



Proyecto de grado en modalidad de aplicación

[191021] Diseño de una técnica de solución para el problema de enrutamiento de vehículos considerando factores ambientales.

Estefanía Arias ^{a,c}, Fernando Ávila ^{a,c}, Carlos Jiménez ^{a,c}, María Paula Penagos ^{a,c},

Raúl Roldán ^{b,c}

^aEstudiante de Ingeniería Industrial

^bProfesor, Director del Proyecto de Grado, Departamento de Ingeniería Industrial

^cPontificia Universidad Javeriana, Bogotá, Colombia

Resumen

The Vehicle routing problem has been widely studied in the literature due to its impact on the operative decisions of any company that needs to deliver or pick-up merchandise. The current situation of the earth has led organizations to keep in mind the environmental factor in their operations. Therefore, it has been recently introduced to this area of study the green vehicle routing problem (GVRP), which aims to minimize the total amount of fuel consumed and CO₂ generated by the fleet of vehicles.

This thesis proposes several solution techniques to respond to the GVRP applied on a real-life scenario of a manufacturing company in Bogotá. For this purpose, an integer programming model and three different algorithms had been developed, namely, a heuristic, a tabú and a genetic algorithm. In order to measure the quality of the solutions different instances were made with three main variants: the number of clients, the number of vehicles, and the speed. The model, the heuristic, and the tabú algorithm were evaluated with and without time windows, the genetic algorithm was only considered for scenarios without time windows. The results obtained show that the genetic algorithm achieves better values of the solution than the other desing **methods**, hence, this algorithm was applied to the real- life scenario. The solution **method** was able to reduce in 21,90% the total emission generated in comparison with the current operation.

Palabras clave: Enrutamiento de vehículos, Emisiones de CO₂, Ventanas de tiempo, Flota heterogénea, Heurística, Metaheurística.

1. Justificación y planteamiento del problema

La planificación de la distribución está presente en la mayoría de las empresas, ya que los bienes ocasionalmente se producen y consumen en el mismo lugar (Coelho, Grasas y Ramalhinho, 2016). Determinar el ruteo para la entrega de productos a los respectivos clientes es de suma importancia para todas las compañías, recientemente, se ha convertido en un desafío para la planeación gerencial, la cual busca minimizar los costos a la vez que se maximiza la satisfacción de los clientes (Baradaran, Shafei y Hosseinian, 2019). El problema de distribuir los productos desde los centros de fabricación a los puntos de venta es un tema crítico para los sistemas logísticos, pues más de la mitad de estos costos son generados por los costos de transporte (Coelho *et al.*, 2016; Laporte, 2007; Sabar *et al.*, 2019). De igual forma, Toth y Vigo (como se citó en Pérez y Hernández, 2019), afirman que los costos de traslado representan entre el 10% y el 20% del costo final de los bienes. Por esta razón, es esencial para las empresas contar con un buen diseño de su red de distribución para

reducir los costos, aumentar el nivel de servicio al cliente y aumentar el valor agregado (Coelho *et al.*, 2016; Chan y Chung, 2004). Este problema es conocido como el problema de enrutamiento del vehículo (*Vehicle Routing Problem - VRP*), y ha sido uno de los problemas más intensamente estudiados en el campo de la optimización combinatoria (Gutierrez, Dieulle, Labadie y Velasco, 2019).

El VRP tiene en consideración un conjunto de vehículos y de usuarios distribuidos geográficamente en diferentes ubicaciones, el objetivo es atender a todos los clientes al menor costo posible respetando todas las restricciones (Sabar *et al.*, 2019; Pillac, Gendreau, Guéret y Medaglia, 2013). Así mismo, se han desarrollado diferentes variantes de este problema, algunas de estas son: el problema de rutas con vehículos capacitados (*Capacitated Vehicle Routing Problem - CVRP*), el problema de ruteo con múltiples depósitos (*Multiple Depot Vehicle Routing Problem - MDVRP*), el problema de enrutamiento de entrega dividida (*Split Delivery Vehicle Routing Problem - SDVRP*), el problema de ruteo de vehículos abierto (*Open Vehicle Routing Problem - OVRP*) y el ruteo de vehículos con ventanas de tiempo (*Vehicle Routing Problem With Time Windows - VRPTW*) (Pisinger y Ropke, 2007). El VRP y sus múltiples variantes han contribuido considerablemente en la práctica y en el campo teórico de la optimización combinatoria (Gutiérrez *et al.*, 2018). Toth y Vigo (como se citó en Pérez y Hernández, 2019) afirman que su implementación ha demostrado ahorros significativos en el transporte que van del 5% al 20%.

De igual forma, en los últimos años se ha incorporado el problema de enrutamiento y programación de vehículos que minimizan el impacto negativo en el medio ambiente. De acuerdo a esto se contemplan tres categorías con este enfoque: el GVRP (*Green Vehicle Routing Problem*), PRP (*Pollution Routing Problem*) y VRPRL (*VRP en logística inversa*). Donde el GVRP prioriza la reducción de consumo de combustible en su función objetivo, el PRP busca la reducción de las emisiones de carbono, y el VRPRL se ocupa del reciclaje de desechos (Lin *et al.*, 2014). Las crecientes preocupaciones ambientales han comenzado a desempeñar un papel decisivo en la estrategia de planificación corporativa (Oliveira, Mauceri, Carroll, y Pallonetto, 2017). Es por esta razón que el estudio en la eficiencia de los medios de transporte se ha dejado de centrar únicamente en la reducción de costos y se han empezado a considerar otros factores importantes como lo es la minimización de las emisiones de CO₂ (Bektaş y Laporte, 2011; Li, Soleimani y Zohal, 2019).

De acuerdo con Bruglieri, Mancini, Pezzella, y Pisacane (2019), el sector del transporte es responsable de aproximadamente el 23% de las emisiones globales de CO₂, cifra que para el 2050 será duplicada. La cantidad de contaminación emitida por un vehículo depende principalmente de su carga y la velocidad (Bektaş y Laporte, 2011). La velocidad de viaje de los vehículos está relacionada con la congestión del tráfico, variable que puede ser originada por factores como la capacidad de las carreteras, las horas pico, las zonas escolares, las obras en la vía, los accidentes, entre otros. Según la Unión Internacional de Transportes por Carretera (*IRTU*), la congestión del tráfico podría aumentar las emisiones de CO₂ en un 300%. La consideración de las condiciones de tráfico que varían con el tiempo permite reducir las emisiones de los vehículos mediante las técnicas de investigación de operaciones, las cuales se enfocan en evitar la congestión del tráfico a la vez que se satisfacen los requisitos de entrega de los clientes (Xiao y Konak, 2016).

La investigación sobre rutas amigables con el medio ambiente está ganando importancia debido a su impacto en el entorno y en la sociedad (Poonthalir y Nadarajan, 2018). Mientras que los modelos de VRP tradicionales se enfocan en cumplir los requisitos del cliente al menor costo posible, la prioridad del GVRSP es mitigar el impacto ambiental de la operación de ruteo (Xiao y Konak, 2016). La principal diferencia entre estos dos modelos radica en la función objetivo, donde en el primero se tiene en consideración variables que afectan el costo operacional, mientras que en el segundo se tienen en cuenta variables que inciden en las emisiones de CO₂ como lo es la velocidad, distancia recorrida, carga del vehículo, inclinación del terreno, entre otras. Varios autores han planteado la posibilidad de reducir las emisiones del CO₂ al extender los objetivos tradicionales del VRP. Xiao y Konak (2016) proponen un modelo que permite que los vehículos hagan paradas entre los arcos, demostrando que las emisiones se pueden reducir en un 8% promedio. Asimismo, Bektaş y Laporte (2011) desarrollan una heurística en donde se lograron ahorros hasta del 7% en las emisiones de CO₂.

Por otro lado, Dell'Amico (2005) en su texto expone la importancia de implementar la logística inversa dentro del clásico problema de VRP. La emergente preocupación por la crisis ambiental que se está presentando en el mundo a causa de la industria, ha llevado a los grandes pensantes a implementar nuevas técnicas dentro del mercado que ayuden a disminuir las emisiones nocivas para el medio ambiente. El acto de recolectar mercancía dañada o residuos durante el ruteo de vehículos ha mostrado un impacto significativo en la disminución de emisiones tóxicas (Dell'Amico, 2005), esto se debe a que se reduce el número de rutas que se deben realizar para la recolección de residuos o mercancía obsoleta.

A lo largo del tiempo se han desarrollado múltiples herramientas para tratar el problema del VRP y sus múltiples variantes. Sin embargo, sigue siendo muy difícil resolverlo de manera óptima, ya que este tipo de problema es muy grande y por lo tanto, los métodos exactos que garantizan soluciones óptimas sólo son recomendables para ser utilizados en casos pequeños (Sabar *et al.*, 2019). Los mejores algoritmos exactos, todos basados en bifurcación y corte, pueden resolver algunos casos que involucran alrededor de 100 clientes, pero su rendimiento no es uniforme incluso para tamaños pequeños. Estos problemas combinatorios corresponden a problemas tipo NP que en grandes instancias no pueden ser resueltos en tiempo polinomial (Laporte, 2007). Estas observaciones justifican la investigación en heurísticas y metaheurísticas para la solución de estos problemas.

La problemática tratada en este proyecto se basa en la necesidad que presenta una empresa manufacturera para determinar las rutas de distribución desde su único centro de distribución a los centros de consumo, cada uno de los cuales tiene una demanda dinámica que debe ser cubierta en su totalidad. Se parte del problema clásico de ruteo donde se consideran ventanas de tiempo, flota heterogénea y entrega y recogida simultánea de productos, a partir de esto se contemplan las diferentes variables que influyen en las emisiones de CO₂ que emiten los camiones y que impactan en la función objetivo. Actualmente, los intereses de la empresa están centrados en optimizar las rutas de camiones y suplir los requerimientos de los clientes de manera eficiente. Hoy en día, la compañía no tiene en cuenta el factor ambiental para resolver el problema del enrutamiento, por esta razón, el presente proyecto busca desarrollar un algoritmo que tenga en consideración el impacto ambiental respecto a las emisiones de CO₂ emitidas por los camiones, además de las variantes del VRP ya consideradas por la empresa. Shen, Li, Yao, Cui y Wang (2019) afirman que es importante tener en consideración factores ambientales en los procesos logísticos, los gerentes deben apuntar a reducir las emisiones de carbono en los procesos de fabricación y distribución si quieren desarrollar una mejor economía. Asimismo, Oliveira *et al.* (2017) afirman que considerar el tema ambiental en los sistemas de ruteo es una ventaja competitiva para las compañías.

Siendo el transporte uno de los sectores que requiere de mayor consumo de combustibles fósiles para su operación, y que por ende genera mayores emisiones de material particulado como lo es el CO₂, se evidencia la necesidad de implementar modelos que acojan el factor ambiental dentro de sus variantes (Lin *et al.*, 2014). Por esta razón, el presente proyecto tiene como propósito responder a la siguiente pregunta: *¿Cómo diseñar una técnica de solución para el problema de ruteo con ventanas de tiempo, flota heterogénea, capacitivo, y considerando el factor ambiental?*

2. Antecedentes

En 1954 se tiene registro del primer artículo relacionado a un problema de ruteo de vehículos: "Solution of a large-scale traveling salesman problem". Se partió del estudio del problema de la ruta más corta del viajero (*Travelling Salesman Problem – TSP*), y fue en 1964 cuando se planteó el problema con más de un vehículo, dando como resultado el VRP (Eksioglu, Vural, y Reisman, 2009). Los primeros acercamientos al problema consideraban únicamente la demanda de los clientes, la distancia entre los nodos y los costos asociados (Eksioglu, Vural y Reisman, 2009). Sin embargo, a lo largo del tiempo se han ido incluyendo nuevas variables a este problema, las cuales apuntan a abordar el ejercicio de una manera más realista para encontrar soluciones más confiables en aplicaciones del mundo real (Gutiérrez *et al.*, 2018; Chan y Chung, 2004).

El desarrollo de las variaciones del VRP ha creado la necesidad de implementar y/o combinar heurísticas con el fin de obtener mejores soluciones al problema propuesto (Pisinger y Ropke, 2007). Diversos autores han abordado el problema del ruteo vehicular con la aplicación de diferentes herramientas como la programación lineal, heurísticas, metaheurísticas, y la hibridación de diferentes técnicas. Bektas y Laporte (2011) implementaron un modelo de programación lineal entera para dar solución a un problema de enrutamiento que considera la contaminación (*Pollution-Routing Problem - PRP*). Este es un modelo de construcción de rutas para un grupo de vehículos, el cual busca satisfacer la demanda de los clientes

respetando la capacidad de los autos y las ventanas de tiempo correspondiente en la que puede ser atendido cada uno de estos. De igual forma, Karaman y Frazzoli (2011) formulan dos modelos mixtos de programación lineal entera (*Mixed-Integer Linear Programming - MIP*), el cual brinda las posibles rutas que puede recorrer cada vehículo teniendo en cuenta que todos los clientes deben ser visitados una sola vez.

Sin embargo, un limitante que se genera al utilizar los modelos de programación matemática es que estos solo pueden brindar soluciones para instancias relativamente pequeñas dentro de un intervalo de tiempo corto, por lo que se ve la necesidad de diseñar nuevas heurísticas y/o metaheurísticas que permitan superar dicha restricción (Arnold y Sörensen, 2019). La revisión de la literatura demuestra que las metaheurísticas son la metodología de solución preferida, ya que son capaces de generar soluciones de buena calidad en un tiempo aceptable (Sabar *et al.*, 2019). De acuerdo con la revisión en la literatura, las heurísticas más utilizadas para la solución del problema son: el algoritmo de ahorro Clarke y Wright, la heurística de inserción, algoritmo genético, métodos de asignar primero al cliente y hacer el ruteo después, métodos de hacer el ruteo primero y luego asignar los clientes, algoritmo de pétalos y búsqueda local (Alfredo Olivera, 2004). Los mejores resultados han sido obtenidos por búsqueda local, algoritmo genético, o la combinación de estos dos mecanismos (Laporte, 2007).

Arnold y Sörensen (2019) combinaron tres técnicas diferentes de búsqueda local (heurística de Lin-Kernighan, CROSS-exchange operator y Move Recollection Chain). La heurística resultante permitió encontrar una solución de alta calidad en pocos minutos. De manera análoga, Pisinger y Ropke (2007) presentan la heurística ANLS (*Adaptive Large Neighborhood Search*). Esta es una heurística en la que varios algoritmos simples compiten para mejorar la función objetivo, además, puede resolver cinco variantes diferentes del problema de enrutamiento del vehículo: VRPTW, CVRP, SDVRP, OVRP, y MDVRP. La principal ventaja de esta heurística es que utiliza algoritmos robustos que hasta cierto punto se pueden autocalar, proporcionando soluciones de alta calidad. Gutierrez *et al.*, (2018) utilizaron un algoritmo memético multi-población (*Multi-Population Memetic Algorithm - MPMA*) para abordar un problema de ruteo con ventanas de tiempo que incluye variables aleatorias con diferentes distribuciones de probabilidad. El algoritmo MPMA es la hibridación entre un algoritmo genético con procedimientos de búsqueda local.

En cuanto a técnicas más avanzadas de solución, Chan y Chung (2004) proponen la hibridación entre un algoritmo genético (*Genetic Algorithm - GA*) y la técnica multicriterio análisis jerárquico (*Analytic Hierarchy Process - AHP*) para dar solución al problema de red de distribución de una empresa basado en la toma de decisiones multicriterio. Chen, Hay y Ke (2001) utilizan un algoritmo genético híbrido (*Hybrid Genetic Algorithms hGAs*), además, utilizan dos heurísticas complementarias: PHIF (Push Forward Insertion Heuristic) y la búsqueda local (Local Search) con el objetivo de reducir los costos. Coelho *et al.*, (2016) utilizaron el algoritmo GRASP (*Greedy Randomized Adaptive Search Procedure*) para construir una solución inicial factible, luego combinaron la técnica ILS (*Iterated Local Search*) y VND (*Variable Neighborhood Descent*) para encontrar una mejor solución. Wang y Chen (2011) proponen un algoritmo genético para dar solución al VRPSDPPTW (*Vehicle Routing Problem with Simultaneous Delivery and Pickup Problem with Time Windows*) con el fin de obtener una reducción en los costos relacionados al ruteo de vehículos.

Otros enfoques consideran los problemas de VRP con variables estocásticas, específicamente en factores como el tráfico. Köster, Ulmer, Mattfeld y Hasle (2018) resolvieron un problema de enrutamiento de vehículos estocástico y dinámico a través de la modelación como un proceso de Markov. Este documento integraba la información obtenida a partir de los sistemas de control de tráfico junto con las políticas de ruteo dinámico para minimizar el tiempo de recorrido total de todos los vehículos. Baradaran, Shafaei, y Hosseinian (2019) utilizaron un algoritmo de abejas ABC (*Bee Colony ABC*) para dar solución a un problema VRP con múltiples ventanas de tiempo y diferentes escenarios. En el primer escenario todos los parámetros eran determinísticos, en el segundo escenario se consideraban costos determinísticos y estocásticos, y en el tercer escenario todos los parámetros eran estocásticos. Los resultados mostraron que al considerar parámetros estocásticos y dinámicos, los tiempos de viaje se podían reducir hasta en un 16%. Sabar, Bhaskar, Chung, Turkey y Song (2019) presentaron un algoritmo evolutivo (*Evolutionary Algorithm - EA*) para solucionar un problema dinámico de enrutamiento de vehículos (*Dynamic Vehicle Routing Problem - DVRP*) considerando la congestión del tráfico. Esta solución se ajusta a los cambios de forma dinámica y busca continuamente la mejor solución ante dichos cambios.

De igual forma, se hizo una revisión de la literatura referente a los problemas del VRP donde se consideran factores ambientales. Xiao y Konak (2016) plantean un patrón para predecir las condiciones de tráfico en el tiempo, a partir de este patrón se estima la velocidad promedio y el consumo de gasolina, que para el modelo resulta en las emisiones de CO₂ producidas por cada camión en cada ruta. Adicionalmente, el estudio considera posibles paradas en los arcos para minimizar las emisiones y beneficiar la función objetivo. Poonthalir y Nadarajan (2018), realizan experimentos considerando dos escenarios: uno con velocidad constante y el otro variando la velocidad, esto con el objetivo de reducir las emisiones del ruteo y los costos. Los resultados evidenciaron una mejora en la función objetivo al usar una velocidad variable. Li, Soleimani y Zohal (2019), proponen un algoritmo de colonia de hormigas que contempla una función multiobjetivo. Este estudio busca maximizar los ingresos al tiempo que se minimizan los costos, el tiempo y las emisiones de dióxido de carbono

Por otra parte, se analizó la diversificación en el modelamiento de la función objetivo. Aunque muchos autores mantienen como prioridad minimizar el costo de los viajes (Pisinger y Ropke, 2007; Chen *et al.*, 2001; Coelho *et al.*, 2016; Sabar *et al.*, 2019), hay muchos otros que le han dado un enfoque diferente. Por ejemplo, Arnold y Sörensen (2019) buscan reducir el número de rutas, Baradaran *et al.* (2019) se enfocan en minimizar la suma de los números de prioridad asociados con las ventanas de tiempo de todos los clientes, a la vez que se disminuyen los costos totales de transporte fijos y variables. Bektas y Laporte (2011) se enfocan en minimizar el total de las emisiones de CO₂, teniendo en cuenta la congestión del tráfico en múltiples periodos, enfocando el problema en la emisión de gases de efecto invernadero con un impacto ambiental. En general, se puede decir que el CVRP, MDVRP y SDVRP se enfocan en minimizar la distancia recorrida total, mientras que el OVRP y VRPTW tienen como prioridad minimizar el número de vehículos (Pisinger y Ropke, 2007).

Teniendo en cuenta la revisión de la literatura realizada, se resalta que este proyecto tiene como objetivo proponer una solución al VRP que incluya diferentes variantes de este, como lo es el VRPTW, el CVRP y el GVRSP, utilizando como propuesta de valor la consideración de los aspectos ambientales como lo son las emisiones de carbono. Este problema se pretende abordar mediante un enfoque de solución que permita integrar herramientas de optimización, para esto se va a tener como referencia lo métodos de solución encontrados en los antecedentes que consideren el impacto ambiental y las soluciones que estos generan. La revisión de la literatura evidenció que las consideraciones ambientales en VRP y derivados de este no se habían tenido en cuenta hasta estudios recientes, este cambio se ha ido presentando por las alteraciones en el medio ambiente generado por la intervención humana. Adicionalmente, se mostró una mayor inclinación al desarrollo de soluciones enfocadas a la minimización de costos y tiempo, por esta razón, la técnica de solución a diseñar pretende involucrar los impactos ambientales en la función objetivo con el propósito de brindar una solución con un enfoque diferente.

3. Objetivos

Objetivo general

Diseñar un método de solución que considere la reducción de las emisiones de gases de efecto invernadero en VRPTW con flota heterogénea.

Objetivos específicos

1. Formular un modelo matemático para el VRPTW con flota heterogénea teniendo en cuenta consideraciones ambientales.
2. Diseñar un algoritmo para solucionar el VRPTW con flota heterogénea y consideraciones ambientales.
3. Contrastar la eficiencia del algoritmo diseñado en comparación con el modelo matemático y la situación actual.

4. Metodología

Para el desarrollo del presente proyecto se partió de la identificación del tipo de problema a abordar. De acuerdo a la revisión de la literatura realizada anteriormente, este es una variante del problema VRPTW con flota heterogénea y con demanda de entrega y recogida simultánea en cada uno de los nodos (VRPSPD), el cual busca reducir el consumo de combustible de los camiones junto con las emisiones de CO₂ (GVRP). En

consecuencia, se trata de un problema NP-Hard que requiere de métodos heurísticos y metaheurísticos para encontrar una solución factible (Suarez-Chilma et al., 2018)

A partir de esto, se hizo la recopilación de datos para el diseño de técnicas de solución del problema y posteriormente se plantearon diferentes instancias de prueba para medir los resultados obtenidos.

4.1 Recopilación de datos

Los datos utilizados en los diferentes parámetros para el desarrollo de las soluciones propuestas fueron tomados de un caso de estudio realizado en la empresa Totto por la Pontificia Universidad Javeriana.

4.1.1 Nodos

- i. Demanda:** la demanda está presentada en cajas de entrega y recogida que debe ser satisfecha en el ruteo y sujeto a las restricciones del problema. Cada caja tiene un peso de 25 Kg.
- ii. Ventanas de tiempo:** cada cliente presenta un intervalo de tiempo en el cual se debería realizar el cargue y/o descargue de la demanda.
- iii. Tipos de clientes:** se establecen dos tipos de clientes: (1) Críticos, (2) No críticos, donde los primeros tienen prioridad en el cumplimiento de su ventana de tiempo.

4.1.2 Caracterización de la flota

Actualmente la empresa Totto cuenta con 17 camiones Chevrolet, de los cuales 10 son modelo NHR y 7 modelo NPR. A partir de la ficha técnica de los vehículos se determinó su capacidad de carga en cajas y de acuerdo a esta fueron clasificados en dos categorías diferentes: camiones tipo 1 y camiones tipo 2, donde los camiones tipo 1 son aquellos que poseen una capacidad de almacenaje inferior a los 2220 Kg (NHR), y los camiones tipo 2 tienen una capacidad entre 2220 Kg y 4800 Kg (NPR). A continuación, se muestran las especificaciones de cada camión que fueron usados para el cálculo de la FCR:

| Tipo de camión | Velocidad del motor | Desplazamiento del motor | Peso del camión | Área frontal |
|----------------|---------------------|--------------------------|-----------------|-----------------------|
| 1 | 46,66 rps | 2999 cc | 1882 Kg | 5,5224 m ³ |
| 2 | 43,33 rps | 5193 cc | 2718 Kg | 7,0176 m ³ |

Tabla 1. Especificaciones según tipo de camión

4.1.3 Consumo de Combustible y Emisiones de CO2

La disminución en el consumo de combustible puede reducir la emisión de gases de efecto invernadero (Xiao et al., 2012). Por lo tanto, incluir el consumo de combustible en el problema de enrutamiento tratado en este proyecto es esencial. Para el cálculo de la tasa de consumo de combustible se hizo uso de la FCR (*Fuel Consumption Rate*) presentada en Fracenchesti et al., 2013 y usada por Xiao y Konak, 2016. Esta ecuación está en función de la velocidad y la carga que lleva el vehículo, además, tiene en consideración parámetros que dependen del tipo de camión y otros parámetros que son independientes a este. A continuación se muestra la ecuación de la FCR junto con la explicación de cada uno de sus parámetros:

$$FCR_u = \left(\frac{\varepsilon}{\kappa}\right) * (kNeVv^{-1}) + \left(\frac{1}{1000\omega\varepsilon}\right) * 0.5 * Cd * A * \rho * v^2 + \left(\frac{1}{1000\omega\varepsilon}\right) * g * Cr * \cos\phi + gCr * \sin\phi (\mu + f)$$

La función FCR puede ser resumida como se presenta a continuación:

$$FCR_u(v_1f) = \alpha_u v^{-1} + \gamma\beta_u v^2 + \gamma \alpha (\mu + f)$$

Donde: $\alpha_u = \left(\frac{\varepsilon}{\kappa}\right) * (kNeV)$, $\gamma = \left(\frac{1}{1000\omega\varepsilon}\right)$, $\beta = 0.5 * Cd * A * \rho$ y $\alpha = g * Cr * \cos\phi + gCr * \sin\phi$.

Esta función se compone de 3 partes, el primer término ($\alpha_u v^{-1}$) es el módulo del motor y es lineal en el tiempo de viaje. El segundo término ($\gamma\beta_u v^2$) es el módulo de velocidad, el cual es cuadrático y tiene en cuenta la eficiencia del camión y el ángulo de inclinación del terreno que para este caso se asume como cero. Por último, el tercer término ($\gamma \alpha (\mu + f)$) considera el peso vacío del camión y la carga, independiente del tiempo de viaje y la velocidad.

| Notación | Descripción | Valor |
|------------|---|--------|
| ϵ | Eficiencia del tren del vehículo | 0.4 |
| ω | Parámetro de eficiencia motor diésel | 0.9 |
| k | Factor fricción motor diésel (Kj/rev*L) | 0.2 |
| κ | Calor típico combustible diésel (Kj/gr) | 44 |
| ρ | Densidad del aire(kg/m ³) | 1.2041 |
| Cd | Coefficiente de resistencia del aire | 0.7 |
| Cr | Coefficiente de resistencia del rodaje | 0.01 |
| V | Desplazamiento del motor (L) | 5 |
| Ne | Velocidad del motor (rev/seg) | 33 |
| A | Área frontal (m ²) | *1 |
| g | Constante gravitacional (m/s ²) | 9.81 |
| μ | Peso vacío del vehículo (kg) | *1 |
| ϵ | Radio gasolina a aire | *1 |
| v | Velocidad (Km/h) | *2 |
| f | Carga del camión (Kg) | *2 |
| Φ | Ángulo de inclinación del terreno | *2 |

Tabla 2. Parámetros de la función objetivo

Posteriormente, para obtener la tasa de emisiones de CO₂, la FCR es multiplicada por una razón de emisiones de CO₂ (C_u), la cual se obtiene a partir del valor promedio de emisiones por litro de Diesel consumido por vehículo (2,68 Kg/L), y con la densidad de este combustible se hace la conversión para obtener los Kg de CO₂ generados por el vehículo (Pinto y Oliver, 2008). Para este caso, por tratarse de camiones de carga liviana y con características similares, la razón de emisiones para los dos tipos de camión definidos anteriormente es de 3,15 Kg.

4.1.4 Función de Velocidad

Las velocidades utilizadas para el caso aplicado se obtuvieron a partir de un análisis de velocidad promedio mensual realizado por la Secretaria Distrital de Movilidad. Se tomaron las velocidades promedio mensuales del 2019 (Enero-Abril) y a partir de estas se sacó la velocidad promedio en cada franja horaria.

| Hora | Enero | Febrero | Marzo | Abril | Velocidad (km/h) |
|------|-------|---------|-------|-------|------------------|
| 7 | 26,7 | 37,4 | 46,7 | 44,7 | 38,9 |
| 8 | 26,5 | 50,3 | 51,8 | 50,1 | 44,7 |
| 9 | 26,0 | 52,2 | 51,0 | 49,5 | 44,7 |
| 10 | 25,5 | 50,2 | 49,9 | 51,0 | 44,2 |
| 11 | 25,2 | 49,4 | 47,0 | 48,1 | 42,4 |
| 12 | 24,4 | 47,0 | 44,5 | 46,6 | 40,6 |
| 13 | 25,7 | 45,7 | 42,8 | 42,5 | 39,2 |
| 14 | 25,7 | 39,9 | 37,8 | 33,9 | 34,3 |
| 15 | 26,5 | 36,9 | 37,4 | 37,9 | 34,7 |
| 16 | 26,2 | 40,4 | 39,6 | 39,9 | 36,5 |
| 17 | 26,3 | 40,1 | 33,3 | 40,5 | 35,1 |
| 18 | 23,4 | 36,6 | 28,0 | 35,8 | 31,0 |
| 19 | 25,2 | 37,8 | 29,8 | 34,4 | 31,8 |
| 20 | 27,6 | 38,4 | 29,1 | 33,5 | 32,2 |

Tabla 3. Velocidades

4.2 Modelo de programación lineal para el problema determinístico

El problema de ruteo con consideraciones ambientales fue abordado mediante un modelo de programación lineal basado en el estudio de Xiao y Konak, 2016. En este modelo se tienen en cuenta diferentes variantes del VRP como lo son las ventanas de tiempo, vehículos con capacidades heterogéneas y aspectos ambientales para reducir el CO₂. Para el presente estudio, se agregó al modelo la entrega y recogida simultánea de productos, así mismo, se hicieron variaciones en el cumplimiento de las ventanas de tiempo. Inicialmente se buscaba atender a todos los clientes dentro de sus franjas horarias estipuladas, posteriormente esta restricción fue relajada y solo los clientes críticos debían cumplir estrictamente con su ventana de tiempo.

¹ Los datos varían de acuerdo con el tipo del camión.

² Los datos son variables.

Estas adaptaciones se hicieron con la finalidad de poder cumplir con las condiciones del problema actual y obtener una solución factible.

Para el modelamiento del problema se consideraron los siguientes conjuntos, parámetros y variables de decisión:

| Conjuntos | |
|------------------|--------------------------------|
| Notación | Descripción |
| $N:\{1\dots N\}$ | Conjunto de Nodos |
| $H:\{1\dots H\}$ | Conjunto de Vehículos |
| $U:\{1\dots U\}$ | Conjunto de Tipos de Vehículos |

| Parámetros | |
|------------------|--|
| Notación | Descripción |
| $cap_{[h]}$ | Capacidad del vehículo [h] |
| $dist_{[i][j]}$ | Distancia entre los nodos [i][j] |
| $Hin_{[h]}$ | Hora de disponibilidad del vehículo [h] |
| $NumCa_{[h]}$ | Número de identificación del vehículo [h] |
| $W_{[h][u]}$ | Parámetro binario que indica si el vehículo [h] es tipo [u] |
| $demEn_{[i]}$ | Demanda de entrega del nodo [i] |
| $demRn_{[i]}$ | Demanda de recogida del nodo[i] |
| $TieN_{[i]}$ | Tiempo de demora de servicio en el nodo [i] |
| $VtiempN_{[i]}$ | Hora de inicio de la ventana de tiempo para el nodo [i] |
| $FVtiempN_{[i]}$ | Hora de fin de la ventana de tiempo para el nodo [i] |
| $Vcrit_{[i]}$ | Parámetro binario que indica si la ventana de tiempo del nodo [i] es crítica |
| $FCR_{[u]}$ | Razon de consumo de combustible para cada tipo de camion [u] |
| $Cu_{[u]}$ | Factor conversor de consumo de combustible a emisiones de co2 el cada tipo de camion [u] |
| $Velo$ | Velocidad de la flota de vehiculos (Km/h) |
| M | Valor muy grande (10^6) |

| Variables de Decisión | |
|-----------------------|---|
| Notación | Descripción |
| $Alfa_{[i][j]}$ | Variable binaria que indica si el arco [i][j] es recorrido |
| $Beta_{[i][j][h]}$ | Variable binaria que indica si el arco [i][j] es recorrido por el vehículo [h] |
| $De_{[i][j][h]}$ | Variable continua que indica la distancia recorrida en el arco [i][j] por el vehículo [h] |
| $Ai_{[i]}$ | Variable continua que indica el tiempo de llegada al nodo [i] |
| $F_{[i][j][h]}$ | Variable entera que indica la carga durante el recorrido [i][j] por el vehículo [h] |

Teniendo en cuenta lo anterior, el modelo se define de la siguiente forma:

$$Min Co2 = \sum_{v=1}^H \sum_{(i,j)}^N \sum_{u=1}^U (Cu_u * FCR_u * de_{ijv} * W_{uv}) + \sum_{v=1}^H \sum_{i,j}^N \sum_{u=1}^U (Cu_u * f_{ijv} * dist_{ij} * W_{uv} * Phi_u) \quad (1)$$

$$Alfa_{ij} = \sum_{h=1}^H Beta_{ijh} \quad \forall (i,j) \in N \quad (2)$$

$$Alfa_{ij} \geq Beta_{ijh} \quad \forall (i,j) \in N, h \in H \quad (3)$$

$$\sum_{j=2}^N Beta_{1jh} \leq 1 \quad \forall h \in H \quad (4)$$

$$\sum_{i=2}^N Beta_{i1h} \leq 1 \quad \forall h \in H \quad (5)$$

$$\sum_{j=1}^N Alfa_{ij} = 1 \quad \forall i \in N' \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^N Alfa_{ij} = 1 \quad \forall j \in N' \quad (7)$$

$$\sum_{i \in N; i \neq j}^N Beta_{ijh} = \sum_{l \in N; l \neq j}^N Beta_{jlh} \quad \forall h \in H, j \in N' \quad (8)$$

$$Alfa_{ij} + Alfa_{ji} \leq 1 \quad \forall (i,j) \in N \quad (9)$$

$$1 \leq \sum_{i=2}^N Alfa_{i1} \leq H \quad (10)$$

$$1 \leq \sum_{j=2}^N Alfa_{1j} \leq H \quad (11)$$

$$W_{uh} * capH_h \geq \sum_{i=1}^N \sum_{j=2}^N Bet_{ijh} * (demEN_j - demRN_j) \quad \forall h \in H, u \in U \quad (12)$$

$$Alfa_{ij} = 0 \quad \forall (i, j) \in N \quad (13)$$

$$\sum_{i=1}^N \sum_{h=1}^H (f_{ijh} - f_{jih}) = (demEN_j - demRN_j) \quad \forall j \in N' \quad (14)$$

$$f_{ijh} \leq (capH_h * Bet_{ijh}) \quad \forall (i, j) \in N, h \in H \quad (15)$$

$$f_{ijh} \geq 0 \quad \forall (i, j) \in N, h \in H \quad (16)$$

$$A_{ij} \geq A_i + \left(\frac{A_{ij}}{veto} + TieN_i \right) * (Bet_{ijh} - (1 - Bet_{ijh}) * M) \quad \forall (i, j) \in N', h \in H, i \neq j \quad (17)$$

$$VtiempoN_1 \leq A_{ij} \leq FVtiempoN_1 \quad \forall j \in N' \quad (18)$$

$$VtiempoN_j \leq A_{ij} \leq FVtiempoN_j \quad \forall j \in N', j = 1 \quad (19)$$

La ecuación (1) corresponde a la función objetivo, la cual busca minimizar las emisiones de CO2 de los vehículos utilizados. Esta se compone de dos partes, la primera considera las emisiones generadas por el peso del vehículo y la segunda las emisiones generadas por la carga variable a lo largo del recorrido. Las ecuaciones (2) a la (8) delimitan las condiciones de ruteo. La restricción 2 asegura que si un arco es recorrido, solo un vehículo sea asignado a ese arco, mientras que la restricción 3 asegura que si un arco no se recorre, ningún camión sea asignado a ese arco. La restricción 4 garantiza que cada vehículo salga del centro de distribución (CD) a cualquier nodo máximo una vez, y está relacionada con la restricción 5 que asegura que cada vehículo regrese al CD únicamente al finalizar su recorrido. Las restricciones 6 y 7 son de balance e impiden que cada nodo sea visitado más de una vez, finalmente, la restricción 8 asegura que cada vehículo entre y salga del mismo nodo.

Las ecuaciones (9) a la (16) garantizan la factibilidad del modelo. La restricción 9 asegura que un arco pueda ser recorrido máximo una vez en un solo sentido. Las restricciones 10 y 11 delimitan el número de rutas que salen y regresan al centro de distribución, garantizando que estas sean igual al número de camiones utilizados. La restricción 12 asegura que la demanda de todos los nodos que visita el camión no sea mayor a su capacidad máxima, y la 13 que no existan arcos no factibles. La restricción 14 asegura que la demanda de todos los nodos sea satisfecha, además, ayuda a eliminar sub-tours que se puedan presentar en la ruta. La restricción 15 limita la carga del vehículo a su capacidad máxima e impide que se visite un nodo si su demanda sobrepasa el cupo disponible del camión. Finalmente, la restricción 16 permite calcular la hora de atención de cada nodo y la 17 condiciona la hora de inicio de la ruta de acuerdo a la disponibilidad del vehículo. La ecuación 18 restringe el tiempo de llegada al CD y por último, la restricción 19 garantiza el cumplimiento de las ventanas de tiempo.

4.3 Técnicas de solución

Para el ruteo del presente trabajo se desarrollaron tres (3) algoritmos diferentes: una heurística propia, un algoritmo tabú, y un algoritmo genético. Así mismo, con la finalidad de evaluar el impacto que tiene el cumplimiento de las ventanas de tiempo en las emisiones de CO2, se decidió implementar ambos escenarios en la heurística propia y en el algoritmo tabú. Para el caso del genético, las ventanas de tiempo no se tuvieron en cuenta dado que restringían significativamente el problema y limitaban la generación de soluciones factibles.

4.3.1 Heurística propia

Para solucionar el problema se desarrollaron dos heurísticas propias, una donde se prioriza el cumplimiento de la entrega y recogida de la demanda dentro de la ventana de tiempo de cada uno de los clientes, y otra donde se busca disminuir la distancia recorrida a la vez que se cumple con las restricciones del problema. A continuación se presenta el pseudocódigo para cada una de las heurísticas planteadas:

Heurística Propia Considerando Ventanas de Tiempo

Entradas: Conjunto de camiones C, conjunto de clientes N, conjunto de restricciones.

Salidas: Solución del problema

1. Seleccionar un cliente $n \in N$

2. **Repetir**

3. **Si** $n \in N$ es crítico **Entonces**

4. ----- Asignar $n \in N$ a la ruta de $c \in C$ dentro de su ventana de tiempo

5. **Hasta** asignar todos los clientes críticos

6. Seleccionar un cliente $n \in N$
 7. **Repetir**
 8. **Si** la hora de llegada de $c \in C$ está dentro de la ventana de tiempo de $n \in N$ **Entonces**
 9. **Si** $n \in N$ cumple con las restricciones **Entonces**
 10. ----- Asignar $n \in N$ a la ruta de $c \in C$
 11. **Hasta** asignar todos los clientes
 12. Calcular las emisiones de CO^2 de la solución obtenida
-

Heurística Propia Sin Considerar Ventanas de Tiempo

Entradas: Conjunto de camiones C , conjunto de clientes N , conjunto de restricciones.

Salidas: Rutas de los camiones

1. **Repetir**
 2. **Si** $n \in N$ tiene una distancia menor a $n' \in N$ **Y** cumple todas las restricciones **Entonces**
 3. -----Seleccionar un camión $c \in C$
 4. **Si** $c \in C$ puede atender el cliente $n \in N$ **Entonces**
 5. -----Asignar el cliente $n \in N$ en la ruta $c \in C$
 6. **Si no**
 7. -----Evaluar siguiente camión
 8. **Si no**
 9. -----Evaluar el siguiente cliente $n \in N$
 10. **Hasta** asignar todos los clientes que se deban atender
 11. Calcular las emisiones de CO^2 de la solución obtenida
-

4.3.2 Algoritmo Tabú

El algoritmo tabú planteado en el presente proyecto es similar al propuesto por Shi, et al 2018. A continuación se explica el diseño del algoritmo:

i. Solución inicial: se tomaron las soluciones encontradas en las heurísticas propias como la solución inicial del tabú. Para el caso del tabú sin ventanas de tiempo se tomó como solución inicial la heurística propia sin ventanas de tiempo, mientras que para el tabú con ventanas de tiempo se tomó como solución inicial la heurística propia con consideración de ventanas de tiempo.

| C1 | C2 | C3 | C4 | C5 | C6 | C7 |
|----|----|----|----|----|----|----|
| 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 7 | 3 | 5 | 10 | 13 | 9 | 16 |
| 8 | 11 | 2 | 6 | 14 | 14 | 20 |
| 17 | 12 | 1 | 19 | 1 | 15 | 1 |
| 18 | 1 | | 1 | | 1 | |
| 1 | | | | | | |
| | | | | | | |
| | | | | | | |
| | | | | | | |
| | | | | | | |

Imagen 1. Solución inicial del tabú

ii. Vecindario: en cada iteración se hace un intercambio entre dos clientes, los cuales pueden pertenecer a una misma ruta o a diferentes rutas.

Tabú con Ventanas de Tiempo

Algoritmo 1: Aplicación de la heurística Tabú a la solución obtenida

Entradas: Conjunto de camiones C, conjunto de clientes N, conjunto de restricciones.

Salidas: Solución Tabú

1. **Repetir**
2. **Repetir**
3. Selección de un par de clientes $n \in N$ y $n' \in N$
3. **Si** $n \in N \Leftrightarrow n' \in N$ **Entonces**
4. -----Intercambiar las posiciones de n y n'
5. **Si no**
6. -----Continuar con el siguiente cliente $n' \in N$
7. **Hasta** Intercambiar todos los clientes
8. Evaluar la factibilidad de la solución
9. **Si** la solución es factible **Entonces**
10. **Si** FO solución nueva < FO solución actual **Entonces**
11. **Si** V.T cumplidas \geq V.T solución actual **Entonces**
12. -----Guardar la solución
13. **Hasta** Completar las soluciones Tabú

4.3.3 Algoritmo genético

El algoritmo genético desarrollado en el presente trabajo es similar al que proponen Da costa et al., 2018. A continuación se explica el diseño del algoritmo:

i. Población inicial: para la inicialización se crea una población inicial (G_n) la cual se construye a partir de la selección aleatoria de los clientes que van a conformar cada una de las rutas de los camiones.

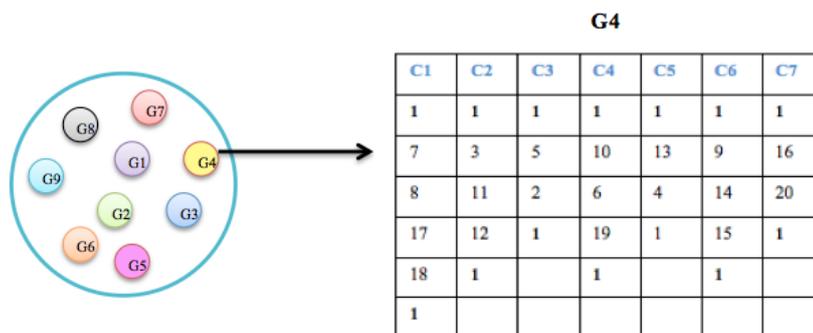


Imagen 5. Población inicial algoritmo genético

ii. Evaluación de la función fitness: en cada una de las poblaciones generadas se evaluó la función objetivo de emisiones de CO2 y se clasificaron en orden creciente. Para este algoritmo no se permiten poblaciones con la misma función objetivo.

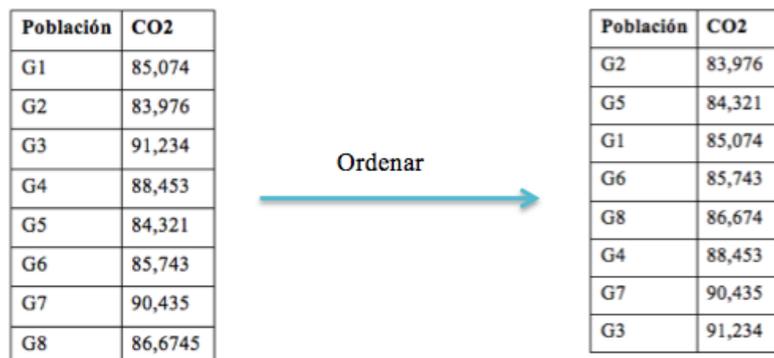


Imagen 6. Evaluación de la función fitness

iii. Tipo de selección: inicialmente, se seleccionó el 10% de las mejores funciones fitness como padres (elitismo), posteriormente se hizo un torneo binario entre las poblaciones restantes para determinar los que iban a ser padres.

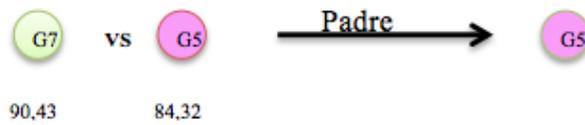


Imagen 7. Selección de padres por torneo binario

iv. Generación de hijos: en el presente trabajo el cruce se hace únicamente entre los genes (G) que fueron clasificados como padres en el paso anterior y entre camiones iguales. Por ejemplo, se seleccionan dos padres (P1, P2) y el cruce se hace entre el camión 1 del padre 1 con el camión 1 del padre 2, y así con cada uno de los camiones. El cruce además está delimitado por un punto de corte, el cual determina los nodos que van a ser intercambiados, para este caso se estableció como 3 el punto de corte.

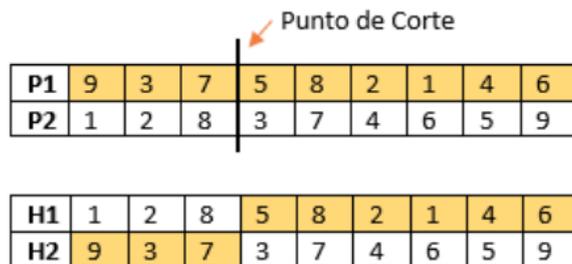


Imagen 8. Cruce para la generación de hijos

Eliminación de valores repetidos



Imagen 9. Eliminación de valores repetidos en los hijos

v. Mejoramiento de la solución: para mejorar las soluciones obtenidas a partir del cruce se aplicó una búsqueda local con el fin de generar cambios dentro de las rutas buscando encontrar mejores soluciones y reducir la función objetivo.

vi. Criterio de parada: el algoritmo genético se detiene cuando alcanza un número máximo de descendientes exitosos (α) o cuando alcanza un número máximo de descendientes sin mejorar la solución (β).

El pseudocódigo del GA se muestra a continuación:

Algoritmo Genético

Entradas: Conjunto de camiones C, conjunto de clientes N, conjunto de restricciones.

Salidas: solución del problema

1. Inicialización de $g \in G$ en $g = 1$

2. **Repetir**

3. Generar un cliente $n \in N$ de manera aleatoria

4. Evaluar las restricciones del problema asignando el cliente $n \in N$ al camión $c \in C$

5. **Repetir**

6. Si $n \in N$ cumple con las restricciones **Entonces**

7. -----Asignar $n \in N$ a la ruta de $c \in C$

8. **Si no**
9. -----Generar un cliente $n \in N$ de manera aleatoria
10. **Hasta** asignar todos los clientes que se deban atender
11. $g = g + 1$
12. **Hasta** obtener la población inicial G
13. Cálculo de las emisiones CO_2 para cada población $g \in G$
14. Inicialización de $p \in P$ en $p = 1$
15. Seleccionar un par de padres $p, p' \in P$
16. **Repetir**
17. **Si** $fitness(p) < fitness(p')$ **Entonces**
18. ----- Solución(p)=padre
19. **Hasta** evaluar todos los posibles padres
20. **Repetir**
21. Selección de un par de padre $p, p' \in P$
22. Intercambiar cliente $c \in C$, asignado a la solución $p \in P$, con el cliente $c' \in C$, asignado a la solución $p' \in P$
23. Evaluar factibilidad del cambio
24. **Si** cambio es factible **Y** tiene un mejor fitness **Entonces**
25. -----Soluciónhijo(h) = cambio
26. $h = h + 1$
27. **Hasta** obtener el número de soluciones hijo H
28. **Repetir**
29. Selección de una solución hijo $h \in H$
30. Aplicar vecino más cercano a las rutas
31. -----Recalculo de la Emision CO_2 (h)
32. $h = h + 1$
33. **Hasta** realizar el mejoramiento de la solución en el 5% de las soluciones hijo $h \in H$
34. Buscar la mejor función fitness entre las soluciones mutadas

4.4 Técnica de comparación

Se definieron diferentes instancias que permitieran contrastar el rendimiento de las soluciones. En cada una de estas se variaba el número de clientes a atender, el número de camiones disponibles, y para cada instancia se evaluaron diferentes velocidades constantes que iban desde los 20 km/h hasta los 70 km/h. Los escenarios reducidos se crearon con la finalidad de poder contrastar los resultados de las técnicas de solución con el modelo lineal, mientras que las instancias medianas y grandes se crearon como una aproximación al caso de la vida real para así poder analizar su desempeño.

| | Instancias | | | | | | | | | |
|-----------------|------------|----|----|----|---------|----|----|--------|-----|--|
| | Pequeña | | | | Mediana | | | Grande | | |
| Nodos | 5 | 10 | 15 | 20 | 25 | 35 | 50 | 75 | 100 | |
| Camiones | 3 | 3 | 3 | 7 | 7 | 10 | 10 | 17 | 17 | |

Tabla 4. Instancias

5. Componente de diseño

5.1 Declaración de Diseño

En el presente trabajo de grado se diseñó una técnica de solución para el problema de ruteo de los vehículos para el caso de la empresa Totto ubicada en Bogotá D.C., teniendo en cuenta consideraciones ambientales junto con ventanas de tiempo y flota heterogénea. La finalidad del estudio es evaluar el desempeño del ruteo al tener en cuenta las emisiones de CO_2 de los vehículos y su impacto en las decisiones operativas de la organización en estudio.

5.2 Requerimientos de desempeño

- i. La técnica de solución debe determinar diariamente:
 - Los camiones a utilizar.

- La hora de inicio de cada camión.
 - La asignación de clientes a cada camión y el orden de entrega y recogida de la demanda.
 - El tiempo de espera de cada camión en cada punto de venta antes de iniciar el proceso de cargue o descargue.
 - El tiempo de viaje de cada ruta.
 - Las emisiones de CO₂.
- ii. Los algoritmos diseñados deben ser flexibles a cambios en la entrada de parámetros.
 - iii. Los algoritmos diseñados deben obtener soluciones factibles de acuerdo con los requerimientos del problema.

5.3 Restricciones

- i. **Atención de los clientes:** cada cliente debe ser visitado únicamente por un vehículo, en caso de que el cliente tenga demanda de recogida esta debe ser satisfecha en la misma ruta de entrega.
- ii. **Satisfacción de la demanda de los clientes:** debe satisfacerse tanto la demanda de entrega como la demanda de recogida de cada cliente en la solución obtenida. Además, se debe garantizar que los clientes que no tengan demanda no sean visitados.
- iii. **Capacidad de atención:** los vehículos no pueden operar después de las 6 de la tarde. Para las instancias con velocidades reducidas esta restricción se tuvo que relajar para poder obtener una solución factible en donde se atendieran a todos los clientes.
- iv. **Ruteo:** todos los camiones deben salir del centro de distribución y volver a este al finalizar la ruta.
- v. **Supuestos:**
 - Se supone la recolección y entrega de un solo tipo de producto, sin considerar los diferentes tipos de referencias que maneja Totto.
 - No se tiene en consideración el tráfico vehicular en tiempo real, fallas en los vehículos y condiciones climáticas de la ciudad de Bogotá D.C.
 - No se tiene en cuenta el ángulo de inclinación del terreno, se asume terreno plano para todas las rutas.

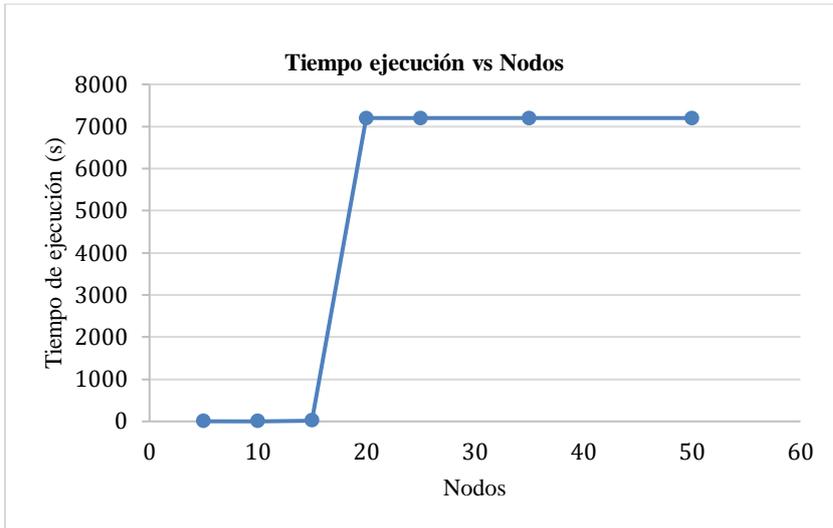
6. Resultados

En esta sección se presentan los resultados que responden a cada uno de los objetivos planteados. Inicialmente, se muestran los resultados del modelo de programación lineal y su comparación con las técnicas de solución al correr las instancias con velocidad constante. Posteriormente, se exponen los resultados obtenidos por las técnicas de solución para la instancia real (100 nodos) y con velocidad variable en los diferentes periodos de tiempo. Finalmente, se muestran las ventajas de implementar una técnica de solución teniendo en cuenta consideraciones ambientales con respecto a la situación actual.

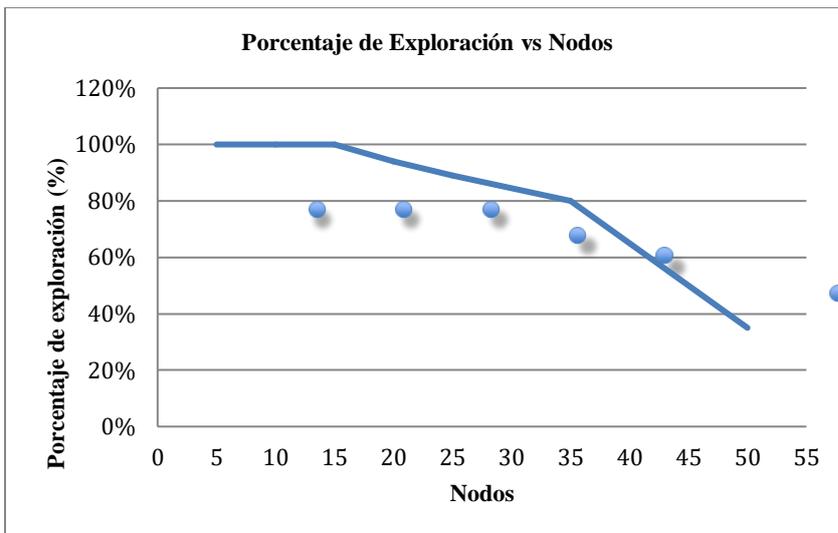
6.1 Resultados del modelo matemático

El modelo matemático se ejecutó en el software Visual Studio de la mano de la herramienta Cplex. Para las instancias pequeñas no fue necesario emplear un criterio de parada debido a que el tiempo de ejecución fue menor a 3 minutos, por lo que fue posible encontrar una solución óptima global. Para las instancias medianas y grandes fue necesario utilizar un criterio de parada debido a que el tiempo de ejecución era muy extenso. Para el presente estudio se utilizó como criterio de parada un tiempo de ejecución límite de 2 horas. En consecuencia, para estos casos se encontró una solución factible pero no se garantiza que sea la óptima.

Para ejemplificar el desempeño del modelo se presenta la gráfica 1 y 2. La gráfica 1 compara el tiempo computacional vs nodos, mientras que la segunda gráfica contrasta el resultado de la función objetivo a medida que va aumentando el número de nodos y por ende, el tiempo de ejecución.



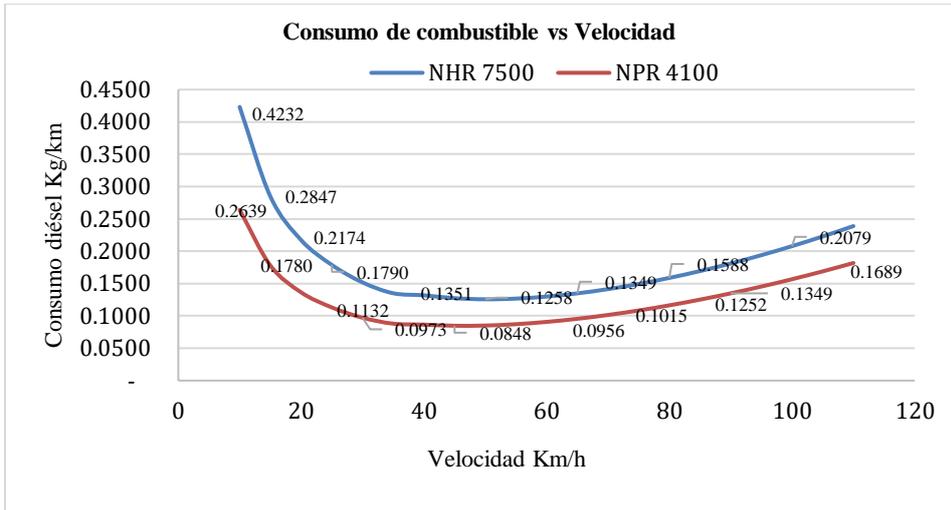
Gráfica 1. Tiempo de Ejecución vs Nodos.



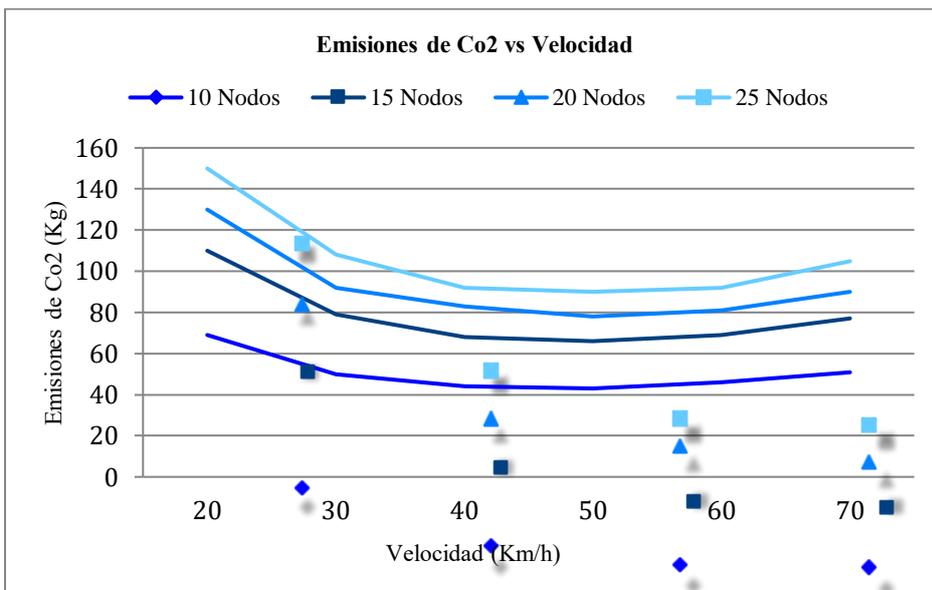
PpppGráfica 2. Porcentaje de Exploración vs Nodos

La gráfica 1 demuestra que el tiempo de ejecución del problema es directamente proporcional al tamaño de las instancias, a medida que aumenta el número de nodos, el tiempo de ejecución también es mayor. Por otro lado, la gráfica 2 evidencia que, el porcentaje de exploración es inversamente proporcional al número de clientes e influye en el resultado de la función objetivo obtenida. Es decir, que al utilizar instancias pequeñas se va a obtener una solución óptima en un tiempo reducido, mientras que al implementar instancias medianas o grandes el porcentaje de exploración va a ir disminuyendo obteniendo soluciones cercanas al óptimo en un tiempo de ejecución alto.

De acuerdo a Suarez-Chilma et al., (2018), el vehículo tiene un mayor consumo de combustible a menores velocidades, se reduce cuando se emplean velocidades medias y se vuelve a incrementar al aumentar la velocidad. Así mismo, Posada y Gonzalez 2019 afirman que, las menores emisiones de CO₂ se obtienen cuando el vehículo anda a una velocidad entre los 40 km/h y 60 km/h. Con la finalidad de contrastar la calidad de los datos obtenidos en el modelo, se presenta la gráfica 3 y 4. La gráfica 3 compara el consumo de combustible Diesel (FCR) para cada tipo de camión cuando estos no llevan carga a medida que varía la velocidad de viaje, y la gráfica 4 muestra los kg de CO₂ a medida que aumenta la velocidad de la ruta.



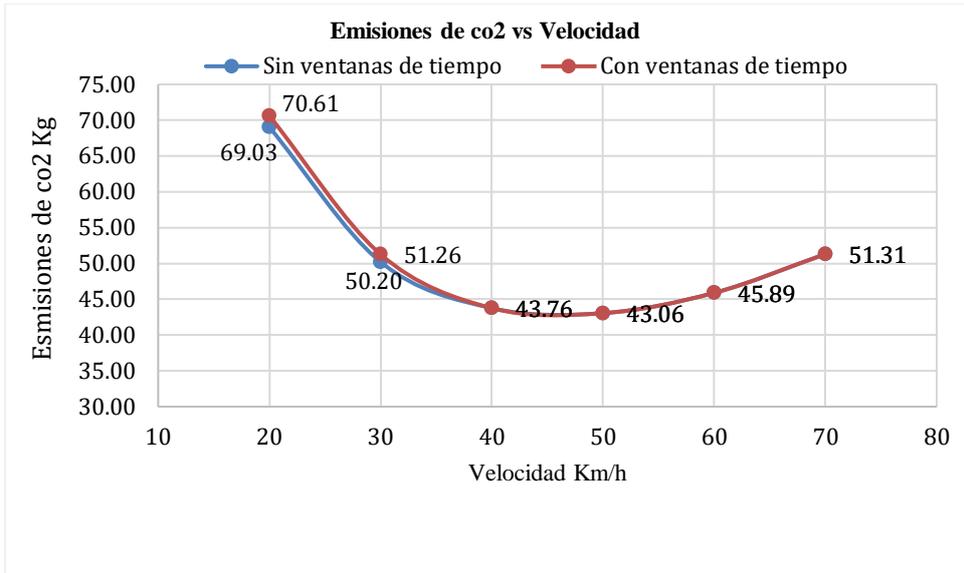
Gráfica 3. Consumo de combustible vs Velocidad



Gráfica 4. Emisiones de Co2 vs Velocidad

En la gráfica 3 se puede observar que el camión tipo 1 (NPR) presenta mejores resultados que el camión tipo 2 (NHRp), lo cual se le atribuye principalmente al peso bruto de cada uno de estos. Con este resultado, en las técnicas de solución implementadas se buscó maximizar el uso de los camiones tipo 1 para encontrar mejores resultados en la función objetivo. Por otro lado, la gráfica 4 muestra que las menores emisiones de CO2 se generan cuando el vehículo anda a una velocidad equivalente a 50 km/h para todas las instancias de prueba realizadas. Con los resultados obtenidos y expuestos en estas gráficas, se puede comprobar la calidad de los resultados al presentar el mismo comportamiento que exponen Suarez-Chilma et al., (2018) y corroborar la afirmación de Posada y Gonzalez, 2019.

Por otro lado, se corrieron las diferentes instancias para analizar los resultados de CO2 al tener en cuenta la restricción de las ventanas de tiempo para todos los clientes, y al tenerla solo para los clientes críticos. Sin embargo, a partir de la instancia de 15 clientes tocó hacer flexible la restricción dado que el programa no encontraba una solución factible. En la gráfica 4 se contrastan los resultados del CO2 para ambos escenarios en la instancia de 10 clientes.



Gráfica 5. Emisiones de CO2 vs Velocidad

Como se puede observar en la gráfica 5, para las velocidades inferiores a 40 km/h existe una diferencia en el resultado obtenido de las emisiones de CO2 al considerar las ventanas de tiempo de los clientes y al no tenerlas en cuenta, siendo el segundo escenario el que genera el mejor resultado. Esto se la atribuye al hecho de que al ser las ventanas de tiempo flexibles, el programa tiene más opciones de generar rutas que generen menores emisiones de CO2. Por otro lado, a partir de la velocidad de 40 km/h se comienza a obtener el mismo resultado en la función objetivo para ambos escenarios. Al emplear velocidades altas, el camión está en la capacidad de realizar el mismo recorrido sin incumplir con las ventanas de tiempo, la diferencia radica en el tiempo de espera que debe hacer el vehículo en cada nodo para poder atenderlos dentro de la franja horaria estipulada.

6.2 Resultados del modelo de programación lineal y técnicas de solución con velocidad constante

La tabla 5 compara los resultados alcanzados en el modelo matemático con las técnicas de solución considerando ventanas de tiempo para todos los nodos, mientras que la tabla 8 compara los resultados considerando ventanas de tiempo únicamente de los clientes críticos. Se contrastan las emisiones de CO2 en kilogramos y el tiempo computacional en segundos (T) para ambos casos, además, los resultados expuestos corresponden a la mejor función objetivo obtenida entre las diferentes velocidades utilizadas para cada una de las instancias.

Así mismo, para cada una de las instancias se calculó la diferencia porcentual entre los resultados como se muestra a continuación:

$$\Delta\% = \frac{\text{Resultado Técnica de Solución} - \text{Resultado Modelo Matemático}}{\text{Resultado Modelo Matemático}}$$

| | Modelo | | | Heurística | | | Tabú | | |
|-------------|---------|------|-----|------------|-------|-----|---------|---------|-----|
| | Co2 | T | Vel | Co2 | T | Vel | Co2 | T | Vel |
| N=5, U=3 | 16,844 | 1,82 | 50 | 16,844 | 0,336 | 50 | 16,844 | 0,382 | 50 |
| N=10, U=3 | 43,057 | 1,82 | 50 | 57,599 | 0,391 | 50 | 50,838 | 0,586 | 50 |
| N=15, U=3 | 81,034 | 9,04 | NA | 111,095 | 0,383 | 50 | 82,854 | 0,898 | 50 |
| N=20, U=7 | 133,845 | 7200 | NA | 135,700 | 0,422 | 50 | 127,412 | 1,969 | 50 |
| N=25, U=7 | 159,366 | 7200 | NA | 146,792 | 0,315 | 50 | 146,792 | 3,055 | 50 |
| N=35, U=7 | 280,401 | 7200 | NA | 262,400 | 0,336 | 40 | 262,400 | 8,094 | 40 |
| N=50, U=10 | N.A. | N.A. | NA | 346,719 | 0,457 | 50 | 346,719 | 23,055 | 50 |
| N=75, U=17 | N.A. | N.A. | NA | 538,990 | 0,469 | 40 | 538,990 | 77,848 | 40 |
| N=100, U=17 | N.A. | N.A. | NA | 725,959 | 0,836 | 40 | 725,959 | 199,242 | 40 |

Tabla 5. Resultados del Modelo Matemático vs Técnicas de solución Considerando Ventanas de Tiempo

| Mo ³ vs Heu ⁴ | Mo vs Tabú | Heu vs Tabú |
|-------------------------------------|--------------|---------------|
| 0,00% | 0,00% | 0,00% |
| 33,77% | 18,07% | -11,74% |
| 37,10% | 2,25% | -25,42% |
| 1,39% | -4,81% | -6,11% |
| -7,89% | -7,89% | 0,00% |
| -6,42% | -6,42% | 0,00% |
| 9,66% | 0,20% | -4,81% |

Tabla 6. Diferencia Porcentual entre el Modelo Matemático y las Técnicas de Solución Con Ventanas de Tiempo

Debido a la caracterización del problema con ventanas de tiempo, solo fue posible encontrar resultados factibles en el modelo matemático para las instancias de 5 nodos hasta la de 35 nodos, generando flexibilidad en la restricción de las ventanas de tiempo para lograr obtener una solución factible. Como se puede observar, en la primera instancia el algoritmo tabú y la heurística obtuvieron el mismo resultado que el modelo, mientras que para la instancia de 10 clientes se alcanzaron resultados con una diferencia porcentual de 33,77% y 18,07% respectivamente, Las instancias de 5, 10, 15 y 20 clientes demuestran que para instancias pequeñas el algoritmo tabú alcanza mejores soluciones para el problema de ruteo con ventanas de tiempo que la heurística desarrollada por los autores, a partir de la quinta instancia la función objetivo encontrada entre ambos algoritmos comienza a ser la misma.

Este comportamiento se le atribuye a las limitaciones que se le impusieron al criterio de aspiración del tabú. Dado que la heurística encuentra muy buenas soluciones en cuanto al cumplimiento de ventanas de tiempo, la posibilidad de encontrar nuevas rutas con mejores resultados en las emisiones de CO2 se vuelve limitada. Para evidenciar esto, a continuación se muestra la cantidad de clientes atendidos dentro de la ventana de tiempo para cada instancia en la heurística propia:

| | Clientes % | |
|-----------|------------|------|
| N=5, U=3 | 5 | 100% |
| N=10, U=3 | 10 | 100% |
| N=15, U=3 | 14 | 93% |
| N=20, U=7 | 18 | 90% |
| N=25, U=7 | 22 | 88% |

³ Mo, Abreviación modelo matemático

⁴ Heu, Abreviación heurística

| | | |
|-------------|----|-----|
| N=35, U=7 | 30 | 86% |
| N=50, U=10 | 32 | 64% |
| N=75, U=17 | 50 | 67% |
| N=100, U=17 | 59 | 59% |

Tabla 7. Número de Clientes Atendidos Dentro de la Ventana de Tiempo en la Heurística Propia

Como se puede observar, el porcentaje de clientes atendidos dentro de la franja horaria en las soluciones encontradas con la heurística propia con ventanas de tiempo oscila entre 59% y 100%, reduciéndose a medida que aumenta el número de clientes a atender.

| | Modelo | | | Heurística | | | Tabú | | | Genético | | |
|-------------|---------|-------|-----|------------|-------|-----|---------|---------|-----|----------|---------|-----|
| | Co2 | T | Vel | Co2 | T | Vel | Co2 | T | Vel | Co2 | T | Vel |
| N=5, U=3 | 16,844 | 1,82 | 50 | 16,844 | 0,371 | 50 | 16,844 | 0,441 | 50 | 16,844 | 10,375 | 50 |
| N=10, U=3 | 43,057 | 3,03 | 50 | 57,599 | 0,426 | 50 | 50,838 | 0,891 | 50 | 44,299 | 10,297 | 50 |
| N=15, U=3 | 65,977 | 10,59 | 50 | 96,095 | 0,418 | 50 | 67,854 | 1,828 | 50 | 71,847 | 10,898 | 50 |
| N=20, U=7 | 77,624 | 7200 | 50 | 105,701 | 0,457 | 50 | 97,412 | 4,578 | 50 | 85,074 | 12,242 | 50 |
| N=25, U=7 | 92,310 | 7200 | 40 | 104,292 | 0,352 | 50 | 98,154 | 8,859 | 50 | 93,188 | 14,726 | 50 |
| N=35, U=7 | 125,765 | 7200 | 50 | 223,779 | 0,402 | 60 | 183,906 | 23,969 | 60 | 124,073 | 23,343 | 50 |
| N=50, U=10 | 189,135 | 7200 | 50 | 221,714 | 0,492 | 50 | 215,059 | 27,437 | 50 | 208,119 | 49,836 | 50 |
| N=75, U=17 | N.A. | N.A. | NA | 327,972 | 0,512 | 50 | 307,597 | 94,167 | 50 | 265,737 | 159,992 | 50 |
| N=100, U=17 | N.A. | N.A. | NA | 466,508 | 1,004 | 60 | 466,508 | 224,632 | 60 | 410,793 | 690,344 | 50 |

Tabla 8. Resultados del Modelo Matemático vs Técnicas de Solución Sin Considerar Ventanas de Tiempo

| Mo vs Heu | Mo vs Tabú | Mo vs Genético | Heu vs Tabú | Heu vs Genético | Tabú vs Genético |
|---------------|---------------|----------------|---------------|-----------------|------------------|
| 0,00% | 0,00% | 0,00% | 0,00% | 0,00% | 0,00% |
| 33,77% | 18,07% | 2,88% | -11,74% | -23,09% | -12,86% |
| 45,65% | 2,84% | 8,90% | -29,39% | -25,23% | 5,88% |
| 36,17% | 25,49% | 9,60% | -7,84% | -19,51% | -12,67% |
| 12,98% | 6,33% | 0,95% | -5,89% | -10,65% | -5,06% |
| 77,33% | 46,23% | -1,35% | -17,82% | -44,56% | -32,53% |
| 17,23% | 13,71% | -10,04% | -3,00% | -6,13% | -3,23% |
| - | - | - | -6,21% | -18,98% | -13,61% |
| - | - | - | 0,00% | -11,94% | -11,94% |
| 31,96% | 16,10% | 4,43% | -9,10% | -17,79% | -9,56% |

Tabla 9. Diferencia Porcentual entre el Modelo Matemático y las Técnicas de Solución Sin Considerar Ventanas de Tiempo

Como se muestra en la tabla 9, la heurística arroja una diferencia porcentual promedio con respecto al modelo matemático de 31,96%, el algoritmo tabú de 16,10%, y el algoritmo genético de 4,43%. Esto demuestra que la mejor técnica de solución para el problema tratado en el presente proyecto es el algoritmo genético, el cual arroja resultados confiables al estar tan cercano a las soluciones del modelo lineal y presentar mejores resultados que las otras técnicas de solución. Se puede observar que con respecto a la heurística presenta una diferencia porcentual promedio de -17,79%, mientras que con el tabú la diferencia porcentual promedio es de -9,56%. Por otro lado, al hacer la comparación del genético con el modelo matemático se puede observar que, el algoritmo alcanza mejores soluciones desde la instancia 6 (35 clientes) y el resultado es muy similar en la instancia 5, donde se comienza a utilizar criterio de parada y el porcentaje de exploración no es del 100%.

6.3 Resultados de la técnica de solución para la situación actual

En este apartado se analizan las emisiones de CO2 que genera Tutto en un día de operación. Con base a los resultados de la sección 6.2 donde se demostró el buen desempeño del genético con respecto a las otras técnicas de solución, se decidió implementar este algoritmo en la situación actual para contrastar los resultados y generar una solución factible que permita minimizar las emisiones de CO2. Los datos utilizados fueron suministrados por la empresa y se tiene en consideración las siguientes variables:

- 79 nodos con demanda de entrega y recogida.
- 14 camiones: 10 NHR (tipo 1) y 4 NPR (tipo2).

Así mismo, se hicieron diferentes supuestos para la ejecución del programa:

- El tiempo de carga y descarga se tomó igual a los utilizados en el caso de estudio realizado en la empresa Tutto por la Pontificia Universidad Javeriana.
- Se utilizaron las velocidades mostradas en la tabla 3 para cada uno de los periodos.
- No se tienen clientes críticos.

A continuación se contrastan los resultados obtenidos en la situación actual con la solución obtenida en el genético en cuanto a kilogramos de CO2 generados, la cantidad de camiones utilizados (U), y la distancia total recorrida en kilómetros (Dist). Además, se tuvieron en cuenta dos escenarios: uno donde se busca utilizar la mayor cantidad de vehículos tipo 1 y solo usar camiones tipo 2 en caso de que se hayan agotado los primeros y aún queden clientes por atender, y otro escenario donde no se condiciona al programa a usar primero los camiones tipo 1 sino que el programa decide qué camiones utilizar.

| Situación Actual | | | Esc. 1 | | | Esc. 2 | | |
|------------------|----|---------|--------|----|--------|--------|---|--------|
| CO2 | U | Dist | CO2 | U | Dist | CO2 | U | Dist |
| 389,0 | 14 | 1219,39 | 303,8 | 11 | 1086,8 | 414,42 | 9 | 1132,2 |

Tabla 10. Resultados Situación Actual vs Algoritmo Genético

| Actual vs Esc.1 | | | Actual vs Esc.2 | | | Esc.1 vs Esc. 2 | | |
|-----------------|---------|---------|-----------------|---------|--------|-----------------|---------|-------|
| CO2 | U | Dist | CO2 | U | Dist | CO2 | U | Dist |
| -21,90% | -21,42% | -10,87% | 6,53% | -35,71% | -7,15% | 26,69% | -22,22% | 4,17% |

Tabla 11. Diferencia Porcentual Entre los Resultados de la Situación Actual vs Algoritmo Genético

Los resultados de la tabla 11 muestran que, para el primer escenario, la solución encontrada con el algoritmo genético presenta una disminución porcentual de 21,90% en las emisiones de Co2 y de 21,42% en la distancia recorrida. Así mismo, se observa que la cantidad de vehículos utilizados pasa de 14 a 11, de los cuales el 91% son camiones tipo 1. Por otra parte, para el segundo escenario se evidencia un aumento del 6,53% en las emisiones de CO2 a pesar de que hay una reducción en la distancia de 7,15%. Esto se debe a que a pesar de que se disminuye la distancia de recorrido, el uso de los camiones tipo 2 es más alto, y como se demostró en el apartado 6,1 (gráfica 5) estos generan una mayor cantidad de emisiones de CO2. Con base a lo anterior, se puede afirmar que el escenario 1 genera una mejor solución con respecto al escenario 2 en cuanto a emisiones de CO2 y distancia, a pesar de que con la utilización de los camiones no sucede lo mismo. La mejora porcentual corresponde a 26,69% y 4,17% respectivamente.

La solución desarrollada para el problema de ruteo no solo genera un impacto ambiental, esta a su vez influye en otros aspectos como lo es el social, económico y comercial, a continuación se muestra un cuadro comparativo entre los beneficios para cada uno de los aspectos mencionados:

| | | | |
|------------------|------------------|---------------|------------------|
| <i>Ambiental</i> | <i>Económico</i> | <i>Social</i> | <i>Comercial</i> |
|------------------|------------------|---------------|------------------|

| | | | |
|--|---|---|---|
| - Reducción de las emisiones de Co2 y con ello neutralizar el aporte de sus operaciones al cambio climático. | -La reducción de los vehículos utilizados disminuye los costos asociados a su uso. -Conocer los aspectos o puntos del proceso operativo que generan la mayor cantidad de Co2 permite hacer mejoras en los procesos y optimizar los recursos. | -Al disminuir la cantidad de vehículos que van a ser utilizados, se genera una menor congestión vehicular y menor daño en las vías por la reducción de vehículos de carga pesada. | -Mejor reputación corporativa al generar recordación como una empresa amigable con el medio ambiente. -Llegar al cliente verde. -Atraer nuevos inversionistas. -Se convierte en una ventaja competitiva para la empresa. |
|--|---|---|---|

Tabla 12. Beneficios de incorporar la técnica de solución en diferentes aspectos.

7. Conclusiones y recomendaciones

El trabajo desarrollado representa un problema de ruteo de vehículos en el cual se tienen en cuenta ventanas de tiempo, flota heterogénea, demanda simultánea de entrega y recogida, y una variante que no ha sido ampliamente detallada en la literatura, el factor ambiental. La función objetivo desarrollada busca minimizar las emisiones de dióxido de carbono (CO₂) teniendo en consideración el peso del vehículo, la carga durante el trayecto recorrido, y el consumo de diésel promedio por vehículo (FCR), factor clave para la determinación de emisiones contaminantes en función de la velocidad. Se hace una aproximación a un caso real de la ciudad de Bogotá, y como resultado principal se obtiene un modelo matemático que permitió resolver el problema de ruteo para instancias pequeñas y medianas (hasta 50 clientes), y tres algoritmos diferentes que pueden ser adaptados a la variabilidad de los datos.

Para evaluar el desempeño de las técnicas de solución diseñadas se crearon diferentes instancias y escenarios. Inicialmente, se hizo una comparación entre los resultados obtenidos considerando las ventanas de tiempo de todos los nodos y posteriormente teniendo en cuenta solo las de los clientes críticos. Como resultado a este planteamiento se identificó que las emisiones de CO₂ son mayores cuando se tiene en consideración las ventanas de tiempo, y se determinó que la metaheurística tabú es una técnica pertinente para el desarrollo de soluciones al problema de VRPTW, dado que los resultados obtenidos presentan una diferencia porcentual promedio de tan solo 9,04% con respecto al modelo matemático.

Posteriormente, se contrastaron los resultados del modelo con la heurística y las metaheurísticas diseñadas (tabú y genético) al considerar las ventanas de tiempo únicamente para los clientes críticos, obteniendo su viabilidad como técnicas de solución para el problema tratado al presentar una diferencia porcentual promedio con el modelo de 31,96%, 16,10% y 4,43% respectivamente. Así mismo, se hizo una comparación entre los tres algoritmos para determinar cuál proporcionaba una mejor solución en cuanto a reducción de CO₂. Al contrastar los datos obtenidos se observa que el algoritmo genético presenta un desempeño superior en los resultados, posiblemente por su comportamiento y adaptación en escenarios de incertidumbre, característicos del problema.

Finalmente, se determinó, que el camión NHR (tipo 1) tiene una menor razón de emisiones que el camión NPR (tipo 2), lo que se debe principalmente a su peso bruto. Con base a esto, la solución del genético busca priorizar el uso de los camiones tipo 1 para así obtener mejores resultados en las emisiones de CO₂. En relación a esto, se hizo una comparación entre la situación actual (un día de operación de la empresa Totto) y la solución del genético, donde se obtuvo una diferencia porcentual del -21,90% en la función objetivo, y una selección y asignación más eficiente de los vehículos y las rutas del objetivo propuesto.

Para futuros estudios se recomienda tratar el problema del GVRP considerando velocidades dinámicas. En el presente trabajo las velocidades se tomaron como un parámetro determinístico, sin embargo, hacer el problema dinámico puede generar soluciones más cercanas a la realidad.

8. Glosario

Heurística: Conjunto de técnicas o métodos para resolver un problema obteniendo una solución cercana a la óptima (Chen, Hay y Ke, 2001).

Metaheurística: Método aproximado diseñado para resolver problemas difíciles de optimización combinatoria mediante la aplicación de un grupo de componentes heurísticos sobre una solución tentativa (Chen, Hay y Ke, 2001).

TSP: Problema que busca como solución encontrar la secuencia de viajes óptima inicializando y finalizando en el mismo punto (Eksioglu, Vural y Reisman, 2009).

PHIF: Método eficiente para la computación del costo al introducir nuevos clientes dentro de la ruta existente (Chen, Hay y Ke, 2001).

ANLS: Es un marco de búsqueda local en donde varios algoritmos simples compiten para modificar la solución actual (Pisinger y Ropke 2007).

MIP: Es un programa matemático mixto de optimización o factibilidad en el que algunas o todas las variables están restringidas a ser enteras (Karaman y Frazzoli, 2011).

DVRP: Variante del VRP clásico donde se busca encontrar un conjunto de rutas para atender a múltiples clientes con un costo de viaje total mínimo, mientras que el tiempo de viaje entre un punto y otro puede variar durante el proceso debido a factores como la congestión del tráfico (Sabar, Bhaskar, Chung, Turkey y Song, 2019).

VRPTW: Variante del VRP clásico donde se tienen en consideración diferentes ventanas de tiempo correspondientes a cada cliente, estos solo están dispuestos a recibir el bien o servicio dentro de dichas ventanas de tiempo (Pisinger y Ropke, 2007).

CVRP: Variante del VRP clásico donde se posee uno o varios vehículos con capacidad limitada y constante encargados de distribuir los productos según la demanda de los clientes (Pisinger y Ropke, 2007).

SDVRP: Variante del VRP clásico donde se permite que un cliente pueda ser atendido por varios vehículos si el costo total se reduce, lo cual es importante si el tamaño de los pedidos excede la capacidad de un vehículo (Pisinger y Ropke, 2007).

OVRP: Variante del VRP clásico donde el o los vehículos utilizados no deben volver al punto de partida, por el contrario, es permitido finalizar el ruteo en el último cliente visitado (Pisinger y Ropke, 2007).

MDVRP: Variante del VRP clásico donde existen varios depósitos (cada uno con una flota de vehículos independiente) que deben cumplir con la demanda de los clientes asignados a cada depósito (Pisinger y Ropke, 2007).

GVRP: Variante del VRP clásico donde se tienen en cuenta consideraciones ambientales y se busca generar una función objetivo enfocada en minimizar las emisiones generadas por los vehículos (Poonthair y Nadarajan, 2018).

9. Referencias:

- Alfredo Olivera. (2004). *Heurísticas para problemas de ruteo de vehículos, reporte de investigación, Instituto de Computación – Facultad de Ingeniería, Universidad de la República, Montevideo, Uruguay, 2004*, disponible en <http://www.fing.edu.uy/inco/pedeciba/bibliote/reptec/TR0408.pdf>.
- Arnold, F., & Sörensen, K. (2019). *Knowledge-guided local search for the vehicle routing problem*. *Computers & Operations Research*, 105, 32-46.
- Baradaran, V., Shafaei, A., & Hosseinian, A. H. (2019). *Stochastic vehicle routing problem with heterogeneous vehicles and multiple prioritized time windows: Mathematical modeling and solution approach*. *Computers & Industrial Engineering*, 131, 187-199
- Bektaş, T., & Laporte, G. (2011). *The pollution-routing problem*. *Transportation Research Part B: Methodological*, 45(8), 1232-1250.
- Bruglieri, M., Mancini, S., Pezzella, F., & Pisacane, O. (2019). *A path-based solution approach for the Green Vehicle Routing Problem*. *Computers & Operations Research*, 103, 109-122.
- Chan, F. T. S., & Chung, S. H. (2004). *Multi-criteria genetic optimization for distribution network problems*. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 24(7-8), 517-532.
- Chen, T. K., Hay, L. L., & Ke, O. (2001). *Hybrid genetic algorithms in solving vehicle routing problems with time window constraints*. *Asia-Pacific Journal of Operational Research*, 18(1), 121.
- Coelho, V. N., Grasas, A., Ramalhinho, H., Coelho, I. M., Souza, M. J., & Cruz, R. C. (2016). *An ILS-based algorithm to solve a large-scale real heterogeneous fleet VRP with multi-trips and docking constraints*. *European Journal of Operational Research*, 250(2), 367-376.
- da Costa, P. R. D. O., Mauceri, S., Carroll, P., & Pallonetto, F. (2018). *A genetic algorithm for a green vehicle routing problem*. *Electronic notes in discrete mathematics*, 64, 65-74.
- Eksioglu, B., Vural, A. V., & Reisman, A. (2009). *The vehicle routing problem: A taxonomic review*. *Computers & Industrial Engineering*, 57(4), 1472-1483.

- Gutierrez, A., Dieulle, L., Labadie, N., & Velasco, N. (2018). *A multi-population algorithm to solve the VRP with stochastic service and travel times*. *Computers & Industrial Engineering*, 125, 144-156.
- ICONTEC internacional. (2015). *Norma Técnica Colombiana NTC-ISO 14001: sistemas de gestión ambiental. Requisitos con orientación para su uso*. ICONTEC.
- ISO 14065, (2013) *Greenhouse gases — Requirements for greenhouse gas validation and verification bodies for use in accreditation or other forms of recognition*.
- ISO 14064-1, (2013) *Greenhouse gases — Part 1: Specification with guidance at the organization level for quantification and reporting of greenhouse gas emissions and removals*.
- ISO 14064-2, (2013) *Greenhouse gases — Part 2: Specification with guidance at the project level for quantification, monitoring and reporting of greenhouse gas emission reductions or removal enhancements*.
- ISO 9160, (1987) *Information processing - Data encipherment - Physical layer interoperability requirements*, International Organization for Standardization, 1987.
- Karaman, S., & Frazzoli, E. (2011). *Linear temporal logic vehicle routing with applications to multi-UAV mission planning*, (May), 1372–1395.
- Köster, F., Ulmer, M. W., Mattfeld, D. C., & Hasle, G. (2018). *Anticipating emission-sensitive traffic management strategies for dynamic delivery routing*. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 62, 345-361.
- Laporte, G. (2007). *What you should know about the vehicle routing problem*. *Naval Research Logistics (NRL)*, 54(8), 811-819.
- Li, Y., Soleimani, H., & Zohal, M. (2019). *An improved ant colony optimization algorithm for the multi-depot green vehicle routing problem with multiple objectives*. *Journal of Cleaner Production*.
- Oliveira, P. R. D. C., Mauceri, S., Carroll, P., & Pallonetto, F. (2017, February). *A genetic algorithm for a green vehicle routing problem*. In *International Network Optimization Conference 2017 (INOC 2017)*, Lisboa, Portugal, 26-28 February 2017. (yyy)
- Pérez-Rodríguez, R., & Hernández-Aguirre, A. (2019). *A hybrid estimation of distribution algorithm for the vehicle routing problem with time windows*. *Computers & Industrial Engineering*, 130, 75-96.
- Pillac, V., Gendreau, M., Guéret, C., & Medaglia, A. L. (2013). *A review of dynamic vehicle routing problems*. *European Journal of Operational Research*, 225(1), 1-11
- Pinto, G., & Oliver-Hoyo, M. T. (2008). *Using the relationship between vehicle fuel consumption and CO2 emissions to illustrate chemical principles*. *Journal of Chemical Education*, 85(2), 218.
- Pisinger, D., & Ropke, S. (2007). *A general heuristic for vehicle routing problems*. *Computers & operations research*, 34(8), 2403-2435.
- Poonthair, G., & Nadarajan, R. (2018). *A fuel efficient green vehicle routing problem with varying speed constraint (F-GVRP)*. *Expert Systems with Applications*, 100, 131-144.
Resolución N°1962 El Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible. Bogotá, Colombia, 25 de septiembre de 2017
- Posada Henao, J. J., & González-Calderón, C. A. (2013). *FUEL CONSUMPTION IN VEHICLES FOR HIGHWAY TRANSPORTATION-PREDICTIVE MODELS*. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 12(23), 35-46.
- Rubio, L. H. M. (2015). *Aplicación de técnicas matheurísticas al problema de ruteo óptimo de vehículos considerando una metodología de reducción del espacio de búsqueda* (Doctoral dissertation, Universidad Tecnológica de Pereira. Facultad de Ingenierías Eléctrica, Electrónica, Física y Ciencias de la Computación. Maestría en Ingeniería Eléctrica.).
- Sabar, N. R., Bhaskar, A., Chung, E., Turky, A., & Song, A. (2019). *A self-adaptive evolutionary algorithm for dynamic vehicle routing problems with traffic congestion*. *Swarm and Evolutionary Computation*, 44(October 2018), 1018–1027.
- Sanz Arnaiz, I. (2015). *Análisis de la evolución y el impacto de los vehículos eléctricos en la economía europea*.
- Shen, Y., Li, X., Yao, Z., Cui, X., & Wang, C. H. (2019). *CO2 gasification of woody biomass: Experimental study from a lab-scale reactor to a small-scale autothermal gasifier*. *Energy*, 170, 497-506.
- Suarez-Chilma, V. F., Sarache, W. A., & Costa, Y. J. (2018). *Una Solución al Enrutamiento de Vehículos en Ciudades Montañosas Considerando Aspectos Ambientales y Económicos*. *Información tecnológica*, 29(3), 3-14.
- Shi, Y., Boudouh, T., & Grunder, O. (2018). *An Efficient Tabu Search based Procedure for Simultaneous Delivery and Pick-up Problem with Time Window*. *IFAC-PapersOnLine*, 51(11), 241-246.
- Xiao, Y., & Konak, A. (2016). *The heterogeneous green vehicle routing and scheduling problem with time-varying traffic congestion*. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 88, 146-166