vehículo k
- Costos en dólares:
 - G : costo por litro de diesel
 - H : costo por hora de conductor
 - E : costo de espera por llegar temprano
 - L : costo por llegar tarde
- Matrices:
 - $d_{i,j,t}$: distancia desde el nodo i hasta el nodo j en el tiempo t
 - $t_{i,j,t}$: tiempo desde el nodo i hasta el nodo j en el tiempo t
 - $con_{i,j,t}$: consumo desde el cliente i hasta el cliente j en el tiempo t
- CEM:
 - e : fracción de masa de gasolina vs. aire
 - K_{CEM} : valor calorífico del diésel (kJ/g)
 - Y : Factor de conversión de gramos (g/s) a litros (l/s)
 - k : Factor de fricción del motor (kJ/Rev./l)
 - N_e : velocidad del motor (Rev./s)
 - V : desplazamiento del motor
 - p : densidad del aire (kg/m³)
 - A : área superficial frontal (m²)
 - u : peso del vehículo (kg)
 - g : Constante gravitacional (m/s²)
 - θ : ángulo de la vía
 - C_d : Coeficiente de Resistencia aerodinámica
 - C_r : Coeficiente de resistencia a la rodadura
 - E : Eficiencia del tren motriz
 - w : Parámetro de eficiencia para motores diésel

Variables.

- v_i^k : iésimo cliente visitado por el vehículo k
- R_k : $\{v_0^k, v_1^k, \dots, v_{m^k}^k\} \rightarrow$ Ruta vehículo k donde v_0^k y $v_{m^k}^k$ son el depósito
- a_i : tiempo de inicio del servicio del cliente i
- b_i : tiempo de espera hasta el servicio del cliente i

Como se busca optimizar 4 modelos distintos, la función objetivo se puede escribir de cuatro maneras:

Funciones de Costo por arco.

- Distancia:
 - $C(v_i^k, v_{i+1}^k) = d_{i,j,t}$ (2)
- Tiempo:
 - $C(v_i^k, v_{i+1}^k) = t_{i,j,t} + s(v_i^k)$ (3)
- Consumo:
 - $C(v_i^k, v_{i+1}^k) = con_{i,j,t}$ (4)
- Costo:
 - $C(v_i^k, v_{i+1}^k) = (t_{i,j,t} + s(v_i^k)) * H + con_{i,j,t} * G$ (5)

La función de costos para los modelos que toman en cuenta la carga, y las funciones que no la toman en cuenta son las mismas, sin embargo, en las funciones que sí se toma en cuenta la carga no se puede calcular los costos previamente y crear una matriz ya que la carga varía a medida que se hacen las entregas. Por lo tanto, los costos deben ser calculados a medida que se desarrolla el algoritmo.

Dadas estas definiciones, el modelo es el siguiente:

$$Min \sum_{k \in K} \sum_{i=0}^{m^k-1} C(v_i^k, v_{i+1}^k) \quad (6)$$

S.t.

$$a(v_i^k) = a(v_{i-1}^k) + s(v_{i-1}^k) + t(v_{i-1}^k, v_i^k) \quad (7)$$

$$a(0) = \tau \quad (8)$$

$$s(0) = 0 \quad (9)$$

$$b(v_i^k) = \max \left\{ e(v_i^k) - a(v_i^k), 0 \right\} \quad (10)$$

$$e_i \leq a(v_i^k) \leq l_i, \forall i \in N \quad (11)$$

$$\sum_{i=0}^{m^k-1} C(v_i^k, v_{i+1}^k) + \sum_{i=1}^{m^k-1} S(v_i^k) + \sum_{i=1}^{m^k-1} b(v_i^k) \leq D_k, \forall k \in K \quad (12)$$

$$\sum_{i=1}^{m^k-1} w(v_i^k) \leq W_k, \forall k \in K \quad (13)$$

$$\tilde{R}_k = R_k \setminus \{v_0^k, v_{m^k}^k\}, \forall k \in K \quad (14)$$

$$\bigcup_{k \in K} \tilde{R}_k = N \quad (15)$$

La ecuación 6 es la función objetivo que se busca minimizar, y representa la suma de los costos de todos los arcos que recorren todos los vehículos. La ecuación 7 es la primera restricción y obliga a que el tiempo de llegada a un nodo sea igual al tiempo de llegada al anterior nodo, más el tiempo de servicio del anterior nodo, más el tiempo de transporte del nodo anterior al nodo actual. Las ecuaciones 8 y 9 definen el inicio del servicio y el tiempo de servicio del depósito. La ecuación 10 define al tiempo de espera. La ecuación 11 representa las ventanas de tiempo. La ecuación 12 restringe el tiempo total disponible de cada vehículo. La ecuación 13 restringe la capacidad máxima de cada ruta a la capacidad máxima de cada vehículo. La ecuación 14 define la ruta de cada vehículo excluyendo el depósito. Finalmente, la ecuación 15 obliga a que la unión de todas las rutas sea igual al conjunto de nodos, de modo que todos los nodos sean visitados.

2.9 Ejemplo Teórico.

Se crearon un total de 12 instancias. Para desarrollar estas doce instancias se crearon dos redes (6 instancias por cada red), una de 21 nodos y otra de 26 nodos en la ciudad de Quito. El Anexo 12 presentan los mapas con las ubicaciones seleccionadas. Con respecto a los parámetros del

vehículo se utilizaron los mismos parámetros que en Franceschetti (2013). Igualmente, se asumió que la capacidad del vehículo era igual al peso del vehículo, es decir 6350 kg. También se asumió que el costo de un conductor es de \$4.66 por hora (Guzmán & Hinojosa, 2016). Se determinó a través de globalpetrolprices.com, que el valor del litro de diésel es de \$0.274 en Ecuador. Finalmente, la ubicación, las ventanas de tiempo, la demanda, y el tiempo de servicio de cada cliente fueron parámetros que se variaron para crear las distintas instancias.

2.10 Resultados.

Para obtener los datos de los ejemplos teóricos propuestos, se realizaron un total de 9660 consultas a Google Directions API, y 950 solicitudes a Google Elevations API para la primera red, y un total de 14300 consultas a Google Directions API, y 906 solicitudes a Google Elevations API para la segunda red.

Primero se decidió resolver una instancia particular de la red de 21 nodos con los parámetros mencionados anteriormente, con la diferencia de que se asignó al costo del conductor como \$3 por hora, y se minimizó cada uno de los seis objetivos con un tamaño de lista Tabú de 40. Los objetivos que toman en cuenta la variación de la carga tardaron alrededor de 1.6 minutos por iteración, mientras que los otros objetivos tardaron alrededor de 0.081 segundos por iteración. Debido a la limitación de tiempo de los objetivos que toman en cuenta la carga se decidió realizar solo 500 iteraciones. Los resultados se presentan en la figura 4.



Figura 4. Comparación de resultados con 500 iteraciones

Se observa que existen inconsistencias en los resultados. Por ejemplo, se puede ver que al minimizar la distancia se obtiene una mayor distancia en comparación a cuando se minimiza el consumo o el tiempo. Por lo tanto, se decidió minimizar los cuatro objetivos que no toman en cuenta la carga con 50.000 iteraciones. Los resultados se muestran en la figura 5.

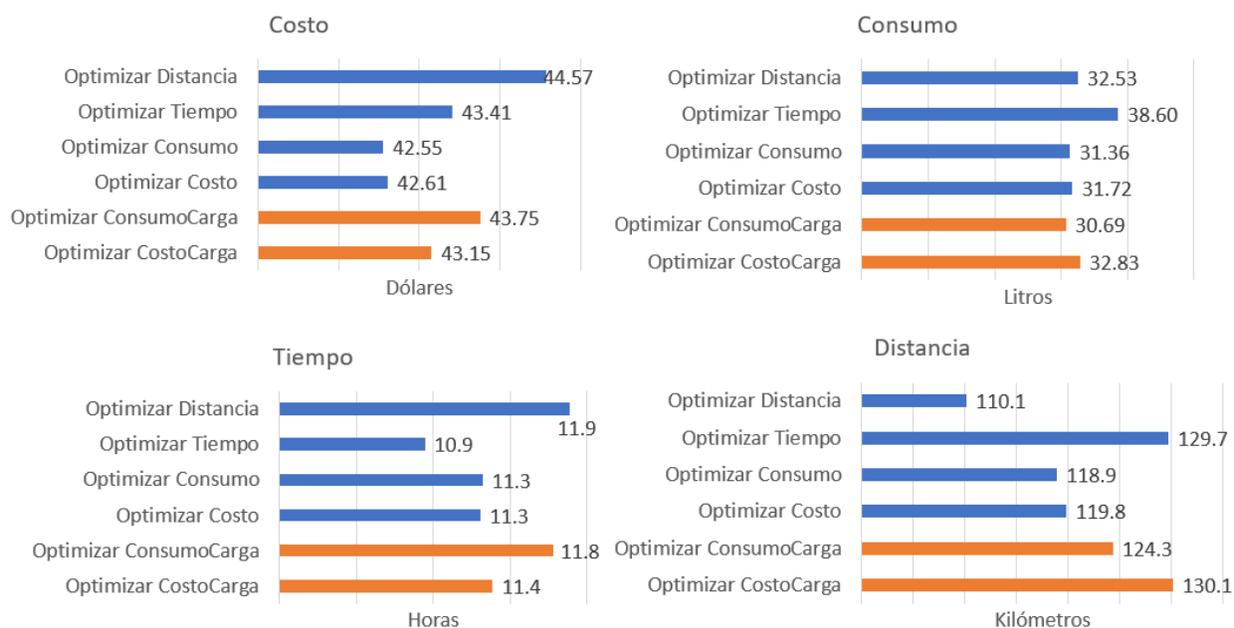


Figura 5. Comparación de resultados con 50.000 iteraciones

Tras realizar 50.000 iteraciones se obtienen resultados más coherentes. La figura 5 muestra que al minimizar los objetivos con una gran cantidad de iteraciones se obtienen mejores resultados y en menor tiempo que cuando se minimizan los objetivos tomando en cuenta la carga. Es por eso que para el análisis de las 12 instancias se decidió resolver solamente los objetivos que no tomaban en cuenta la variabilidad de la carga. A continuación, se presentan los resultados promedio de las 12 instancias. Cada resultado se muestra en la figura 6 como un porcentaje de los resultados al minimizar el costo total sin carga.

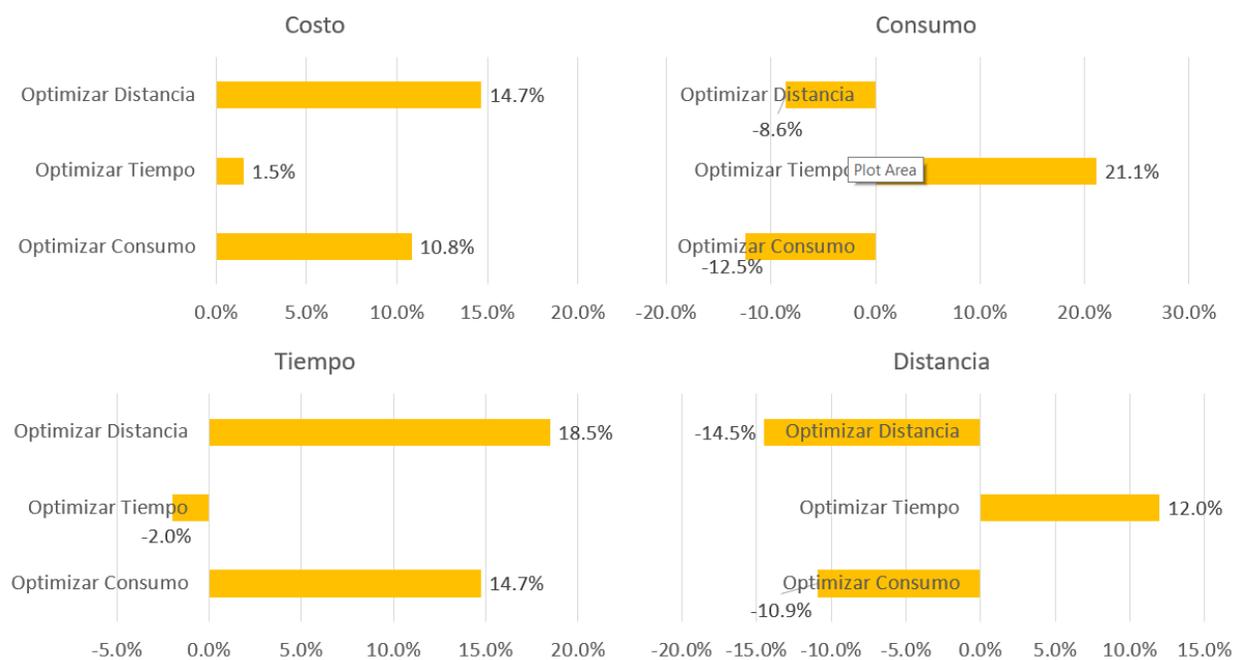


Figura 6. Comparación de resultados 12 instancias en comparación a minimizar el costo

Se observa que, al optimizar la distancia, el tiempo, y el consumo se obtiene rutas que son en promedio 14.7%, 1.5% y 10.8% respectivamente, más costosas que optimizar el costo.

2.11 Análisis.

Al comparar los resultados con diferentes cantidades de iteraciones se evidencia que a medida que se aumenta el número de iteraciones se obtienen rutas con mejores resultados. Esto también conduce a que los resultados sean más coherentes. Por otro lado, al comparar la figura 4 con la figura 5 se obtiene que, si se desea minimizar el costo, es mejor realizar varias iteraciones y no tomar en cuenta la carga, que realizar pocas iteraciones y sí tomar en cuenta la variación de la carga. Otro resultado que llama la atención es que cuando se minimiza el tiempo, el consumo de combustible es extremadamente más elevado. También, es importante destacar que minimizar la distancia, que es lo que generalmente se hace en la industria, es considerablemente más

costoso que cuando se minimiza el costo total, específicamente en este caso. De la misma manera minimizar el costo representa ahorros frente a minimizar el resto de los objetivos.

Ahora, es importante destacar que los resultados de las 12 instancias son diferentes a resultados de otros estudios y a los resultados de la primera instancia resuelta. Generalmente, cuando se minimiza el costo total, o se minimiza el consumo se obtienen resultados similares y estos resultados son muy diferentes a minimizar el tiempo (Ehmke, Campbell, & Thomas, 2018). Sin embargo, en las 12 instancias resueltas se muestra que optimizar el tiempo y el costo total ofrecen resultados similares, y estos son diferentes a minimizar el consumo. Esto se debe a que el costo del conductor por hora es muy elevado en las 12 instancias, por lo tanto, el componente del costo que corresponde al consumo tiene un menor peso, y el componente del costo que corresponde al tiempo tiene un mayor peso. De modo que, en la primera instancia resuelta, dentro del costo es más significativo el consumo de combustible que el costo del conductor, y en las 12 instancias resueltas ocurre lo contrario.

3. Conclusiones, Recomendaciones y Limitaciones

3.1 Limitaciones.

Con respecto a la prueba piloto, es probable que la alternativa que no toma en cuenta el tráfico haya tenido un mejor desempeño que la alternativa que estima el tráfico debido a la escasa cantidad de rutas que fueron tomadas en cuenta. Esto indica que los resultados de la prueba piloto no son del todo confiables y por lo tanto deben hacerse más estudios para determinar si se debería tomar en cuenta el tráfico o no al momento de realizar las solicitudes.

Con respecto a la disminución de intervalos, la selección de intervalos se basó en el estudio de una sola ruta. Por lo tanto, si se desea aplicar el modelo se debería hacer un estudio con más rutas para definir de mejor manera los intervalos que se mantienen y los que no se toman en cuenta.

Con respecto al algoritmo, no se pudo evaluar correctamente el desempeño de este. Si bien los resultados son coherentes, no existe ningún modelo o computadora que puedan resolver actualmente un problema de este tamaño de forma exacta. Por lo tanto, no se tiene un punto de comparación para evaluar el desempeño del modelo.

Otra gran limitación del modelo es que obtiene los datos del servicio de Google Directions API. Este servicio puede llegar a ser extremadamente costoso con grandes cantidades de nodos.

Finalmente, otra limitación del presente trabajo es que utiliza el modelo CEM para estimar el consumo de gasolina. Si bien el CEM toma en cuenta varios factores importantes, este es complejo y los parámetros del vehículo o del combustible no son fáciles de determinar.

3.2 Recomendaciones.

Se recomienda probar el modelo con más instancias en las que varíen costos, nodos, condiciones geográficas, horarios, cargas, ventanas de tiempo, etc.

Otra recomendación es armar un problema pequeño que pueda ser resuelto de forma exacta, o desarrollar otra heurística como por ejemplo un algoritmo genético, de forma que se puedan comparar los resultados obtenidos por el algoritmo desarrollado en el presente trabajo.

Finalmente se recomienda hacer estudios para verificar la factibilidad de hacer estimaciones con factores estacionales para disminuir el número de solicitudes. Calculando los factores estacionales se podría realizar las solicitudes a Google API sin tomar en cuenta el tráfico y simplemente calcular el tráfico con los factores estacionales.

3.3 Conclusiones.

Se logró desarrollar un modelo para minimizar el costo total de transporte de carga dentro de zonas urbanas. El modelo toma en cuenta el tráfico distintas posibles trayectorias, y ventanas de tiempo para seleccionar las mejores rutas. Se determinó que el modelo es sensible tanto a los costos del conductor, como a los costos del combustible. También se encontró, al igual que en otros estudios, que minimizar el tiempo genera grandes consumos. Igualmente, se encontró que minimizar la distancia, que es lo que generalmente se hace, es la opción más costosa. Finalmente, se concluye que el modelo es coherente y aplicable a distintas ciudades que no cuentan con observatorios logísticos de donde se pueda extraer la información del tráfico.

Referencias

- Akcelik, R. (1984). Progress in fuel consumption modelling for urban traffic management. *Transportation Research Part A: General*, 18(3), 253. [https://doi.org/10.1016/0191-2607\(84\)90131-6](https://doi.org/10.1016/0191-2607(84)90131-6)
- Alden, J. M., Burns, L. D., Costy, T., Hutton, R. D., Jackson, C. A., Kim, D. S., ... Vander Veen, D. J. (2006). General motors increases its production throughput. *Interfaces*, 36(1), 6–25. <https://doi.org/10.1287/inte.1050.0181>
- Andres Figliozzi, M. (2012). The time dependent vehicle routing problem with time windows: Benchmark problems, an efficient solution algorithm, and solution characteristics. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 48(3), 616–636. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2011.11.006>
- Baldacci, R., Christofides, N., & Mingozzi, A. (2008). An exact algorithm for the vehicle routing problem based on the set partitioning formulation with additional cuts. *Mathematical Programming*, 115(2), 351–385. <https://doi.org/10.1007/s10107-007-0178-5>
- Barth, M., An, F., Younglove, T., Scora, G., Levine, C., Ross, M., ... Wenzel, T. (2000). Development of a Comprehensive Modal Emissions Model National Cooperative Highway Research Program NCHRP ACKNOWLEDGMENT, (April). Retrieved from http://onlinepubs.trb.org/onlinepubs/nchrp/nchrp_w122.pdf
- Barth, M., & Boriboonsomsin, K. (2008). Real-World Carbon Dioxide Impacts of Traffic Congestion. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2058(1), 163–171. <https://doi.org/10.3141/2058-20>
- Bektas, T., & Laporte, G. (2011). The Pollution-Routing Problem Tolga Bektas, 45, 1232–1250. <https://doi.org/10.1016/j.trb.2011.02.004>
- Bixby, A., Downs, B., & Self, M. (2006). A Scheduling and capable-to-promise application for Swift & Company. *Interfaces*, 36(1), 69–86. <https://doi.org/10.1287/inte.1050.0184>
- Bowyer, D. P., Biggs, D. C., & Akçelik, R. (1985). Guide to fuel consumption analysis for urban traffic management. *Australian Road Research Board Transport Research*, 32.
- Braklow, J. W., Graham, W. W., Hassler, S. M., Peck, K. E., & Powell, W. B. (2008). Interactive Optimization Improves Service and Performance for Yellow Freight System. *Interfaces*, 22(1), 147–172. <https://doi.org/10.1287/inte.22.1.147>
- Bräysy, O., & Gendreau, M. (2005). Vehicle Routing Problem with Time Windows, Part I: Route Construction and Local Search Algorithms. *Transportation Science*, 39(1), 104–118. <https://doi.org/10.1287/trsc.1030.0056>
- Çimen, M., & Soysal, M. (2017). Time-dependent green vehicle routing problem with stochastic vehicle speeds: An approximate dynamic programming algorithm. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 54, 82–98. <https://doi.org/10.1016/j.trd.2017.04.016>

- Cohen, A. J., Anderson, H. R., Ostro, B., Pandey, K. D., Krzyzanowski, M., Künzli, N., ... Smith, K. (2005). The global burden of disease due to outdoor air pollution. *Journal of Toxicology and Environmental Health - Part A*, *68*(13–14), 1301–1307. <https://doi.org/10.1080/15287390590936166>
- Cohen, M., Kamesam, P. V., Kleindorfer, P., Lee, H., & Tekerian, A. (1990). Optimizer: IBM's Multi-Echelon Inventory System for Managing Service Logistics. *Interfaces*, *20*(1), 65–82. <https://doi.org/10.1287/inte.20.1.65>
- Conrad, R. G., & Figliozzi, M. A. (2010). Algorithms to Quantify Impact of Congestion on Time-Dependent Real-World Urban Freight Distribution Networks. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, *2168*(1), 104–113. <https://doi.org/10.3141/2168-13>
- Dabia, S., Demir, E., & Woensel, T. Van. (2016). An Exact Approach for a Variant of the Pollution-Routing Problem. *Transportation Science*, *51*(2), 607–628. <https://doi.org/10.1287/trsc.2015.0651>
- Dablanc, L. (2007). Goods transport in large European cities: Difficult to organize, difficult to modernize. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, *41*(3), 280–285. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2006.05.005>
- Dantzig, G. B., & Ramser, J. H. (1959). The Truck Dispatching Problem. *Management Science*, *6*(1). <https://doi.org/10.1287/mnsc.6.1.80>
- Dean, B. C. (2004). Shortest Paths in FIFO Time-Dependent Networks: Theory and Algorithms. *Japanese Journal of Applied Physics*, *23*(7), L490–L492. <https://doi.org/10.1143/JJAP.23.L490>
- Demir, E., Bektas, T., & Laporte, G. (2013). A Review of Recent Research on Green Road Freight Transportation Beta Working Paper series A Review of Recent Research on Green Road Freight Transportation, *428*(August), 775–793.
- Demir, E., Bektaş, T., & Laporte, G. (2011). A comparative analysis of several vehicle emission models for road freight transportation. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, *16*(5), 347–357. <https://doi.org/10.1016/j.trd.2011.01.011>
- Donati, A. V., Gambardella, L. M., Casagrande, N., Montemanni, R., & Rizzoli, A. E. (2003). Time Dependent Vehicle Routing Problem with an Ant Colony System. *Idisia Report*, 2--3. Retrieved from <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.12.5068>
- Ehmke, J. F., Campbell, A. M., & Thomas, B. W. (2018). Optimizing for total costs in vehicle routing in urban areas. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, *116*(June), 242–265. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2018.06.008>
- Franceschetti, A., Honhon, D., Van Woensel, T., Bektaş, T., & Laporte, G. (2013). The time-dependent pollution-routing problem. *Transportation Research Part B: Methodological*, *56*, 265–293. <https://doi.org/10.1016/j.trb.2013.08.008>

- Fukasawa, R., He, Q., Santos, F., & Song, Y. (2018). A joint vehicle routing and speed optimization problem. *INFORMS Journal on Computing*, *30*(4), 694–709. <https://doi.org/10.1287/ijoc.2018.0810>
- Fukasawa, R., Longo, H., Lysgaard, J., De Aragão, M. P., Reis, M., Uchoa, E., & Werneck, R. F. (2006). Robust branch-and-cut-and-price for the capacitated vehicle routing problem. *Mathematical Programming*, *106*(3), 491–511. <https://doi.org/10.1007/s10107-005-0644-x>
- Guzmán, J., & Hinojosa, N. (2016). Guayaquil – Ecuador. *ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DEL LITORAL*. Retrieved from <https://www.dspace.espol.edu.ec/retrieve/91634/D-CD88222.pdf>
- Hickman, J., Hassel, D., Joumard, R., Samaras, Z., & Sorenson, S. (1999). MEET-Methodology for Calculating Transport Emissions and Energy Consumption. *European Commission*, *7*(3011746). Retrieved from <http://www.transport-research.info/Upload/Documents/200310/meet.pdf>
- Hillier, F., & Lieberman, G. (2015). *Introduction to Operational Research*. <https://doi.org/10.1016/j.prevetmed.2009.02.015>
- Hillier, L. (2005). Hillier-Lieberman Textbook , Introduction to Operations Research INFORMS , Interfaces.
- Huang, Y., Zhao, L., Woensel, T. Van, & Gross, J. (2017). Time-dependent vehicle routing problem with path flexibility. *Transportation Research Part B*, *95*, 169–195. <https://doi.org/10.1016/j.trb.2016.10.013>
- Hwang, T., & Ouyang, Y. (2015). Urban freight truck routing under stochastic congestion and emission considerations. *Sustainability (Switzerland)*, *7*(6), 6610–6625. <https://doi.org/10.3390/su7066610>
- INEC. (2017). Tras las cifras de Quito. Retrieved August 27, 2019, from <https://www.ecuadorencifras.gob.ec/tras-las-cifras-de-quito/>
- Instituto Nacional de Estadísticas y Censos. (2016). Anuario de estadísticas de transporte 2016. *Informes Anuales*, 1–197. Retrieved from [http://www.ecuadorencifras.gob.ec/documentos/web-inec/Estadisticas_Economicas/Estadistica de Transporte/2016/2016_AnuarioTransportes_Principales Resultados.pdf](http://www.ecuadorencifras.gob.ec/documentos/web-inec/Estadisticas_Economicas/Estadistica%20de%20Transporte/2016/2016_AnuarioTransportes_Principales%20Resultados.pdf)<http://www.inec.gob.ec/estadisticas/>
- Kok, A. L., Hans, E. W., & Schutten, J. M. J. (2012). Vehicle routing under time-dependent travel times: The impact of congestion avoidance. *Computers and Operations Research*, *39*(5), 910–918. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2011.05.027>
- Laporte, G. (1992). The vehicle routing problem: An overview of exact and approximate algorithms. *European Journal of Operational Research*, *59*(3), 345–358. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(92\)90192-C](https://doi.org/10.1016/0377-2217(92)90192-C)

- Laporte, G. (2009). Fifty Years of Vehicle Routing. *Transportation Science*, 43(4), 408–416.
<https://doi.org/10.1287/trsc.1090.0301>
- Lenstra, J. K., & Rinnooy, K. (1979). Complexity of Vehicle Routing and Scheduling Problems.pdf, 11, 221–227.
- Liu, W., Lin, C., Chiu, C., Tsao, Y., & Wang, Q. (2014). Minimizing the Carbon Footprint for the Time-Dependent Heterogeneous-Fleet Vehicle Routing Problem with Alternative Paths, (July). <https://doi.org/10.3390/su6074658>
- Lombard, A., Tamayo, S., & Fontane, F. (2018). Modeling the Time - dependent VRP through Open Data.
- Lysgaard, J., Letchford, A. N., & Eglese, R. W. (2004). A new branch-and-cut algorithm for the capacitated vehicle routing problem. *Mathematical Programming*, 100(2), 423–445.
<https://doi.org/10.1007/s10107-003-0481-8>
- Maden, W., Eglese, R., & Black, D. (2010). Vehicle routing and scheduling with time-varying data: A case study. *Journal of the Operational Research Society*, 61(3), 515–522.
<https://doi.org/10.1057/jors.2009.116>
- Malandraki, C., & Daskin, M. S. (2008). Time Dependent Vehicle Routing Problems: Formulations, Properties and Heuristic Algorithms. *Transportation Science*, 26(3), 185–200.
<https://doi.org/10.1287/trsc.26.3.185>
- N.a. (2016). A Python Implementation of a Genetic Algorithm-based Solution to Vehicle Routing Problem with Time Windows. Retrieved August 5, 2019, from <https://github.com/iRB-Lab/py-ga-VRPTW>
- N.a. (2018). Tabu Search Algorithm in Python. Retrieved August 5, 2019, from https://www.techconductor.com/algorithms/python/Search/Tabu_Search.php
- Nilsson, C. (2003). Heuristics for the traveling salesman problem. *Linköping University*, 3–8.
[https://doi.org/10.1016/S0305-0548\(98\)00085-9](https://doi.org/10.1016/S0305-0548(98)00085-9)
- Ntziachristos, L., & Samaras, Z. (2000). COPERT III Computer programme to calculate emissions from road transport. Delivery of Road Transport Emission data for EU 15 country. *European Environment Agency, Copenhagen, Denmark. Technical Report*, (49). Retrieved from <http://lat.eng.auth.gr/copert/files/tech50.pdf>
- Oliveira, F., & Ant, M. (2009). Heuristics and Local Search.
- Pachauri, R. K., & Meyer, L. (2015). *Climate Change 2014: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the IPCC. IPCC Report*.
- Poppelaars, J. (2015). Supply Chain – Wide Optimization at TNT Express, (February 2013).
<https://doi.org/10.2307/23481526>
- RIMISP, C. L. para el. (2017). Ecuador: migración de los jóvenes impacta en el crecimiento de la

población rural. Retrieved August 27, 2019, from <https://rimisp.org/noticia/ecuador-migracion-de-los-jovenes-impacta-en-el-crecimiento-de-la-poblacion-rural/>

Secretaría de Ambiente. (2018). *Informe Calidad del Aire 2017. MUNICIPIO DEL DISTRITO METROPOLITANO DE QUITO* (Vol. 15).

<https://doi.org/10.22201/fq.18708404e.2004.3.66178>

Soysal, M., & Çimen, M. (2017). A Simulation Based Restricted Dynamic Programming approach for the Green Time Dependent Vehicle Routing Problem. *Computers and Operations Research*, 88, 297–305. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2017.06.023>

Taniguchi, E. (2014). Concepts of city logistics for sustainable and liveable cities. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 151, 310–317.

<https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2014.10.029>

Tastets, N., Bronfman, A., & Villalobos, J. (2016). Caracterización del Reabastecimiento del Comercio Minorista de la Zona Urbana de la Región Metropolitana de Chile. *IOSR Journal of Economics and Finance*, 3(1), 56. <https://doi.org/https://doi.org/10.3929/ethz-b-000238666>

Veenstra, M., Cherkesly, M., Desaulniers, G., & Laporte, G. (2017). The pickup and delivery problem with time windows and handling operations. *Computers and Operations Research*, 77(September), 127–140. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2016.07.014>

Verlinde, S. (2015). Promising but challenging urban freight transport solutions, (May), 178.

Wen, L., & Eglese, R. (2014). Minimum cost VRP with time-dependent speed data and congestion charge. *Eur. J. Oper. Res.*, 3, 915–923.

<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ejor.2013.10.044>

Yongqiang, L., & Qing, C. (2010). An Improved Ant Colony Algorithm for the Time- Dependent Vehicle Routing Problem, 0–3.

Zhao, Q., Wang, S., & Lai, K. K. (2002). Vehicle Routeing with Multiple Use of Vehicles. *Operational Research Society Palgrave Macmillan Journals*, (January).

Zheng-yu, D., Dong-yuan, Y., & Shang, W. (2010). An Improved Genetic Algorithm for Time Dependent Vehicle Routing Problem Constraints :, 835–839.

ANEXO 1: COSTOS GOOGLE DIRECTIONS API

| SKU | \$200 MONTHLY CREDIT EQUIVALENT FREE USAGE | MONTHLY VOLUME RANGE (PRICE PER THOUSAND) | |
|----------------------------|---|--|-----------------|
| | | 0-100,000 | 100,001-500,000 |
| <u>Directions</u> | Up to 40,000 calls | \$5.00 | \$4.00 |
| <u>Directions Advanced</u> | Up to 20,000 calls | \$10.00 | \$8.00 |

<https://cloud.google.com/maps-platform/pricing/sheet/?&sign=1>

ANEXO 2: COSTOS GOOGLE ELEVATIONS API

| SKU | \$200 MONTHLY CREDIT EQUIVALENT FREE USAGE | MONTHLY VOLUME RANGE (PRICE PER THOUSAND) | |
|------------------|---|--|-----------------|
| | | 0-100,000 | 100,001-500,000 |
| <u>Elevation</u> | Up to 40,000 calls | \$5.00 | \$4.00 |

<https://cloud.google.com/maps-platform/pricing/sheet/?&sign=1>

ANEXO 3: COMPOSICIÓN DE UNA RESPUESTA A UNA SOLICITUD A GOOGLE DIRECTIONS API

ANEXO 4: COSTOS DE LAS DISTINTAS FORMAS DE CALCULAR EL CONSUMO

| # Nodos | Formas de Estimar el Consumo | | | | | |
|---------|------------------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
| | Consumo Detallado | Consumo Detallado | Consumo Detallado | Consumo Detallado | Consumo Acumulado | Consumo Acumulado |
| | Ángulos Detallados | Ángulos Acumulados | Ángulos Detallados | Ángulos Acumulados | Ángulos Acumulados | Ángulos Acumulados |
| | Con Tráfico | Con Tráfico | Sin Tráfico | Sin Tráfico | Con Tráfico | Sin Tráfico |
| 10 | \$992.25 | \$972.05 | \$60.75 | \$40.55 | \$21.65 | \$0.95 |
| 20 | \$3,351.60 | \$3,283.30 | \$256.50 | \$171.10 | \$91.30 | \$3.90 |
| 30 | \$7,673.40 | \$7,516.95 | \$587.25 | \$391.65 | \$208.95 | \$8.85 |
| 40 | \$13,759.20 | \$13,478.60 | \$1,053.00 | \$702.20 | \$374.60 | \$15.80 |
| 50 | \$21,609.00 | \$21,168.25 | \$1,323.00 | \$882.25 | \$588.25 | \$24.75 |
| 60 | \$31,222.80 | \$30,585.90 | \$1,911.60 | \$1,274.70 | \$849.90 | \$35.70 |
| 70 | \$42,600.60 | \$41,731.55 | \$2,608.20 | \$1,739.15 | \$1,159.55 | \$48.65 |
| 80 | \$55,742.40 | \$54,605.20 | \$3,412.80 | \$2,275.60 | \$1,517.20 | \$63.60 |
| 90 | \$70,648.20 | \$69,206.85 | \$4,325.40 | \$2,884.05 | \$1,922.85 | \$80.55 |
| 100 | \$87,318.00 | \$85,536.50 | \$5,346.00 | \$3,564.50 | \$2,376.50 | \$99.50 |

ANEXO 5: UBICACIONES ALEATORIAS PARA PRUEBA PILOTO

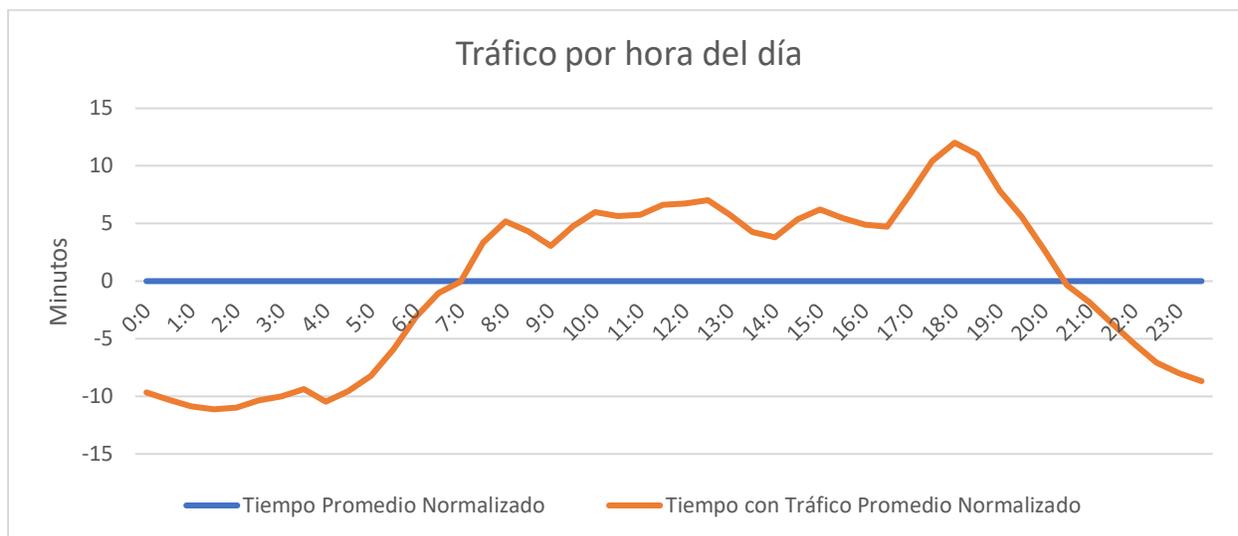
| Nodo | Descripción | Coordenadas |
|------|------------------------|-----------------------|
| 1 | Scala | -0.207089, -78.425848 |
| 2 | Plaza Foch | -0.202942, -78.491024 |
| 3 | Estadio Atahualpa | -0.177309, -78.476905 |
| 4 | Condado Shopping | -0.102958, -78.490428 |
| 5 | Mercado Carapungo | -0.096047, -78.450448 |
| 6 | La Floresta | -0.209514, -78.486594 |
| 7 | Univercidad Central | -0.201360, -78.502805 |
| 8 | Hospital Metropolitano | -0.183749, -78.503456 |
| 9 | Plaza Santo Domingo | -0.223664, -78.513107 |
| 10 | El Recreo | -0.251449, -78.522532 |
| 11 | Buenavista | -0.268322, -78.526348 |
| 12 | San Luís Shopping | -0.308332, -78.449441 |
| 13 | Terminal Quitumbe | -0.293930, -78.557004 |
| 14 | Solca | -0.136710, -78.468819 |
| 15 | Carcelen | -0.088837, -78.469380 |
| 16 | Estadio Liga | -0.107903, -78.488363 |
| 17 | Aeropuerto | -0.124160, -78.360973 |
| 18 | Parque El Ejido | -0.210784, -78.500037 |
| 19 | Club Los Chillos | -0.354079, -78.424982 |

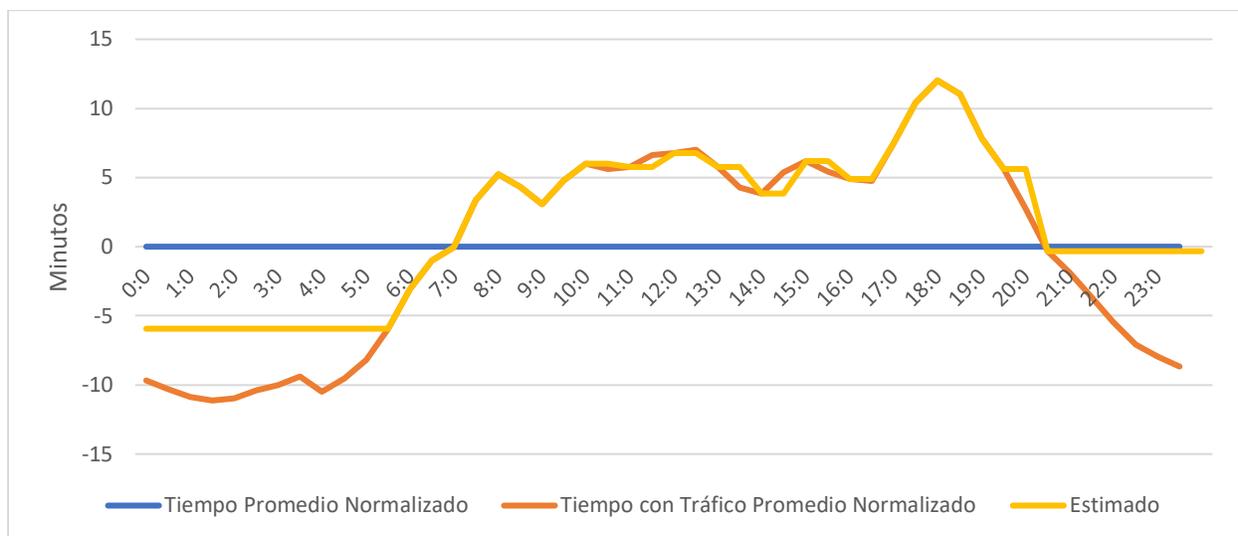
ANEXO 6: RUTAS GENERADAS PARA PRUEBA PILOTO

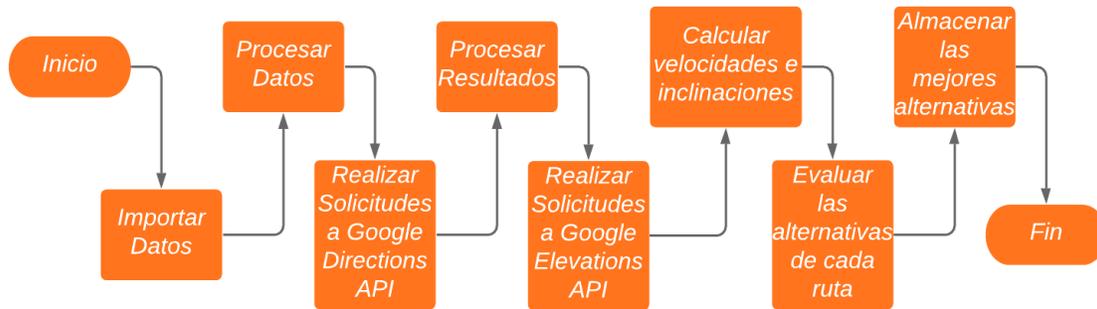
| No. Ruta | Ruta | Trafico | Hora |
|----------|-------|---------|-------------|
| 1 | 15-13 | Liviano | 5:00:00 AM |
| 2 | 9-4 | Pico | 6:00:00 PM |
| 3 | 13-9 | Liviano | 5:00:00 AM |
| 4 | 4-3 | Pico | 6:00:00 PM |
| 5 | 7-5 | Liviano | 5:00:00 AM |
| 6 | 5-2 | Normal | 8:30:00 PM |
| 7 | 8-10 | Pico | 6:00:00 PM |
| 8 | 10-1 | Normal | 8:30:00 PM |
| 9 | 14-11 | Liviano | 5:00:00 AM |
| 10 | 3-7 | Normal | 8:30:00 PM |
| 11 | 11-12 | Normal | 8:30:00 PM |
| 12 | 2-14 | Pico | 6:00:00 PM |
| 13 | 12-8 | Pico | 6:00:00 PM |
| 14 | 1-6 | Normal | 8:30:00 PM |
| 15 | 6-15 | Liviano | 5:00:00 AM |
| 16 | 16-17 | Liviano | 6:00:00 AM |
| 17 | 18-19 | Liviano | 6:00:00 AM |
| 18 | 18-16 | Liviano | 6:00:00 AM |
| 19 | 16-17 | Pico | 17:30:00 AM |
| 20 | 18-19 | Pico | 17:30:00 AM |
| 21 | 18-16 | Pico | 17:30:00 AM |

ANEXO 7: Desempeño alternativas prueba piloto para 20 nodos

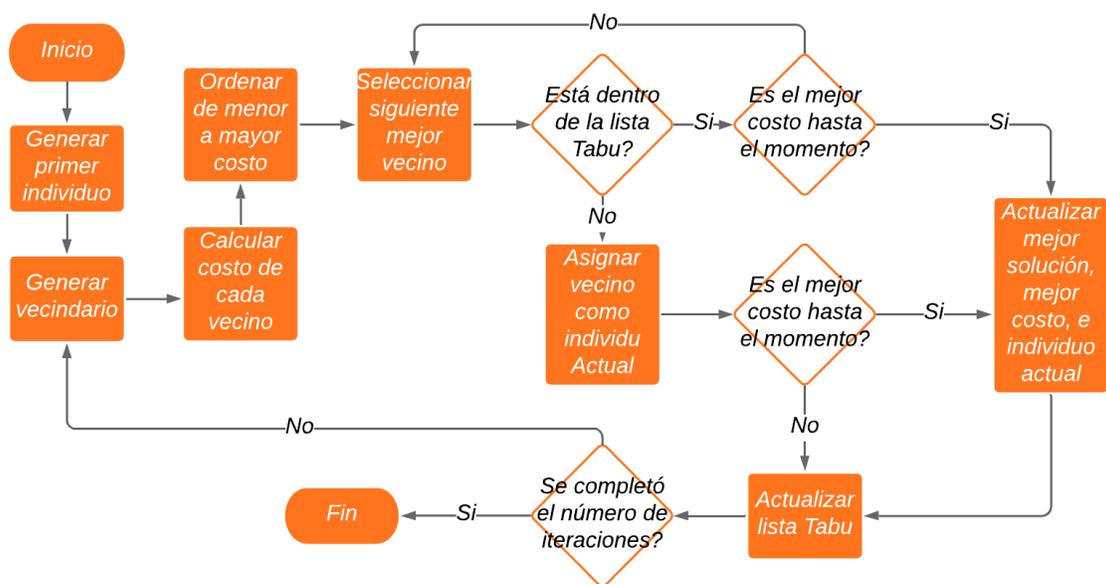
| Opción | Tráfico | Cálculo Consumo | Ángulos | COSTO TOTAL API | Desempeño Selección Mejor Alternativa | % Error/Litro |
|--------|-----------|-----------------|---------|-----------------|---------------------------------------|---------------|
| 1 | Si | Detallado | Si | \$ 981.87 | 100% | 0% |
| 2 | Si | Detallado | No | \$ 979.95 | 81% | 23% |
| 3 | Calculado | Detallado | Si | \$ 23.52 | 90% | 2% |
| 4 | Calculado | Detallado | No | \$ 21.60 | 76% | 22% |
| 5 | No | Detallado | Si | \$ 52.96 | 95% | 9% |
| 6 | No | Detallado | No | \$ 51.04 | 81% | 27% |
| 7 | Si | Acumulado | Si | \$ 23.52 | 86% | 15% |
| 8 | Si | Acumulado | No | \$ 21.60 | 81% | 23% |
| 9 | Calculado | Acumulado | Si | \$ 23.52 | 81% | 15% |
| 10 | Calculado | Acumulado | No | \$ 21.60 | 81% | 23% |
| 11 | No | Acumulado | Si | \$ 2.82 | 81% | 18% |
| 12 | No | Acumulado | No | \$ 0.90 | 81% | 27% |

ANEXO 8: TRÁFICO NORMALIZADO POR PERIODO DEL DÍA

ANEXO 9: TRÁFICO CON 48 PERIODOS VS 23 PERIODOS

ANEXO 10: PROCESAMIENTO DE DATOS

ANEXO 11: DIAGRAMA ALGORITMO TABÚ



ANEXO 12: MAPAS CON TODOS LOS NODOS

