

[203019] Diseño de una herramienta para la asignación de vehículos de carga como propuesta para Grupo OET

Bernal Munar Ernesto Junior^{a,c}, López Monroy Tania Valentina^{a,c}, Palacio Malambo Jaysver Stiven^{a,c}, Rico Aldana Laura Julieth^{a,c}

Reyes Rueda Julián David^{b,c}

^aEstudiante de Ingeniería Industrial

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

^cPontificia Universidad Javeriana, Bogotá, Colombia

Abstract

Road freight transport corresponds to the distribution stage of the supply chain; thus, it is essential for companies can meet their commercial objectives. The Vehicle Allocation Problem (VAP) is aimed at planning of a set of vehicles that will attend the geographically dispersed demand. This paper develops an optimization tool that performs out freight transport assignation for the operation located in the port of Buenaventura, considering the restrictions for the VAP in order to maximize the total profit that depends on the benefits of transporting loaded vehicles and the associated costs of repositioning empty vehicles, to fulfill its demand.

The design process began with a statistical analysis to determine the factors that affect the total profitability of the company, and it delimits the parameters and variables involved in the proposed model. The solution put forward corresponds to a Mixed Integer Linear Programming model (MILP) for small instances, CPLEX executed the Neos online server and to a Simulated Annealing (SA) metaheuristic programmed in Visual Basic for Application (VBA). For the execution of the above-mentioned models, the user must enter the input parameters to obtain the weekly planning taking into account the restrictions to find feasible solutions. For the design verification the MILP and the SA were implemented with the same real instances that are present in the operation of the company with the aim to evaluate the performance of the proposed models.

As a result, when evaluating the utility, it was found that when implementing the MILP and the SA improve the solution by 32.1% and 43.2%, respectively compared with the actual planning of the company, in addition, SA provides faster results compared to the MILP, although on average it is 8% below the optimal solution. Finally, the results obtained were compared in larger instances presented in the operation of the company in comparison with the SA, in this way, the SA achieved an improvement in profit of 41.0% in an acceptable runtime.

Keywords: freight transportation, vehicle allocation, optimization, simulated annealing.

1. Justificación y planteamiento del problema

El transporte de carga por carretera en Colombia es un aspecto relevante en la economía, teniendo en cuenta que la movilización de la carga por este medio representa el 73.2 % de participación (Departamento Nacional de Planeación [DNP], 2018b) y \$33.2 billones, equivalente al 4.01% del PIB nacional (Ministerio de Transporte, 2018). Por ello, el transporte de carga terrestre se convierte actualmente en el medio por excelencia para disponer los productos al alcance del consumidor final en el territorio nacional (Rodríguez, 2013).

En el actual entorno económico y globalizado, las empresas están más interconectadas y dependen más del transporte para sus negocios. La competencia entre empresas de carga se ha vuelto más intensa y el uso eficiente de los recursos, como los camiones y la red de carreteras, se vuelve cada vez más importante (Yu y Dong, 2013). Sin

embargo, actualmente en Colombia, el 33.7% de los viajes deben hacerse vacíos (DNP, 2018b). En otras palabras, por cada 3 viajes realizados uno se hace sin carga, incurriendo en costos innecesarios.

Lo anterior, lleva a considerar uno de los principales desafíos operativos que enfrentan los operadores de carga que consiste en la asignación de vehículos a los servicios requeridos para el transporte de carga por carretera:

Dada la dispersión geográfica por demanda de servicios de transporte de carga, se disponen vehículos vacíos en sitios donde no son necesarios o se ocasiona una carencia de vehículos en otras regiones donde hay demanda. Por lo tanto, los vehículos deben moverse vacíos o es necesario encontrar carga adicional para ubicarlos donde se requieran. (Vasco y Morabito, 2016, p. 118)

Si bien el desplazamiento de vehículos vacíos no genera directamente beneficios para las empresas, estos son necesarios para la continuidad de las operaciones de transporte. En consecuencia, la asignación de vehículos de carga es un componente importante de las operaciones de planificación y control de las empresas de transporte de carga por carretera (Álvarez et al., 2019).

La asignación de vehículos está influenciada directamente por factores como la demanda y el tipo de vehículo, ya que permite deducir el número de viajes que, en promedio, debería hacer cada camión al año para satisfacer la demanda (Chavarro y García, 2013). En cuanto a la demanda, para el año 2018 se movilizaron por carretera aproximadamente 243.1 millones de toneladas que fueron distribuidas en 33.3 millones de viajes. Dicha carga se encuentra en los principales centros de producción y de consumo ubicados en Bogotá, Medellín y los puertos de Buenaventura, Cartagena y Barranquilla (DNP, 2020).

Por su parte, para el factor de tipo de vehículo, el ministerio de transporte ha habilitado 3554 empresas de transporte y al parque automotor de carga. Este último, cuenta con capacidad superior a 10.5 toneladas y está conformado por 112.1 mil vehículos (camiones y tractocamiones). Los vehículos que movilizan mayor porcentaje de carga son los denominados C2, C3 y C4 que son vehículos de carga con su respectivo número de ejes y los tractocamiones C3S2 y C3S3 (Ilustración 1). Entonces, es necesario analizar estos dos factores para asignar correctamente una flota heterogénea de vehículos para atender la demanda en el espacio y el tiempo. Esto constituye una ventaja competitiva para que los operadores logísticos reduzcan costos y aumenten las ganancias (Vasco & Morabito, 2016).

Ilustración 1. Tipos de vehículos y sus características.

TIPO DE CAMIÓN	TONELADAS (Millones)	VIAJES (Millones)	VIAJES VACÍOS (%)	CAPACIDAD (t)
 C2	58.51	19.69	34.7	8
 C3	19.90	3.02	39.1	18
 C4	11.85	1.48	32.7	23
 C3S2	43.60	3.32	36.6	32
 C3S3	108.53	5.75	30.7	35
OTROS	0.74	0.05	33.7	28
TOTAL	243.17	33.35	33.7	

Fuentes: DNP (2020, p. 40).

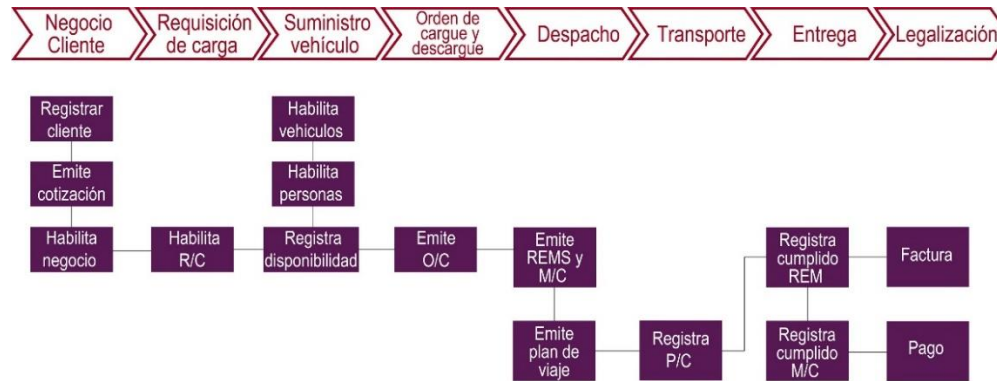
Además, el costo logístico es una variable relevante para medir la competitividad de un país (Ávila, 2015). Este representa el aproximadamente 13.5% de las ventas de las empresas a nivel nacional. A su vez, el costo de transporte representa el 35.2% de participación en el costo logístico y se generan mientras el vehículo se encuentra realizando recorridos. Por consiguiente, el índice de productividad de la utilización de los vehículos de transporte de carga es más representativo en los recorridos nacionales, con un promedio de 3106 km al mes, en contraste con los urbanos que presentan 2330 km al mes (DNP, 2018a, p. 30).

En este sector económico se destaca la empresa Grupo OET, la cual trabaja con más del 15% de empresas generadoras de carga y 25% de los operadores logísticos en Colombia. Grupo OET funciona como un agente

intermediario y realiza funciones como: asistencia logística, soluciones digitales, centrales y medios de información, y gestión de riesgo. Además, posee una plataforma denominada AVANSAT que permite recolectar diferentes datos relacionados con la operación de distribución y transporte de las empresas asociadas (R. Rodríguez, comunicación personal, 28 de agosto de 2020).

El proceso de recolección de información realizado por AVANSAT se muestra en la Ilustración 2. Dicha plataforma facilita el flujo de información entre los encargados de la operación de transporte y la empresa generadora de carga. Con base en los datos suministrados y los conocimientos empíricos de cada una de las empresas, se establece la ruta, el tipo de vehículo y puntos de control necesarios para reducir el riesgo. Estos aspectos varían según las necesidades específicas de cada cliente.

Ilustración 2. Proceso de Recolección de Información Plataforma AVANSAT



Fuente: Grupo OET (2020).

Grupo OET busca a través de nuevas soluciones tecnológicas impactar el sector de transporte, para lo cual pretende realizar acciones de innovación, tales como la implementación de acciones innovadoras como prácticas colaborativas y el desarrollo de plataformas abiertas para el intercambio de información. Según el informe de resultados de la DNP (2018a), como se muestra en la Ilustración 3, las acciones de innovación dichas anteriormente, fueron puestas en práctica por 18.9% y 11.5% de las empresas encuestadas, respectivamente.

Ilustración 3. Acciones innovadoras implementadas por empresas en Colombia



Fuentes: DNP (2018a).

La implementación de prácticas colaborativas y el desarrollo de plataformas abiertas están orientadas al uso de los datos que recopila AVANSAT. Por lo tanto, con la información suministrada por el software se identifica una buena oportunidad en el análisis de los diferentes comportamientos en la oferta y demanda de vehículos, con el fin de establecer estrategias que permitan mejorar el transporte de carga de las empresas involucradas con Grupo OET. En consecuencia, se busca mejorar la asignación de vehículos para reducir los viajes vacíos, garantizar la satisfacción de la demanda y maximizar la utilidad.

La metodología actual que aplican las empresas vinculadas a Grupo OET consiste en un trabajo independiente, y la toma de decisiones de la asignación de vehículos se realiza únicamente a partir de la experiencia, ya sea de sus transportadores o de los operadores logísticos. Esto constituye una desventaja ya que hay un bajo control de las variables mencionadas, tales como viajes vacíos, variación de la demanda y distribución de los vehículos de carga, ya

que, al no tener estandarizado el proceso, no se puede establecer con facilidad el grado de afectación derivada del proceso de asignación. Ante la situación encontrada, se plantea la siguiente pregunta: ¿Cómo se puede desarrollar una herramienta para realizar una asignación eficiente de los vehículos de carga, teniendo en cuenta las características de los mismos, con el fin de garantizar el cumplimiento de la demanda?

2. Antecedentes

En las operaciones diarias, las organizaciones de transporte deben considerar cómo administrar sus flotas para operar sus sistemas de transporte de carga de manera rentable. Sin embargo, el servicio puede causar un desequilibrio de vehículos en diferentes puntos del territorio (Köchel et al., 2003). De acuerdo a lo anterior, se discuten varios artículos de investigación relacionados con la optimización del uso de los vehículos de carga y métodos de solución destacados.

La investigación de operaciones tradicional ha abordado el problema para transporte de carga que envían solo una solicitud a la vez. El objetivo es encontrar la ruta de costo mínimo que atraviese todos los arcos como en el problema de las grúas apiladoras (Coja et al., 2006). Los problemas de carga de camiones son relativamente simples ya que cada entrega debe realizarse inmediatamente después de su recolección y, por lo tanto, cada solicitud puede tratarse como un nodo, haciendo que el problema sea similar al clásico problema de enrutamiento de vehículos (VRP) (Toth y Vigo, 2002).

Una variante del VRP es el *pickup and delivery* (PDP). El PDP es una gran familia de problemas de rutas de vehículos que transportan objetos o personas entre orígenes y destinos, donde en su mayoría se plantea para solo un vehículo. Los PDP se clasifican con frecuencia en tres grupos según el número de orígenes y destinos: muchos a muchos, uno a muchos y uno a uno (Berbeglia et al., 2007). Resolver este problema de manera óptima y rápida ayuda a mejorar la eficiencia operativa de los transportistas y contribuye a satisfacer la demanda (Qiu et al., 2017).

Con respecto al problema de PDP uno a uno, se presentan algunas modificaciones. Una de ellas es cuando el problema no permite el transbordo. Rodríguez y Salazar (2011) y Dumitrescu et al. (2010) formularon este como un problema del agente viajero de recogida y entrega (TSPPD), donde un vehículo con una capacidad limitada debe transportar ciertos productos desde sus orígenes hasta sus destinos. En este mismo sentido, Gronalt et al. (2003) presentaron el problema de entregar camiones completos entre diferentes centros de distribución con ventana de tiempo, donde cada centro de distribución requiere tanto recogidas como entregas de mercancías. Los autores hacen una formulación de Problema Lineal (PL) que se puede utilizar para generar límites inferiores. La función objetivo es minimizar los movimientos de vehículos vacíos. Los resultados se informan para problemas con hasta 512 pedidos y ocho depósitos. A su vez, Dumas et al. (1991) presentan una formulación exacta y un método de solución para el PDP con un solo camión de carga con ventanas de tiempo (PDPTW). Utilizan un enfoque de partición de conjuntos combinado con un procedimiento de generación de columnas para encontrar el conjunto de rutas de costo mínimo. Una característica notable es el hecho de que cada camión ofrece solo un recorrido.

Sumado a lo anterior, Dai y Chen en 2012 desarrollaron un estudio del problema de colaboración de transportistas en el servicio de recogida y entrega (CCPPD), donde se atiende dos cuestiones importantes que son la reasignación óptima de las solicitudes de viajes entre los transportistas para maximizar el beneficio total de la alianza y una asignación justa de los beneficios entre los transportistas para mantener la estabilidad de la alianza. Se proponen tres mecanismos de asignación de beneficios que se basan en el valor de Shapley, el concepto de asignación proporcional, y la contribución de cada operador en ofrecer y atender solicitudes, respectivamente. En consecuencia, aumentan las tasas de utilización de los vehículos y se reducen los traslados vacíos.

Además, otros autores presentan distintos enfoques donde se incluyen diferentes factores que influyen en la asignación de vehículos. Bozkaya et al. (2017) examinan el problema de optimización de rutas del transporte de objetos de valor en operaciones de efectivo en tránsito (CIT) surgiendo como una variante del problema de enrutamiento de vehículos capacitados (CVRP) con ventanas de tiempo y PDP. Ellos consideran una función biobjetivo que intenta minimizar el costo total de transporte y factores de seguridad de transportar objetos de valor a lo largo de las rutas diseñadas para elegir los pares de origen-destino más seguros durante una secuencia de días. Adicionalmente, en el estudio realizado por Bobrova y Stepanov (2019), se plantea un modelo basado en el análisis

de factores de logística de transporte, a partir de variables como tipo de transporte y la combinación de vehículos de carga. El resultado del estudio es una fórmula que permite evaluar la eficiencia potencial de la logística de transporte.

Por otra parte, se encuentran los problemas de asignación de vehículo (VAP), que consiste en, dado un conjunto de demandas conocidas de transporte de carga entre terminales (centros de almacenamiento o distribución), asigna vehículos vacíos a los terminales para atender la demanda, de tal forma que maximice el lucro generado por los servicios completados y minimice los costos de viajes de vehículos vacíos (Álvarez et al., 2019, p. 330). Las decisiones a tomar en el VAP implican determinar qué demanda de transporte de mercancías se va a atender, además de definir el reposicionamiento de vehículos vacíos para atender la demanda futura.

Vasco y Morabito en 2016 estudiaron el VAP sobre el modelado de operaciones de transporte a gran escala que involucran la asignación y reposicionamiento de camiones para operadores logísticos en el contexto del sistema brasileño de transporte de carga por carretera:

Se consideró que parte de la demanda podía quedar insatisfecha, algunos vehículos estaban restringidos a ciertos movimientos y existían diferentes tipos de vehículos (aunque todos los vehículos fueran del mismo tamaño, debían ser tratados de manera diferente ya que podían ser propiedad de la empresa, pertenecer a un contratista independiente o pertenecer a un tercero transportista). Se hizo énfasis en la caracterización de situaciones reales, el modelado matemático del problema, la validación del modelo en instancias de la vida real y el uso de metaheurísticas, como GRASP, recocido simulado (SA) y optimización de colonias de hormigas, para obtener soluciones factibles. (Vasco y Morabito, 2016, citado en Cruz et al., 2020, p. 2)

En adición a lo anterior, Powell (1986) ha estudiado ampliamente el VAP en un contexto dinámico aplicado a la industria del transporte por carretera. El autor presenta un modelo matemático dinámico no lineal teniendo en cuenta la incertidumbre en los pronósticos de demanda futuras en determinadas regiones y cómo estas estimaciones afectan en las decisiones de asignación de camiones. Además, Powell, en general, considera los casos en los que la flota opera servicios de larga distancia en respuesta a demandas dinámicas. Sin embargo, este desarrollo implica la recolección de datos en tiempo real para toma de decisiones, lo cual constituye una limitación en el proyecto a desarrollar.

Todos los artículos anteriores abordan un problema que es similar a la optimización del uso de los vehículos, aunque ninguno es idéntico, muestra que algunos estudios se desarrollaron principalmente para el transporte por camión, y ciertos autores incluyeron en los modelos matemáticos la demanda asociada. “Generalmente, este tipo de problema pertenecen a la clase *NP-hard* y no existen algoritmos exactos eficientes para resolver estos casos en tamaños realistas. Por lo tanto, tales problemas pueden resolverse mediante metaheurística que puede conducir a soluciones subóptimas de calidad desconocidas a priori” (Gronalt et al., 2003).

En lo referido al estado del arte de las metaheurísticas, se encontró que los algoritmos que han presentado mayor acogida para la resolución de problemas de localización y enrutamiento de vehículos, corresponden a GRASP, SA y la búsqueda de vecindad variable (VNS), lo que se puede evidenciar en el resumen de antecedentes Tabla 1.

Greedy Randomized Adaptive Search Procedure (GRASP), consiste en un procedimiento iterativo de dos fases, constructiva y búsqueda local (Vasco y Morabito, 2016). Se crea una solución inicial factible y se explora el vecindario para hallar un óptimo local. Por su parte, el VNS, en palabras de Gil et al. en 2018, es un algoritmo metaheurístico que busca resolver problemas complejos de optimización tanto combinatoria como global. Parte de una solución inicial, que se mejora con la búsqueda local, al final se obtienen óptimos distintos por cada vecindario. Por último, el SA es un proceso estocástico de pruebas que se deriva de la analogía al proceso físico de recocido de metales, fue enunciada por Kirkpatrick et al. en 1983. Su particularidad es que tiene la característica de permitir soluciones que empeoran la función objetivo, para salir de óptimos locales y llegar a una mejor solución.

Esta última metaheurística, sigue un proceso iterativo de generación y reemplazo de la solución actual. Genera transformaciones locales con operadores de búsqueda. Posteriormente, se emplea un proceso de búsqueda local aleatorio y acepta nuevas soluciones que empeoran la solución actual con cierta probabilidad. Esto último, permite escapar de óptimos locales para poder llegar a mejores soluciones. Una característica fundamental es que a medida que el algoritmo avanza, la probabilidad de aceptar una solución mala, es más baja (Reyes, 2020). Por otro lado, es

aplicable a variedad de problemas, ya que permite añadir nuevas restricciones y adaptar el pseudocódigo a un problema específico.

Los problemas presentados se caracterizan principalmente por mostrar un desarrollo teórico y sólo unos pocos trabajos presentaron resultados de aplicación en empresas de transporte. En este proyecto se tendrán en cuenta estos modelos al momento del desarrollo del método de solución con el enfoque en el transporte de camiones de carga entre terminales, donde diferentes tipos de mercancías y tipos de vehículos están disponibles para la planeación.

Tabla 1. Resumen de antecedentes.

Autores	Método	Aproximación	Beneficios
(Bobrova y Stepanov, 2019)	Análisis Factorial	Evalúa los riesgos de cada viaje teniendo en cuenta variables como tipo de transporte y la combinación de vehículos de carga.	Permite evaluar la eficiencia potencial del transporte de carga por parte de los transportistas, así como mejorar la metodología de evaluación de factores asociados a la logística de transporte.
(Bozkaya et al., 2017)	CVRP con TW	Consideraron una función biobjetivo que intenta minimizar el costo total de transporte y factores de seguridad de transportar objetos de valor a lo largo de las rutas diseñadas.	Se proporciona un método de optimización práctico para generar rutas diarias para la recogida y entrega de objetos de valor desde hacía las ubicaciones de los clientes con ventanas de tiempo.
(Dai y Chen, 2012)	CCPPD	Reasignación óptima de las solicitudes de transporte entre los transportistas para maximizar el lucro total y una asignación justa de los beneficios entre los transportistas para mantener la estabilidad de la alianza.	Se proporcionan tres mecanismos de asignación de beneficios (Shapley, AP y contribución de cada operador) donde se logra aumentos de beneficios de cada operador y equidad en la asignación de beneficios.
(Dumas et al., 1991)	PDPTW	Presentan una formulación exacta. Utilizan un enfoque de partición de conjuntos combinado con un procedimiento de generación de columnas para encontrar el conjunto de rutas de costo mínimo.	El algoritmo puede manejar múltiples depósitos y diferentes tipos de vehículos.
(Dumitrescu et al., 2010)	TSPPD	Modelan un programa lineal entero y se analiza su estructura poliédrica. Se desarrollan procedimientos de separación y un algoritmo de ramificación y corte para minimizar costos.	Se proporciona un algoritmo de ramificación y corte exacto capaz de resolver instancias que involucran hasta 35 recolecciones y solicitudes de entrega.
(Gronalt et al., 2003)	PDPTW	Se hace una formulación exacta y una formulación relajada basada en flujos de red, que se utiliza para calcular un límite inferior del valor de la solución. La función objetivo es minimizar los movimientos de vehículos vacíos.	Se proponen cuatro diferentes heurísticas basadas en ahorros para el problema. Los resultados se informan para problemas con hasta 512 pedidos y ocho depósitos.
(Powell, 1986)	VAP Dinámico	Presenta un modelo matemático dinámico no lineal para la asignación de vehículos, teniendo en cuenta la incertidumbre en los pronósticos de demanda futuras en determinadas regiones.	Se revisó el problema en el contexto de flota que opera servicios de larga distancia, toma en cuenta las demandas previstas y metodología en redes de transporte deterministas.
(Rodríguez y Salazar, 2011)	TSPPD, GRASP, VND	Se propone un enfoque heurístico que combina programación matemática y técnicas metaheurísticas.	La solución heurística iguala o mejora la solución de ramificación y corte en un tiempo de 2 horas. Los resultados se informan para problemas con hasta 25 nodos y 15 productos.
(Vasco y Morabito, 2016)	VAP, GRASP, SA	Se propone un modelado matemático del problema de asignación de vehículos (despacho y	Se enfatiza la caracterización del problema en situaciones reales. Incluyen aspectos

3. Objetivos

Diseñar una herramienta de optimización para dar solución a la asignación de vehículos de carga, maximizando la utilidad y garantizando el cumplimiento de la demanda del Grupo OET.

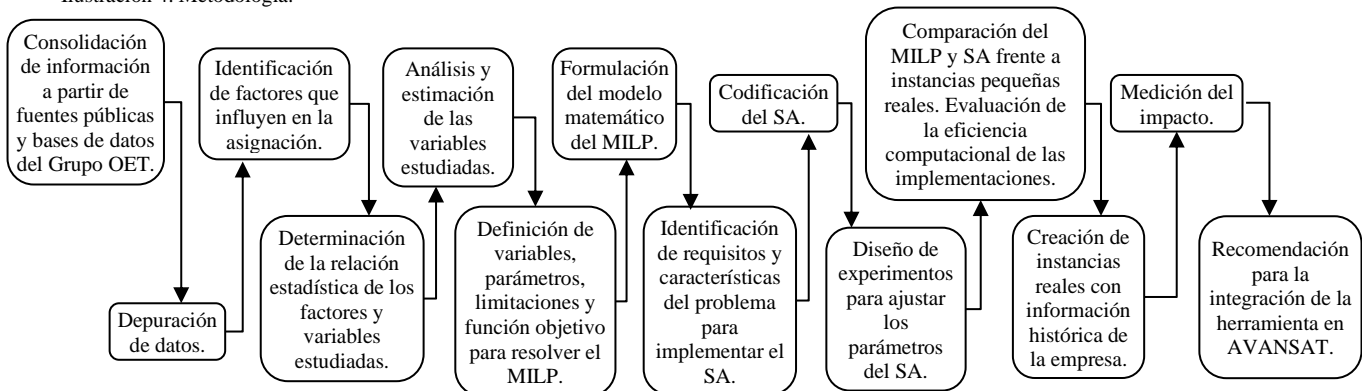
- Estudiar el comportamiento histórico de los datos proporcionados por Grupo OET y fuentes públicas para identificar factores que influyen en la asignación de vehículos.
- Diseñar y desarrollar un modelo de programación lineal para la asignación de vehículos de carga para ser ejecutado en instancias pequeñas.
- Diseñar y desarrollar una metaheurística con el fin de resolver el problema de asignación de vehículos de carga para instancias grandes.
- Evaluar la calidad de la solución resultante de la metaheurística en comparación con la solución actual de la empresa y la solución exacta de la programación lineal para instancias pequeñas.

4. Metodología

Respondiendo a la pregunta planteada en la justificación, para desarrollar la herramienta de optimización propuesta fue necesario seguir una serie de pasos acordes con el desarrollo de los objetivos específicos definidos y con base a la metodología de mejora continua PHVA. Para el cumplimiento de todas las etapas, se establecieron las actividades necesarias para desarrollar el proyecto. En la primera etapa, se planteó definir los posibles factores que podrían influir en la ejecución de la herramienta, partiendo de los datos suministrados por la empresa y los posibles datos disponibles en fuentes públicas.

La segunda etapa está orientada a hacer la programación lineal entera mixta (MILP, por sus siglas en inglés) mediante un software de ejecución que permita visualizar los resultados para modelos con un nivel de dificultad reducido, para este caso se usó el servidor *online* Neos (Wisconsin Institute for Discovery, s.f.). Adicionalmente, atendiendo al grado de complejidad que presenta la empresa Grupo OET, se realiza la metaheurística SA para tener una aplicación más apropiada al contexto de la empresa. Para la siguiente etapa, verificación, se realiza la ejecución de la metaheurística y el modelo lineal con diferentes experimentos computacionales que van aumentando poco a poco de complejidad hasta definir un límite de capacidad de procesamiento de los modelos. Además, se prueba la metaheurística con los datos de la empresa y se realiza la comparación con los valores que ha obtenido Grupo OET en el desarrollo de su operación. Finalmente, se establecen recomendaciones para la posible implementación de la herramienta dentro del funcionamiento de la empresa. A continuación, se desarrollarán cada una de las etapas enunciadas.

Ilustración 4. Metodología.



Fuente: Autoría propia.

5. Factores que influyen en la asignación de vehículos

Para el desarrollo del primer objetivo, en la fase de planeación, se establecieron los parámetros y variables que tienen relevancia en la asignación de vehículos. Primero, con base en la revisión literaria y reuniones con profesionales de la empresa, se realizó el levantamiento de información de posibles factores que podrían influir en el VAP con enfoque en el transporte de vehículos de carga entre terminales. Segundo, se consolidó y se depuró la información suministrada por Grupo OET, así como información de fuentes públicas oficiales como el Ministerio de transporte, INVIAS, entre otros. Finalmente, se realizó un análisis estadístico para establecer la relación de los factores y su definición para su posterior uso en el modelo matemático y la metaheurística.

Para el presente caso, el propósito del VAP es optimizar el uso de vehículos de carga a lo largo del tiempo respondiendo a demandas conocidas o previstas. El movimiento de los vehículos puede ser cargado, vacío para reposicionar o reposo en una terminal de un período a otro como aprovisionamiento para satisfacer demandas futuras. En este sentido, por un lado, se levantó información relacionada con los beneficios que genera un vehículo que se moviliza cargado y, por otro lado, información relacionada con los costos que representa reposicionar un vehículo de carga vacío (Powell, 1986).

En adición a lo anterior, los factores que se han tenido en cuenta para este tipo de problemas, tradicionalmente han sido: nodos de origen y destino, tiempo entre nodos discretizado por periodos, conjunto de demandas entre nodos, costo de vehículos vacíos, tipo de flota de vehículos y su capacidad, ganancia, y restricciones de desplazamiento entre terminales (Medina et al., 2011). En contraste, hay otros factores externos como, por ejemplo, los accidentes vehiculares, el tráfico e impacto ambiental, los cuales no se tomarán para el presente estudio ya que son aspectos difíciles de predecir (Orejuela, 2020).

Una vez identificados los posibles factores, se solicitó un historial de datos de la empresa durante los años 2017, 2018, 2019 y 2020 donde se incluyen factores como costos de operación, utilidad por viaje, origen, destino, vehículo asignado, entre otros (ver Anexo 1). Sin embargo, dados los cambios inesperados en la operación de transporte, por la pandemia Covid-19, junto con los profesionales de la empresa se decidió tener en cuenta únicamente la información de los años anteriores al 2020. Para el análisis, se tomó una de las operaciones más importantes para la empresa que está centralizada en el puerto de Buenaventura. Dicha operación representa un 8,8% del total de carga movilizada en Colombia (Superintendencia de Industria y Comercio, 2016), integra 332 empresas generadoras de carga y 56,778 viajes con diferentes tipos de productos como alimentos, materias primas, algunos productos de construcción y cargas peligrosas.

Para garantizar la calidad de los datos, se realizó una depuración de la información, algunos aspectos que se evaluaron fueron los campos vacíos o incompletos y los viajes anulados. Asimismo, para factores como los costos, ingresos, toneladas transportadas o tiempos, se hizo una depuración de datos atípicos que estaban por fuera del intervalo de dos desviaciones estándar con respecto a la media del factor correspondiente. Tras este procedimiento, se aceptaron 47,273 datos que representan el 83.26% de los datos iniciales (ver Anexo 2).

Teniendo en cuenta lo mencionado, se eligieron los siguientes factores iniciales para la evaluación y el análisis estadístico: origen-destino, configuración y vinculación del vehículo con la empresa, categoría de los productos, beneficio de transportar vehículo cargado y costo de reposicionar un vehículo vacío. Estos elementos son aspectos que se pueden estimar partiendo de los datos de operación de la empresa y concuerdan con los mencionados tanto por la literatura como los profesionales de la empresa.

5.1. Análisis estadístico

Una vez determinados los factores a estudiar, se realizó un análisis estadístico por medio de un diseño experimental. Se buscó determinar los factores que influyen en la utilidad total (FO) planteada para este estudio.

En el diseño de experimentos se tomaron como variables de respuesta los costos de reposicionar vehículos vacíos y los beneficios de transportar vehículos cargados. De esta manera, para la primera variable se tuvo en cuenta factores como la configuración del vehículo, el origen y el destino de la carga. Para la segunda variable de respuesta, se tuvo

en cuenta los factores de la variable anterior y adicionalmente, la vinculación del vehículo y la categoría de mercancía que se transporta. Además, debido a que no se tenían todas las posibles combinaciones de los nodos en las bases de datos de la empresa, se tomaron las rutas que presentan mayor recurrencia para determinar la significancia de las variables independientes de origen y destino.

En el Anexo 3, se evidencian las pruebas estadísticas realizadas en el programa de computación estadística R Studio. Para empezar, se ejecutó la prueba de Anderson Darling, para verificar el supuesto de normalidad en las variables, sin embargo, este no se cumplió, por consiguiente, se procedió a realizar las pruebas no paramétricas Wilcoxon Mann Whitney, que compara dos grupos, y Kruskal-Wallis, que compara más de dos grupos. Dichas pruebas permiten establecer el impacto significativo de las variables independientes sobre las variables de respuesta (Soto, 2013).

Con los resultados obtenidos mediante el diseño de experimentos (Tabla 2), se puede evidenciar que cada uno de los factores mencionados tiene un impacto significativo en las variables de respuesta estudiadas, por tal razón, será necesario tener presente cada uno de los factores en el desarrollo del modelo lineal y la metaheurística con el fin de obtener mejores resultados.

Tabla 2. Resultados pruebas estadísticas Wilcoxon-Mann-Whitney, Kruskal Wallis y Fligner-Killeen.

Variable	Factor	Número de grupos	P-valor		
			Wilcoxon-Mann-Whitney	Kruskal Wallis	Fligner-Killeen Test
Beneficio	Configuración	4	No aplica	2.2e-16	0.957
	Vinculación	2	2.2e-16	No aplica	0.103
	Rutas	7	No aplica	2.2e-16	0.119
	Tipo de Carga	4	No aplica	1.7e-15	0.998
Costos	Configuración	4	No aplica	2.2e-16	0.710
	Vinculación	2	2.2e-16	No aplica	0.787
	Rutas	10	No aplica	2.2e-16	0.056

5.2. Definición de factores

En vista de los resultados obtenidos, se eligieron los siguientes factores para el diseño de la herramienta: origen-destino, el tiempo estimado de operación, configuración del vehículo, vinculación del vehículo con la empresa, categoría de los productos, costo de reposicionar un vehículo vacío y beneficio de trasladar un vehículo cargado. Estos elementos son aspectos que se pueden estimar partiendo de los datos de operación de la empresa. A continuación, se presenta cada uno de ellos:

5.2.1. Origen-destino

El factor origen y destino está integrado por los nodos presentes en la operación del puerto de Buenaventura. En un principio, se tomaron los 92 nodos registrados en los datos de la empresa, sin embargo, tras la depuración quedaron 71 nodos que serán la base para el presente estudio. Este factor es fundamental en la asignación de los vehículos, puesto que influye directamente en los tiempos de trayecto. Estos valores se tomaron de *Google Maps*, que constituye una fuente pública de información y permite complementar los datos provenientes de la empresa. Sin embargo, ya que, en la situación real de la empresa, se presentan tiempos logísticos como el cargue y descargue, fue necesario trabajar con un tiempo de operación que incluye el tiempo de carga, el tiempo de trayecto y descarga de mercancía.

El tiempo de carga se determina desde que el vehículo llega a las instalaciones del remitente hasta que sale cargado del lugar. El tiempo de trayecto corresponde al tiempo de viaje desde un nodo de origen a un nodo de destino. Por su parte, el tiempo de descarga se registra desde que el vehículo llega al destinatario hasta que se hace la descarga de la mercancía en el destino.

Adicionalmente, para el caso de estudio, se discretiza el horizonte de planificación como método utilizado habitualmente para este tipo de problemas donde se crean planes semanales. De esta forma, se garantiza la aplicación

de la herramienta en la operación práctica, cada día se dividió en doce periodos de dos horas cada uno. “Planificar horizontes con menos períodos de tiempo puede resultar en problemas más fáciles de resolver, sin embargo, puede estar lejos de la realidad, dando como resultado planes operativos inviables para su uso en situaciones prácticas, debido a la mayor imprecisión en los tiempos de viaje entre terminales y también en los periodos de demanda” (Vasco y Morabito, 2016).

5.2.2. Tipo de configuración del vehículo

Los vehículos de carga poseen diferentes características como el tipo de carrocería, que interviene en la selección de mercancía transportada, y el sistema de propulsión y sus dimensiones, que participan en los costos asociados a la operación. Estas características son reguladas por la resolución 004100 de 2004 del Ministerio de Transporte (MinTransporte, 2004). De esta manera, se tomaron las configuraciones que corresponden a C2, 3S1, 3S2 y 3S3 las cuales tenían mayor relevancia en los datos suministrados por la empresa (ver Anexo 2).

5.2.3. Tipo de vinculación de los vehículos con Grupo OET

El tipo de vinculación se refiere a vehículos propios o tercerizados, este factor incide en la asignación de los vehículos debido a los costos que representan para Grupo OET. Para algunas empresas, el tener flota propia permite tener disponibilidad de vehículos para cumplir sus tiempos de entrega, pero requiere altos niveles de inversión. Por su parte, el hecho de tercerizar permite tener una flota más eficiente y disminuye costos asociados al mantenimiento, seguros, personal contratado, pero puede significar una pérdida del control de las operaciones (Hernández, 2018). En este documento se tuvo en cuenta ambas vinculaciones debido a que la cantidad de viajes en la información histórica se distribuyeron en 46.49% y 53.51% respectivamente del total de los viajes, ambas vinculaciones son significativas.

5.2.4. Categoría de las mercancías

El tipo de mercancía influye en la selección del tipo de vehículo que debe ser asignado para transportar la demanda. Los registros de la empresa incluían 38 mercancías o productos diferentes, por lo cual fue necesario clasificarlos por categoría ya que presentan características afines que permiten estas agrupaciones.

La clasificación se realizó partiendo de la información de algunas empresas logísticas de Colombia, la codificación de productos del RNDC (MinTransporte, 2011) y reuniones realizadas con los profesionales de la empresa. Así, las mercancías se agruparon en 4 categorías: carga general, granel sólido, granel líquido y cargas peligrosas. Otras categorías como los productos perecederos, frágiles y animales vivos no se tuvieron en cuenta al no ser relevantes en la operación de estudio. La carga general, se refiere a mercancías que requieren de algún tipo de envoltorio o embalaje individualizado (bultos, fardos, paquetes, sacos o cajas). La carga a granel se transporta en grandes cantidades sin necesidad de empaque; el granel sólido necesita contenedores que mantenga seco el producto y el granel líquido requiere isotanques para transportar productos de consumo humano o químicos. Por su parte, las mercancías peligrosas no pueden mezclarse con otros productos, de tal manera que los vehículos cumplan con la normatividad del decreto 1609 de 2002 del Ministerio de Transporte (MinTransporte, 2002) para poder ser transportadas con seguridad.

5.2.5. Beneficios unitarios y costos

5.2.5.1. Costos de reposicionar vehículos vacíos

Un factor importante es el costo de transporte de un vehículo vacío, si bien el movimiento de vehículos vacíos no contribuye directamente al beneficio de la empresa es fundamental para sus operaciones (Vasco y Morabito, 2016). En el caso de estudio, dado a que las empresas vinculadas a Grupo OET no reportan el movimiento de sus vehículos vacíos, fue necesario el cálculo teórico de los costos para un viaje desde un nodo de origen a un nodo de destino. Este cálculo se realizó con base en la estructura de costos propuesta por la Gerencia de Logística, Transporte e Infraestructura y ANDI en 2018. Estos autores tienen en cuenta los siguientes indicadores: el consumo del combustible de cada tipo de configuración con contenedor vacío, el consumo de insumos (llantas, lubricantes y filtros) y el consumo de servicios (mantenimiento, lavado y engrase), cada uno de estos indicadores se encuentra medido en (\$/Km).

En el Anexo 4 se encuentra la formulación de los indicadores mencionados y la estimación de costos para cada ruta, teniendo como referencia la distancia entre los nodos que la conforman y la configuración del vehículo. Es necesario aclarar que se asumen los costos desde un nodo de origen i a un nodo destino j iguales que de j a i .

5.2.5.2. Beneficio unitario de vehículo cargado

El factor de beneficio de vehículo cargado corresponde a la diferencia entre ingresos y costos operativos. Dado que los datos obtenidos por parte de Grupo OET son insuficientes para el desarrollo de los modelos planteados, ya que no contemplan todas las posibles combinaciones de las variables explicativas halladas en el análisis estadístico, fue necesario establecer un método de estimación para las combinaciones no reportadas en los registros de la empresa. En este orden de ideas, para poder hallar los beneficios unitarios de vehículo cargado, se realizó una regresión lineal generalizada (GLM por sus siglas en inglés), ya que no se cumplieron los supuestos para realizar una regresión lineal múltiple.

De acuerdo al análisis estadístico previo, los factores a tener en cuenta fueron: tipo de carga, vinculación y configuración del vehículo, y la covariable distancia entre nodos (factor origen y destino). Asimismo, se tomó como variable dependiente cuantitativa los valores correspondientes al beneficio de vehículo cargado por tonelada, registrados en los datos de la empresa. El modelo se realizó en el programa estadístico SPSS, en el Anexo 5 se presenta el desarrollo del GLM y el cálculo de los valores predichos. Finalmente, el modelo para la predicción de los beneficios mencionados se encuentra descritos en la siguiente ecuación:

$$y = 8.497 + 2.121(Propio) + 0.344(C2) + 0.286(3S1) - 0.166(3S2) - 0.129(General) - 0.150(GranelSolido) - 0.181(GranelLiquido) + 0.001(Distancia)$$

6. Diseño del modelo matemático

Para resolver el problema de VAP, se propone un modelo de programación lineal entera mixta (MILP) basado en Vasco y Morabito en 2016 como punto de partida, realizando una adaptación al mismo.

El problema de asignación de vehículos de carga estudiado en este documento implica determinar qué demanda de transporte de mercancías se va a atender, además de definir el reposicionamiento de vehículos vacíos para atender la demanda futura con el fin de maximizar la utilidad total de la planeación. Se consideró la flota de vehículo heterogénea en términos de capacidad y el tipo de contenedor de carga. Asimismo, se incluyeron aspectos prácticos que presentan las empresas de transporte de carga como, por ejemplo, un determinado vehículo no pueda viajar por ciertas rutas y no pueda ser asignado a ciertas mercancías preestablecidas.

El modelo propuesto para VAP, parte de los siguientes supuestos:

- a) No se consideraron tiempos de descanso ni de alimentación de los conductores.
- b) No se consideran viajes intrazonales para el transporte de mercancías.
- c) Tiempo de viaje intrazonal para la recolección de mercancía es nulo. Es decir, si el vehículo se encuentra en el mismo nodo que la demanda, puede recogerla inmediatamente para llevarla a su destino. En este sentido, los costos de reposicionamiento también son nulos.
- d) Los tiempos de operación, costos y beneficios de un nodo de origen i a un nodo destino j son iguales que de j a i .
- e) Una vez que un vehículo entra a la operación, estará hasta el final del horizonte de planeación.
- f) Si ningún vehículo puede llegar a tiempo cuando la demanda esté disponible, esta no podrá satisfacerse.
- g) Es determinístico.

Para este problema se tiene en cuenta la siguiente notación:

Conjuntos:

- $N = \{1, \dots, i\} :=$ Conjunto de nodos: compuesto por todos los terminales de la red de transporte. Se definió una terminal de transporte como un punto de la red que es origen o destino de la carga.
- $T = \{1, \dots, t\} :=$ Conjunto de periodos: creado discretizando el horizonte de planificación utilizado habitualmente para este tipo de problemas donde se crean planes semanales.
- $S = \{1, \dots, s\} :=$ Conjunto de tipo de configuración: compuesto por la separación de la flota según su capacidad 3s3, 3s2, 3s1, C2, entre otros.
- $V = \{1, \dots, v\} :=$ Conjunto de tipo de vinculación: compuesto por la separación de toda la flota en propios o tercerizados.
- $P = \{1, \dots, p\} :=$ Conjunto de tipo de mercancías: compuesto por la separación de todos los productos en categorías predefinidas de mercancías.
- $U = \{1, \dots, p\} :=$ Conjunto de placas: compuesto por cada vehículo tratado como un tipo individual.

Parámetros:

- $\tau_{ij} :=$ Tiempo de trayecto entre terminales $i, j \in N$, en cantidad de periodos.
- $\mu :=$ Tiempo logístico (cargue y descargue de mercancías).
- $d_{ijt p} :=$ Demanda de transporte, en toneladas, disponible de la mercancía p en el periodo t para ser movidas desde el origen i al destino j , $i, j \in N, t \in T, p \in P$.
- $p_{ijv s p} :=$ Beneficio unitario, ingresos menos costos operativos directos, derivado de movilizar una tonelada desde el origen i al destino j de mercancía p utilizando un vehículo tipo v, s , $i, j \in N, v \in V, s \in S \mid i \neq j$.
- $C_{ijs} :=$ Costo de trasladar un vehículo vacío del tipo s del origen i al destino j , $i, j \in N, s \in S$.
- $m_{itv s u}$, $i \in N, t \in T, v \in V, s \in S, u \in U$ tal que:

$$m_{itv s u} = \begin{cases} 1: & \text{si el vehículo } v, s, u, \text{ ingresa al sistema en la terminal } i \text{ en el tiempo } t. \\ 0: & \text{en otro caso.} \end{cases}$$

Satisfaciendo lo siguiente:

$$\sum_{i \in N} \sum_{t \in T} \sum_{v \in V} \sum_{s \in S} \sum_{u \in U} m_{itv s u} = |U|$$

- $q_s :=$ Capacidad por vehículo con configuración tipo $s \in S$.
- A_{iju} , $i, j \in N, u \in U$ tal que:

$$A_{iju} = \begin{cases} 1: & \text{si el vehículo con placa } u \text{ puede moverse desde el origen } i \text{ al destino } j. \\ 0: & \text{en otro caso.} \end{cases}$$

- B_{pu} , $p \in P, u \in U$ tal que:

$$B_{pu} = \begin{cases} 1: & \text{si el vehículo con placa } u \text{ puede llevar la categoría de mercancía tipo } p. \\ 0: & \text{en otro caso.} \end{cases}$$

Variables:

- $X_{ijt v s p u}$, $i, j \in N, t \in T, u \in U, v \in V, p \in P, s \in S$, tal que:

$$X_{ijt v s p u} = \begin{cases} 1: & \text{si el vehículo con placa } u \text{ del tipo } v, s \text{ se mueve cargado de la mercancía } \\ & p \text{ desde el origen } i \text{ al destino } j \text{ en el período de tiempo } t. \\ 0: & \text{en otro caso.} \end{cases}$$

- $Y_{ijt v s u}$, $i, j \in N, t \in T, u \in U, v \in V, s \in S$, tal que:

$$Y_{ijt v s u} = \begin{cases} 1: & \text{si el vehículo con placa } u \text{ del tipo } v, s \text{ se mueve vacío desde el origen } i \text{ al} \\ & \text{destino } j \text{ en el período de tiempo } t. \\ 0: & \text{en otro caso.} \end{cases}$$

- $\alpha_{ijt v s p u} :=$ Cantidad de toneladas movilizadas en el vehículo con placa u del grupo v, s desde el punto i al punto j en el período de tiempo t , $i \in N, j \in N, t \in T, u \in U, v \in V, p \in P, s \in S$.

Teniendo en cuenta estas definiciones, el VAP se puede describir así:

$$\max Z = \sum_{i \in N} \sum_{\substack{j \in N \\ i \neq j}} \sum_{t \in T} \sum_{v \in V} \sum_{s \in S} \sum_{u \in U} \left[\sum_{p \in P} (p_{ijvsp} \alpha_{ijtvspu} - c_{ijs} Y_{ijtv su}) \right] \quad (1)$$

Sujeto a:

$$\sum_{j \in N} \left[\sum_{p \in P} X_{ijtvspu} + Y_{ijtv su} \right] - \left[\sum_{\substack{k \in N \\ k \neq i}} \sum_{\substack{p \in P \\ t > \tau_{ki} + \mu}} X_{ki(t-\tau_{ki}-\mu)vspu} + \sum_{\substack{k \in N \\ k \neq i \\ t > \tau_{ki}}} Y_{ki(t-\tau_{ki})vsu} \right] = \begin{cases} m_{itvsu}, & \text{si } t = 1 \\ m_{itvsu} + Y_{ii(t-1)vsu}, & \text{si } t > 1 \end{cases} \quad (2)$$

$\forall i \in N, \forall t \in T, \forall u \in U, \forall v \in V, \forall s \in S$

$$\sum_{v \in V} \sum_{s \in S} \sum_{u \in U} \alpha_{ijtvspu} \leq d_{ijtp} \quad \forall i, j \in N, \forall t \in T, \forall p \in P \quad (3)$$

$$\alpha_{ijtvspu} \leq X_{ijtvspu} \cdot q_s \quad \forall i, j \in N, \forall t \in T, \forall p \in P, \forall u \in U, \forall v \in V, \forall s \in S \quad (4)$$

$$X_{ijtvspu} \leq d_{ijtp} \cdot A_{iju} \cdot B_{pu} \quad \forall i, j \in N, \forall t \in T, \forall p \in P, \forall u \in U, \forall v \in V, \forall s \in S \quad (5)$$

$$Y_{ijtv su} \leq A_{iju} \quad \forall i, j \in N, \forall t \in T, \forall u \in U, \forall v \in V, \forall s \in S \quad (6)$$

$$X_{ijtvspu}, Y_{ijtv su} \in \{0,1\} \quad \forall i, j \in N, \forall t \in T, \forall u \in U, \forall v \in V, \forall s \in S \quad (7)$$

$$\alpha_{ijtvspu} \geq 0 \quad \forall i, j \in N, \forall t \in T, \forall p \in P, \forall u \in U, \forall v \in V, \forall s \in S \quad (8)$$

Con base en lo anterior, la función objetivo (1) maximiza la utilidad total de la asignación de los vehículos de carga a las diferentes demandas durante la planeación. La restricción (2) asegura la conservación de flujo de vehículos (cargados o vacíos) en cada terminal y periodo de tiempo. Así pues, la parte (a) corresponde a vehículos, cargados o vacíos, que se encuentran en una determinada terminal en un periodo de tiempo, (b) corresponde a vehículos, cargados o vacíos, que se encontraban hace $t-\tau$ periodos en determinada terminal y (c), por un lado, corresponde a vehículos que entran a la planeación en una terminal i en un periodo t para ser asignados y, por otro lado, vehículos que entran a la planeación más los vehículos que no fueron asignados en periodos anteriores.

La restricción (3) garantiza que las toneladas asignadas a los diferentes vehículos no puedan exceder a la demanda disponible, mientras la restricción (4) se encarga de asignar a cada vehículo la cantidad de toneladas que deben ser recogidas en las terminales, procurando que la capacidad de carga no sea excedida. Particularmente, la restricción (5) establece que el movimiento cargado de determinado vehículo está limitado por, primero, la existencia de demanda para ser asignado, segundo, si el vehículo pueda transitar por la ruta y, por último, dicho vehículo pueda cargar el tipo de mercancía. Por su parte, la restricción (6) establece que el movimiento vacío de determinado vehículo está limitado por la transitividad en la ruta. Por último, al tratar cada vehículo individualmente, se espera una mayor complejidad para resolver el modelo (1), (2), (3), (4), (5), (6) debido al aumento correspondiente en el número de variables y restricciones.

7. Diseño de una técnica de solución

Ahora bien, teniendo en cuenta que los modelos de VAP buscan la asignación de n vehículos para m demandas sobre un horizonte de planeación espacio-tiempo, hace que este problema pertenezca a la clase NP-hard (Cruz et al., 2020). Lo anterior, contribuye a que el proceso de toma de decisiones sea complejo y que sea poco probable llegar a

una solución general por medio de técnicas de soluciones polinomiales y en tiempos razonables, siendo necesario la implementación de algoritmos heurísticos o metaheurísticos para resolver el problema en cuestión (Xu et al., 2008).

Con base en los antecedentes previamente mencionados, se tomó como solución inicial al problema de VAP la heurística propuesta por Vasco y Morabito en 2016. Sin embargo, para el presente proyecto se realizaron ciertas adaptaciones al algoritmo, de tal manera que se tuviera en cuenta la cantidad de toneladas, las diferentes capacidades de los vehículos y la restricción de categoría de mercancías.

7.1. Heurística

Para obtener una solución inicial para el VAP se desarrolló una heurística de búsqueda miope (constructiva, voraz o ávida) que toma en cuenta las demandas a cumplir en todas las terminales y periodos, se priorizan las demandas con mayores beneficios (p_{ijvsp} promedio más alto), verificando, si es necesario, qué vehículos se pueden mover vacíos para responder a la demanda. A continuación, se presenta el Algoritmo 1 donde se describe el procedimiento. La idea básica es comprobar, por cada carga o demanda no cumplida, si existe un vehículo que pueda llegar a tiempo para transportar la carga. Asimismo, por un lado, es necesario comprobar si el vehículo puede circular, cargado o vacío, en las rutas implicadas para atender a la demanda, por otro lado, comprobar si el vehículo puede cargar la categoría de mercancía.

Algoritmo 1. Procedimiento heurístico.

Ordenar las cargas en orden cronológico y luego por beneficio promedio p_{ijvsp}

For each carga no cumplida

$No_Veh_para_Carga \leftarrow false$

$Costo \leftarrow \infty$

While la cantidad de toneladas es mayor que cero ($d_{ijtp} > 0$) & $No_Veh_para_Carga = false$

$Vehiculo_Asignado \leftarrow 0$

For each vehículo u de la planeación

If el vehículo u puede llegar a tiempo & puede circular por la ruta ($A_{kiu} = A_{iju} = 1$) & puede cargar el tipo de mercancía p ($B_{pu} = 1$). \therefore *factible*

Do

If $c_{ijs} < Costo$

Then { - $Vehiculo_Asignado \leftarrow u$

Then { - $Costo \leftarrow c_{ijs}$

If $Vehiculo_Asignado > 0$

- Realizar el movimiento vacío

- Mover el vehículo u desde el origen i al destino j (origen i de la carga)

- Realizar el movimiento cargado

- Mover el vehículo desde el origen i de la carga al destino j de la carga

- Registrar el movimiento vacío y cargado

Then { - Actualizar la cantidad de toneladas que quedan después del cargue

- $d_{ijtp} \leftarrow d_{ijtp} - \min(d_{ijtp}, \text{Capacidad } s \text{ del vehículo})$

- Actualizar la posición y periodo del vehículo u

if $d_{ijtp} \leftarrow 0$

Then break for

Elseif $Vehiculo_Asignado = 0 \parallel d_{ijtp} = 0$

Then $No_Veh_para_Carga \leftarrow true$

Fuente: Autoría propia, basado en Vasco y Morabito en 2016.

Para el procedimiento de generar soluciones iniciales del VAP, se estudia individualmente cada carga y se clasifica en orden cronológico, si hay más de una carga en el mismo período, se ordena después por beneficio de manera descendente. Lo anterior, prioriza las cargas que están en el mismo período, pero que pueden contribuir más a la función objetivo del problema (1). Por su parte, todos los vehículos que puedan llegar a tiempo, si los hay, son candidatos a ser movidos vacíos para atender la demanda. Además, para la factibilidad de la solución, se hace un análisis para ver si el vehículo u , por un lado, puede viajar en estas rutas, desde su posición actual k hasta el origen i de la carga, y después desde el origen i de la carga hasta su destino j , por otro lado, si puede llevar la categoría de mercancía de dicha carga.

El vehículo elegido será el que tenga menor coste de reposicionamiento c_{ijs} . Una vez elegido el vehículo, se transporta la carga, se actualiza su posición, siendo ahora el destino de la carga, y su nuevo periodo de disponibilidad. Todos los movimientos vacíos y cargados, de cada vehículo, se registran en una estructura de datos, incluyendo rutas, períodos de tiempo, costos y beneficios. Este procedimiento se realiza hasta que se hayan evaluado todas las cargas y se haya obtenido una solución de partida viable para el VAP.

7.2. Metaheurística SA

En la práctica, se prefiere el uso de algoritmos simples debido a la complejidad de implementación de diversas metaheurísticas (Cruz et al., 2020). Una de las metaheurísticas más simples de implementar que han demostrado ser eficientes y efectivas para resolver varios problemas de optimización combinatoria es el SA (Ingber, 1993).

La metaheurística SA fue propuesta por Kirkpatrick et al. en 1983 e, independientemente, Černý en 1985 basados en la técnica de Monte Carlo. Los autores establecieron una analogía entre minimizar la función de costo de un problema de optimización y el proceso de enfriamiento de un sólido luego de ser sometido a un baño térmico hasta alcanzar su equilibrio fundamental.

La idea básica del SA es seleccionar un vecino al azar. El vecino reemplaza al titular con probabilidad 1 si hay mejora en la función objetivo o, con cierta probabilidad, si no hay mejora en la función objetivo. La probabilidad de aceptar una peor solución es proporcional a la diferencia entre las funciones objetivos, antes y después del cambio, por lo que las soluciones ligeramente peores tienen una alta probabilidad de ser aceptadas, mientras que las soluciones mucho peores solo se aceptarán con poca probabilidad. Por lo tanto, si el número de iteraciones es suficientemente grande, significa que se puede alejar de cualquier óptimo local. De este modo, para que el proceso converja en el largo plazo, la probabilidad de aceptar peores soluciones disminuye con el tiempo, por lo que el algoritmo debería terminar convergiendo a un óptimo local “bueno”. (Wolsey, 2016, citado en Vasco y Morabito, 2016, p. 126)

La metaheurística fue desarrollada en VBA, proporcionándole al usuario una interfaz amigable y de fácil acceso. El aplicativo (contenido en el Anexo 6) requiere que el usuario indique los periodos de disponibilidad de los vehículos y las demandas, así como sus ubicaciones. La hoja “Mapeo” permite verificar visualmente la planeación, así como la “FO” y la “Cantidad de carga recogida”. Finalmente, en la hoja “Mapeo Codificado” se registran de una manera estructurada todos los movimientos, períodos de tiempo, demandas recogidas, costos y beneficios por vehículo, con el fin de tener el control del cumplimiento de las restricciones. El aplicativo además permite modificar parámetros relacionados con las terminales, periodos de tiempo, las características de los vehículos de carga, entre otros. Adicionalmente, se tuvo en cuenta la norma ISO/IEC 25000 que establece las características de calidad que debe tener un producto de software como adecuación funcional, eficiencia de desempeño, compatibilidad, usabilidad, mantenibilidad y portabilidad (International organization for standardization [ISO], 2011). En el Anexo 7 se encuentra el manual de usuario donde se explica a detalle el uso del aplicativo.

A continuación, se explica detalladamente la implementación de la metaheurística, el ajuste de sus parámetros y los operadores de búsqueda usados para la exploración del espacio del problema.

7.3. Implementación del SA

La metaheurística SA desarrollada para resolver VAP se describe en el pseudocódigo del Algoritmo 2. El SA consta de dos bucles, por un lado, el circuito exterior que controla la tasa de disminución de la temperatura, por otro lado, el circuito interior que controla el número de iteraciones o vecinos generados en cada temperatura.

El primer paso fue crear una solución inicial X_0 de acuerdo con el Algoritmo 1. Posteriormente, se modifica la solución inicial intercambiando las cargas en los diferentes vehículos, generando así una nueva solución. Se usaron dos operadores de búsqueda que se detallarán más adelante. La temperatura inicial (T_0), la final (T_f) y la caída de temperatura ($\beta\{T\}$) son parámetros del algoritmo que requieren ser ajustados. El valor utilizado para estos parámetros se definió sobre la base de experimentos computacionales, como se analiza en la siguiente sección.

7.3.1. Definición de T_0 y T_f

Una de las principales etapas del SA corresponde al cálculo de la temperatura inicial. Si la temperatura inicial es demasiado alta, la búsqueda tendrá un comportamiento aleatorio y si la temperatura es muy baja, entonces la exploración tendrá un comportamiento de búsqueda local con pocas posibilidades de exploración del espacio de búsqueda (Talbi, 2009). Dado lo anterior, se calculó la temperatura inicial y final basado en el criterio de aceptación y el Algoritmo 3 indicado en Ben en 2004. La idea básica del algoritmo consiste en, con base en una tasa de aceptación dada (\hat{Z}) y un conjunto de S soluciones factibles, iterar una T_r tal que la probabilidad de aceptación de una peor solución sea igual o cerca a dicha tasa (\hat{Z}).

Inicialmente se generan S soluciones factibles del problema. A cada solución X_i se le construye un vecino X_i^* que tenga una peor función objetivo, es decir, tal que $C(X_i) > C(X_i^*)$ ya que se está maximizando. Una vez construido el conjunto S , se calcula una T_0 basado en el concepto de aceptación indicado en Aarts y Korst en 1989 (9). En vista que en un inicio se desea favorecer una búsqueda de naturaleza aleatoria, entonces para el cálculo de T_0 se utiliza una tasa de aceptación alta ($\hat{Z} \geq 0.8$). Por su parte, cuando las temperaturas son bajas, se desea aceptar soluciones que generen una mejora al sistema. En tal caso, para el cálculo de T_f teóricamente se debería seleccionar $\hat{Z} = 0$. No obstante, en la práctica, se selecciona un número positivo suficientemente pequeño, ya que requiere menos recursos computacionales (Chavarría y Fallas, 2016). El desarrollo anterior se resume en el Algoritmo 3.

7.3.2. Definición de L y $\beta(T)$

En vista que se debe aplicar un número de transiciones suficientes para alcanzar un estado de equilibrio en cada temperatura, la teoría sugiere que el número de iteraciones L debe ser acorde al tamaño del problema, por ello, se usó un método adaptativo simple que consiste en reducir la temperatura cuando el algoritmo alcance un número máximo de vecinos tal que $max_vecino = \%p \cdot total_combinaciones$, siendo $\%p$ un porcentaje del total de combinaciones (Eren et al., 2017).

El rendimiento del SA depende fuertemente del modelo de enfriamiento seleccionado. Un descenso muy rápido en la temperatura provoca que el algoritmo no explore adecuadamente el espacio de soluciones factibles. Esto generará que el algoritmo de SA retorne soluciones de mala calidad. Sin embargo, un enfriamiento muy lento provocará mayores tiempos de ejecución para el algoritmo. Es decir, entre más lento se enfríe el sistema se tienen mayores posibilidades de encontrar mejores soluciones, pero generando tiempos de ejecución más altos. Para efecto de este trabajo, se consideraron dos modelos de enfriamiento geométrico. El primero (10) presentado por Hajek en 1988 y, el segundo, un modelo de alto rendimiento y que da buenos resultados prácticos, llamado Geoacelerado (11) propuesto por Chavarría y Fallas en 2016.

Geométrico:

$$T_r = \frac{T_0}{(1+r)} \quad (10)$$

Geoacelerado:

$$T_{r+1} = \begin{cases} T_0 \cdot (0.98)^r & \text{Si } T_r > T_0 - 0.50 \cdot (T_0 - T_f) \\ T_0 \cdot (0.99)^r & \text{Si } T_r < T_f + 0.30 \cdot (T_0 - T_f) \\ T_0 \cdot (0.985)^r & \text{En otro caso} \end{cases} \quad (11)$$

Después de las anteriores aclaraciones se denota que, para el ajuste de los parámetros del SA, se puede realizar un diseño factorial 2^3 , se presenta más adelante. Estos diseños son una de las familias de mayor impacto en la investigación debido a su eficacia y versatilidad (Gutiérrez y De La Vara, 2008).

Algoritmo 2. Procedimiento metaheurístico. L , número de iteraciones en cada temperatura. T_0 , temperatura inicial. T_f , temperatura final. T_r , temperatura en la iteración r . $\beta(T)$, tasa de disminución (modelo de enfriamiento). X , una solución factible. $C(X)$, valor de la función objetivo para X .Inputs (T_0, T_f, β, L) Generar X_0 por medio del Algoritmo 1. $X_{best} \leftarrow X_0$ **While** $T_r > T_f$

Do {

For $n = 1$ to L

Seleccionar un operador aleatoriamente y aplicar $X_n : X_n \xrightarrow{\text{Operador}} X_{new}$

$\Delta C \leftarrow C(X_{new}) - C(X_{n-1})$

If $\Delta C > 0$

Then {

$- X_{best} \leftarrow X_{new}$

$- X_n \leftarrow X_{new}$

Else

Then {

$- y \sim U(0,1)$

$- z \leftarrow e^{-\Delta C/T_r}$

If $y < z$

Then { $X_n \leftarrow X_{new}$

$- T_{r+1} \leftarrow \beta(T)$

Print X_{best}

Fuente: Autoría propia, basado en Kirkpatrick et al. en 1983.

Algoritmo 3. Cálculo de temperaturas para el SA T_r , temperatura en la iteración r . Z_0 , tasa inicial de aceptación predefinida. $\hat{Z}(T_r)$, probabilidad de aceptación en la iteración r . ϵ , número real pequeño (p. ej. 10^{-3}).

Paso 1.

- Generar el número de soluciones $\|S\|$ necesarias para estimar $\hat{Z}(T)$.- Generar y almacenar $\|S\|$ transiciones negativas aleatorias.- Establecer $T_0 \leftarrow \frac{\sum_{i=1}^s C(X_i) - C(X_i^*)}{\ln(\hat{Z}_0)}$ (9)

Paso 2.

- $n \leftarrow 1$ - $T_n \leftarrow T_0$ - *Parar* $\leftarrow false$ **While** *Parar* = *false*

Do {

$\hat{Z}(T_n) \leftarrow \frac{\sum_{i \in S} e^{-\frac{C(X_i^*)}{T_n}}}{\sum_{i \in S} e^{-\frac{C(X_i)}{T_n}}}$

If $|\hat{Z}(T_n) - \hat{Z}_0| < \epsilon$

Then {

$- Parar \leftarrow true$

$- Return \leftarrow T_n$

Else

Then {

$- T_{n+1} = T_n \left(\frac{\ln(\hat{Z}(T_n))}{\ln(\hat{Z}_0)} \right)$

$- n = n + 1$

Fuente: Autoría propia.

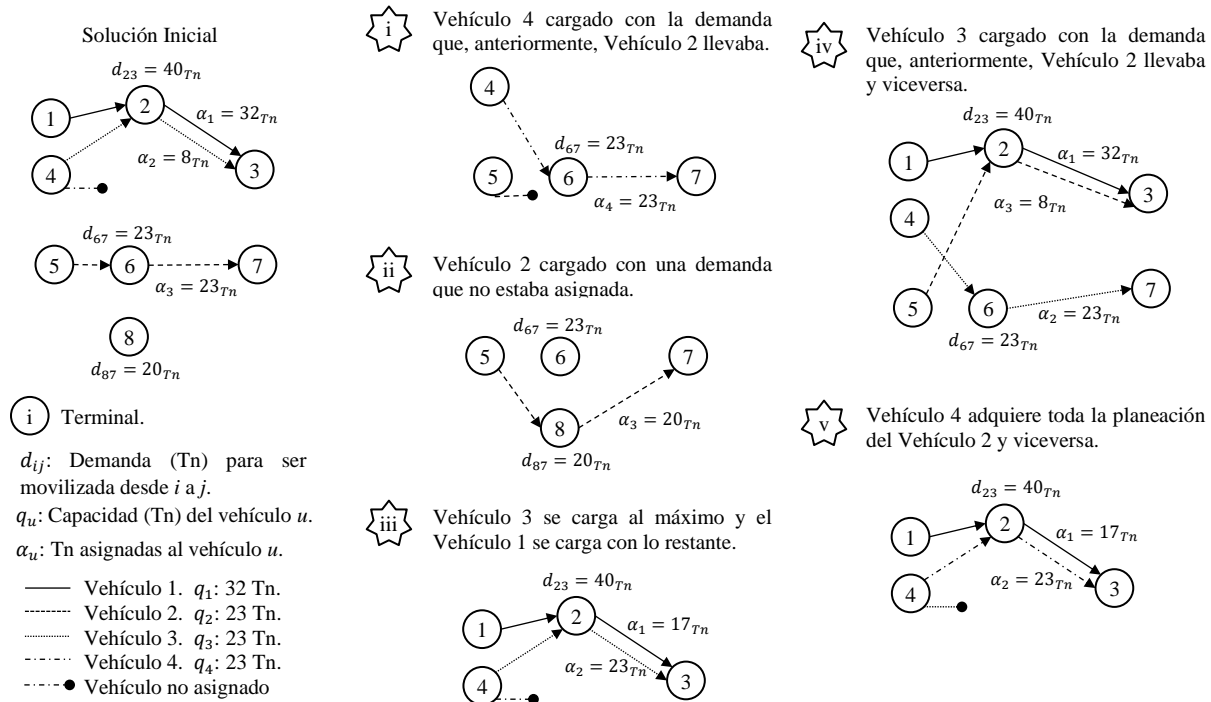
7.3.3. Mecanismos de generación de vecinos

Uno de los puntos más importantes, para muchos métodos usados en problemas de optimización, es la generación de vecinos y vecindarios. De esta manera, se optó por usar el procedimiento de búsqueda local que consiste en hallar una nueva solución candidata, en el espacio de búsqueda, mediante la aplicación de operadores de búsqueda.

De acuerdo con lo anterior, en cada iteración se selecciona aleatoriamente un operador de búsqueda y con ello un vecino candidato, si el vecino es factible, se evalúa la solución candidata y se toma de acuerdo con el criterio de aceptación expuesto en el SA. Si el vecino no es factible, la búsqueda continúa. En el documento presente, se usaron dos operadores de búsqueda divididos en cinco estructuras. En la Ilustración 5 se presenta un ejemplo ilustrativo, donde se muestra una solución inicial y los cambios realizados después de aplicar un determinado operador de búsqueda.

- i. Intercambio “1-opt” donde se seleccionan dos vehículos al azar. Luego, se selecciona una carga de uno de los vehículos. A continuación, si es factible, se elimina la carga de un vehículo para transferirla al otro.
- ii. Asignación “1-opt” donde se selecciona una carga al azar del vector de demandas no satisfechas inicialmente y luego se asigna.
- iii. Intercambio “1-opt” donde se seleccionan dos vehículos y dos cargas al azar de estos. Posteriormente, si es factible, se transfiere carga parcial de un vehículo a otro.
- iv. Intercambio “2-opt” donde se seleccionan dos vehículos y dos cargas al azar de estos. Posteriormente, si es factible, se intercambian las cargas.
- v. Intercambio “2-opt” donde se seleccionan dos vehículos al azar y, si es factible, se intercambian sus planeaciones mutuamente.

Ilustración 5. Operadores de búsqueda.



Fuente: Autoría propia.

8. Resultados

En este apartado se presenta los resultados y las comparaciones realizadas con el MILP y SA en materia de utilidad total y su respectivo porcentaje de mejora frente a la situación actual.

8.1. Experimentos computacionales

En esta sección se presentan los experimentos computacionales realizados utilizando los métodos de MILP y SA propuestos. El rendimiento de la metaheurística y las soluciones óptimas obtenidas mediante el uso del MILP, se compararon con las utilidades obtenidas en instancias reales de Grupo OET. El MILP se ejecutó en CPLEX en el servidor Neos. Se resolvieron diferentes problemas, incrementando el tamaño y complejidad, hasta el punto de no encontrar una solución factible por limitación de memoria.

En primer lugar, se resolvieron 6 problemas generados con tamaño y complejidad iguales a los encontrados en la empresa, obteniendo como resultado que la mayor instancia en donde se encuentra una solución factible en el MILP, debido a limitaciones de memoria de los servidores, corresponde a 21 terminales, 42 periodos de tiempo, 30 vehículos y 25 cargas, equivalentes a 900 Tn. Los experimentos se realizaron en CPLEX en el servidor Neos, el cual usa de manera remota las máquinas de alto rendimiento de diversas universidades a nivel mundial (Wisconsin Institute for Discovery, s.f.).

Teniendo en cuenta la mayor instancia factible encontrada y con el fin de estudiar el efecto que tienen los parámetros de entrada de la metaheurística sobre la función objetivo, se decide realizar un diseño factorial 2^3 . Los factores a considerar para la evaluación del rendimiento del algoritmo fueron el criterio de aceptación (\hat{Z}), que afecta directamente a la temperatura inicial, el número máximo de vecinos en cada temperatura, representado como un porcentaje (%p) del total de combinaciones del problema, y el modelo de enfriamiento $\beta(T)$. Los niveles evaluados, los resultados de la ANOVA y la comprobación de supuestos se encuentran el Anexo 8.

Una vez seleccionado el tratamiento más conveniente, que corresponde al criterio de aceptación $\hat{Z}(T_0) = 0.85$, porcentaje del total de combinaciones del 1% y modelo de enfriamiento Geoacelerado, además, $\hat{Z}(T_f) = 0.01$, se ejecuta el MILP y SA con el fin de evaluar sus rendimientos frente a las instancias reales.

En la Tabla 3 se hace una comparativa que resume los resultados generados por el MILP y SA, en donde se especifican las FO de las seis instancias generadas inicialmente, precisando el tiempo en el que se obtuvo una solución. Además, para la sexta instancia, la más compleja, se tomaron 4 instancias adicionales de Grupo OET para tener un punto de referencia más cercano a las grandes instancias presentadas en la operación real. Cada una de las instancias se ejecutaron 5 veces en la metaheurística para analizar su variabilidad. Dicha tabla de resultados evidencia que, el MILP y SA, mejoran la solución un 43.2% y 32.1% respectivamente, comparado con las instancias reales. Adicionalmente, la metaheurística proporciona resultados más rápidos frente al MILP, aunque, en promedio, resultados un 8% debajo de la solución óptima.

Se tiene además que, para la mayor instancia, se mantiene la proporción de mejora en el tiempo de ejecución, sin embargo, los resultados obtenidos indican que la solución de la metaheurística puede llegar a estar hasta un 12.5% por debajo de la solución óptima. Asimismo, resulta importante aclarar que la metaheurística permite ejecutar instancias hasta de 160 vehículos, 70 terminales, 84 periodos de tiempo y 210 cargas, con resultados en aproximadamente 5 minutos.

Por último, el MILP y SA proporcionan soluciones donde se usan menos vehículos, trayendo beneficios en indicadores operacionales y medioambientales. Por un lado, las empresas que tienen sus propios vehículos podrán gestionar mejor su flota y, si hace falta, recurrir menos a servicios de terceros, por otro lado, al usar menos vehículos de carga se reduce la emisión de gases asociados el calentamiento global y la contaminación atmosférica (Aresti et al., 2016).

Tabla 3. Resumen de resultados MILP y SA.

Complejidad [I,T,V,S,P,U]	Sol.R	FO (t_{fo})	Sol.Opt (t_{so})	GAP		t_{GAP}	Veh.null	
				SA	MILP		SA	MILP
Complejidad 1 [15,42,2,4,4,15]	\$ 10,287,157.2	\$ 11,118,384.6 (0.95 seg)	\$ 11,974,000 (34 seg)	8.1%	16.4%	35.7	3	3
Complejidad 2 [15,42,2,4,4,18]	\$ 12,675,527.8	\$ 14,645,716.8 (1.04 seg)	\$ 16,113,500 (38 seg)	15.5%	27.1%	36.5	3	3
Complejidad 3 [15,42,2,4,4,22]	\$ 15,586,719.9	\$ 22,323,254.6 (1.68 seg)	\$ 22,532,400 (51 seg)	43.2%	44.6%	30	5	5
Complejidad 4 [16,42,2,4,4,22]	\$ 18,390,509.3	\$ 25,227,003.1 (2.05 seg)	\$ 28,823,300 (54 seg)	37.2%	56.7%	26.3	6	6
Complejidad 5 [18,42,2,4,4,29]	\$ 22,598,987.7	\$ 31,279,447.6 (2.31 seg)	\$ 32,961,300 (94 seg)	38.4%	45.8%	40.7	3	3
Complejidad 6 [21,42,2,4,4,30]	\$ 24,380,874.0	\$ 29,639,327.1 (2.68 seg)	\$ 30,610,800 (138 seg)	21.6%	25.6%	51.5	7	7
	\$ 19,206,955.5	\$ 28,635,811.6 (2.78 seg)	\$ 31,356,200 (129 seg)	49.1%	63.3%	46.4	4	4
	\$ 18,042,655.4	\$ 24,528,391.4 (2.63 seg)	\$ 27,764,600 (175 seg)	35.9%	53.9%	66.5	3	4
	\$ 19,597,746.2	\$ 27,356,953.5 (2.98 seg)	\$ 30,395,600 (129 seg)	39.6%	55.1%	43.3	4	5
			Promedio	32.1%	43.2%	41.8	4	5

- Veh.null: Número de vehículos que se dejaron de usar, con respecto a la instancia real.
- Sol.Opt: Óptima solución obtenida con CPLEX en COP.
- t_{so} : Tiempo de ejecución de la solución óptima obtenida en CPLEX en segundos.
- FO: Función objetivo promedio obtenida con la metaheurística en COP.
- Sol.R: Función objetivo en instancias reales en COP.
- t_{fo} : Tiempo de ejecución promedio en la metaheurística en segundos.
- GAP: Porcentaje de Mejora de la solución con respecto a la instancia real, siendo X0 (Sol.Opt o FO), calculada por:

$$GAP = \frac{X0 - Sol.R}{Sol.R}$$
- t_{GAP} : Proporción con respecto al tiempo de la solución óptima. calculada por:

$$t_{GAP} = \frac{t_{so}}{t_{FO}}$$
- [I,T,V,S,P,U]: Complejidad de instancia. p.ej. [5,20,2,3,5,10]: Instancia con 5 terminales, 20 periodos de tiempo, 2 vinculaciones, 3 tipos de vehículos según su capacidad, 5 categorías de productos y una flota de 10 vehículos.

8.2. Caso de estudio

El contexto del diseño propuesto se desarrolló en el Grupo OET. En este documento se trabajó con instancias proporcionadas por datos históricos de la empresa y complementadas por bases de datos públicas como el RNDC y el Portal Logístico Colombiano, que tienen información sobre tipo de vehículos, carga, origen y destino, entre otros. Actualmente, las empresas que integran Grupo OET realizan la asignación de vehículos con base en la experiencia de la empresa generadora de carga, este proceso no está estandarizado, sino que se rige por las preferencias de los usuarios. A partir de la metodología explicada anteriormente, se procede a exponer los resultados obtenidos en materia de utilidad total de la operación y su respectivo porcentaje de mejora frente a la situación actual.

Para evaluar la calidad de la solución resultante de la metaheurística en comparación con la solución actual de la empresa, se implementó la herramienta en Excel-VBA con base en la información de la operación registrada del 7 al 13 enero de 2019. Esta instancia cuenta con 153 vehículos utilizados, 71 terminales, 84 periodos de tiempo y 211 demandas, que equivalen a 8589 Tn. Se ejecutó en un computador con procesador Intel(R) Core(TM) i7-8565U 1.80GHz y una memoria RAM de 16.0 GB. Se calculó la función objetivo de la semana mencionada, que corresponde a \$ 170,002,331.41 COP, los resultados obtenidos se exhiben en el Anexo 9.

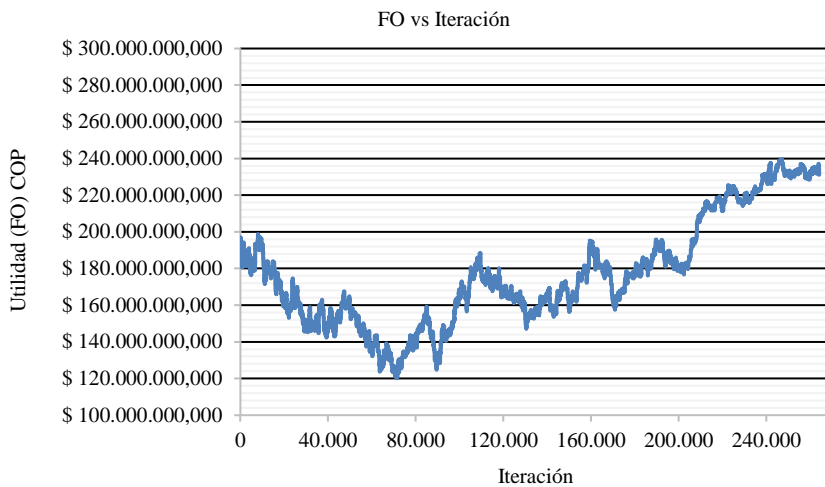
8.2.1. Ejecución de la metaheurística

Al evaluar el caso de estudio con la herramienta en VBA, el SA proporciona resultados en cuatro minutos y logra una mejora de 41.0% con respecto a la situación actual, incrementando la utilidad a \$ 239,736,840.8 COP. Al analizar los resultados en el Anexo 10 se identifica que, con la implementación de la herramienta de optimización desarrollada,

se usó el 80% de los vehículos disponibles sin afectar el cumplimiento de la demanda, es decir, 30 de los 153 vehículos no fueron usados, permitiendo un aumento en la eficiencia de la flota y a su vez incrementando el nivel de utilización de los vehículos que sí fueron usados en el horizonte de planeación, ya que aumentó en un 20% con respecto a la asignación realizada por la empresa. Adicionalmente, este resultado reduce el impacto negativo generado al medio ambiente debido a que un mínimo de vehículos operando permite reducir las emisiones y consecuencias negativas al entorno.

La variación de la FO con la metaheurística se puede visualizar en la Ilustración 6, se realizaron 264,098 iteraciones para SA. La solución inicial obtenida de la heurística planteada fue de \$ 195,295,019.3 COP, este valor presenta variaciones a lo largo de las iteraciones, mostrando varios valles y crestas que evidencian el funcionamiento del SA, donde la búsqueda es exploratoria y se diversifica en las etapas iniciales, aceptando peores soluciones, y se intensifica en la etapa final. Finalmente, la mejor solución encontrada corresponde a un aumento del 22.75% con respecto a la heurística.

Ilustración 6. Utilidad vs Iteración.



Fuente: Autoría propia.

En lo que respecta a la funcionalidad y usabilidad de la interfaz diseñada, el usuario podrá ejecutar la herramienta fácilmente sin invertir una gran cantidad de tiempo. Es necesario aclarar que, en la primera vez que se trabaja la herramienta, se deben ingresar los parámetros de rutas permitidas, terminales, clasificación de la flota, periodos de planeación, mercancías, costos de reposicionar vehículos vacíos y beneficios de transportar vehículos cargados, una vez se completen estos datos, solo se debe modificar la información correspondiente a la demanda en el horizonte de planeación y la disponibilidad de los vehículos.

9. Limitaciones, conclusiones y recomendaciones

9.1. Limitaciones

- A pesar de obtener una solución óptima con el uso del modelo matemático, este se vio limitado por la complejidad del problema, ya que el MILP máximo permite 21 terminales, 42 periodos de tiempo, 30 vehículos y 25 cargas, por lo que fue necesario la implementación de la metaheurística de Recocido Simulado (SA) para la solución del problema.
- La herramienta planteada, corresponde a un modelo de programación determinístico, por lo cual, la planeación resultante no contempla factores externos que afectan los valores de los parámetros de entrada.
- En los modelos planteados no se considera el cubillaje de las diferentes mercancías. De este modo, si un vehículo tiene la capacidad de cargar cierta cantidad de toneladas, pero no cuenta con el espacio que ocuparía la mercancía, la herramienta asume que se puede llevar la demanda.

9.2. Conclusiones

- La recolección y depuración de los datos, así como su posterior análisis estadístico a través de pruebas no paramétricas, permitió identificar que, los factores que influyen en la asignación de vehículos son, el beneficio de transportar vehículos cargados, el costo de trasladar vehículos vacíos, el tipo de vinculación y configuración del vehículo, el origen y destino y la categoría del producto.
- El programa desarrollado es un modelo que cumple con un horizonte de planeación definido por el usuario, el cual realiza mejoras en la asignación de vehículos de carga, permitiendo establecer una planeación estratégica que ayuda en la toma de decisiones de Grupo OET.
- El modelo matemático desarrollado MILP incrementó en un 43.2% la utilidad total de la empresa en comparación con la obtenida por Grupo OET. Además, la máxima instancia obtenida en un tiempo determinado para este método, usando CPLEX en el servidor Neos, corresponde a 21 terminales, 42 periodos de tiempo, 30 vehículos y 25 cargas, equivalentes a 900 Tn. De esta manera, el modelo resuelve el problema de asignación de vehículos en menos de 180 segundos, en instancias pequeñas, y logra incrementar la utilidad total en un 8% al compararse con la misma instancia ejecutada en el SA. Sin embargo, el SA obtiene soluciones en menos de 3 seg.
- La metaheurística desarrollada permite ejecutar instancias hasta de 160 vehículos, 70 terminales, 84 periodos de tiempo y 200 cargas, con resultados en aproximadamente 5 minutos. De este modo, el algoritmo de SA aumentó en un 32.1% la utilidad total de la empresa en comparación con la obtenida por Grupo OET.
- Con la implementación de la herramienta de optimización desarrollada comparando los resultados con los de Grupo OET, se usó el 80% de los vehículos disponibles sin afectar el cumplimiento de la demanda. La asignación de vehículos obtenida permite una reducción en los costos asociados a contratación de vehículos. Asimismo, el nivel de utilización de vehículos fue mayor con la implementación de la metaheurística, ya que, en promedio, un vehículo se usó un 20% más durante los periodos en el horizonte de planeación.

9.3. Se recomienda a Grupo OET considerar los siguientes ítems:

- Estandarizar los datos de entrada en la interfaz de AVANSAT para mejorar la calidad de la información recolectada con el aplicativo institucional. De esta forma, al generar los archivos para ejecutar la herramienta de optimización se puede evitar la incidencia de datos duplicados o erróneos.
- Para integrar la herramienta propuesta, se recomienda establecer en AVANSAT la estructura planteada en la interfaz de usuario del aplicativo en Excel, de esta forma se facilita la inserción de datos y la ejecución del mismo.
- Dado que AVANSAT es un software 100% en la nube y usa los lenguajes PHP versión 5, HTML, Java Scripts, además de usar bases de datos MySQL, esto permitiría una integración de la herramienta propuesta mediante la adaptación del código base a dichos lenguajes de programación. Por ello, se recomienda a Grupo OET migrar la herramienta a su software.
- Capacitar al personal de las empresas asociadas a Grupo OET, para el uso adecuado del programa planteado y su ejecución.
- Ejecutar la herramienta con pequeñas planeaciones y evaluar frente a la planificación con la metodología empírica que emplea actualmente la empresa, con el fin de determinar oportunidades de mejora.
- Realizar una depuración de las bases de datos de grupo OET periódicamente, con la finalidad de actualizar los parámetros usados en los modelos propuestos, tales como rutas permitidas, tiempo viaje, cargue y descargue, costos de reposicionar vehículos vacíos y beneficios de transporte de vehículos cargados. De esta manera, se pueden obtener resultados más acertados en la Función Objetivo.
- Se recomienda que los parámetros de tiempo entre nodos, costos y beneficios incluyan cierta holgura para tener en cuenta posibles variaciones que se puedan presentar en el horizonte de planeación.
- Teniendo en cuenta que los factores externos pueden afectar la planeación realizada, se recomienda examinar alternativas como la programación reactiva, la cual revisa o reoptimiza la línea base cuando ocurre un evento inesperado. De esta forma, se examina la actuación ante situaciones con incertidumbre y así tener en cuenta la afectación que se genera.

10. Anexos

No. Anexo	Nombre	Descripción
1	Datos Históricos Grupo OET	Archivo (Excel) que contiene los datos suministrados por la empresa.
2	Depuración y Análisis de Datos	Contiene un archivo (PDF) con la metodología para la depuración y conclusiones y otro archivo (Excel) que muestra los criterios de depuración con sus respectivas gráficas
3	Análisis Estadístico Factores	Contiene la metodología (PDF), los datos para realizar las pruebas (Excel) y los archivos de la pruebas estadísticas (R Studio).
4	Estimación de Costos	Archivo (PDF) que contiene la metodología y otro archivo (Excel) con la estimación de los costos de vehículos vacíos.
5	Estimación de Beneficios	Contiene la metodología (PDF), los datos para realizar las pruebas (SPSS) y los resultados de las pruebas estadísticas (SPSS).
6	Aplicativo	Archivo (Excel) que contiene el aplicativo final.
7	Manual de Usuario	Archivo (PDF) que contiene el manual de usuario.
8	Experimentos Computacionales	Contiene la metodología (PDF), las instancias realizadas (MOD, DAT, RUN) y el archivo del ANOVA (R Studio).
9	Utilidad Instancia Real (Caso de estudio)	Archivo (Excel) que contiene la función objetivo de la instancia ejecutada.
10	Instancia Real Metaheurística	Archivo (Excel) con la instancia real ejecutada en la metaheurística.

11. Glosario

AP: Asignación Proporcional.

AVANSAT: Es el software TMS (Transportation Management System) desarrollado por Grupo OET para control total de las operaciones de transporte de carga (Grupo OET, n.d.).

CCPPD: Carrier Collaboration Problem in Pickup and Delivery Service.

CIT: Cash In Transit.

CONPES: Consejo Nacional de Política, Económica y Social.

CVRP: Capacitated Vehicle Routing Problem.

DNP: Departamento Nacional de Planeación.

ENL: Encuesta Nacional Logística.

Generador de carga: Demandante de los servicios y dueño de la carga, se relaciona directamente con la empresa de transporte; la empresa de transporte: se caracteriza por ofrecer los servicios de transporte a los generadores, puede prestar el servicio con vehículos propios o con vehículos subcontratados (DNP, 2020).

GRASP: General Responsibility Assignment Software Patterns.

Isotanque: Contenedores dedicados al transporte de productos líquidos a granel y se diseñan en función del tipo de sustancia, con una aleación de acero inoxidable y rodeados de capas protectoras (ISO, 1995).

MILP: Programación Lineal Entera Mixta.

M/C: Manifiesto de carga.

O/C: Orden de cargue.

Operador logístico: Son las empresas intermediarias entre el generador de carga y la empresa de transporte, cobran una comisión en el caso del primero, u organiza un conjunto de servicios logísticos para el generador con distintos actores (DNP, 2020).

P/C: Proceso de carga.

PDP: Pickup and Delivery Problem.

PDPTW: Pickup and Delivery Problem with Time Windows.
 R/C: Requisición de carga.
 Remitente: Que envía algo, en especial un paquete o mercancía (DNP, 2020).
 REMS: Remesas.
 TSPDP: The Traveling Salesman Problem with Pickup and Delivery.
 VAP: Vehicle Allocation Problem.
 VRP: Vehicle Route Problem.

12. Referencias

- Aarts, E., & Korst, J. (1989). *Simulated annealing and Boltzmann machines: a stochastic approach to combinatorial optimization and neural computing*. John Wiley & Sons, Inc.
- Álvarez, C., Morabito, R., & Munari, P. (2019). Cotas para el problema de asignación de vehículos/Bounds for the vehicle allocation problem. *Dyna*, 86(208), 329–335. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.15446/dyna.v86n208.68504>
- Aresti, M., Tanco, M., Jurburg, D., Moratorio, D., & Villalobos, J. (2016). Evaluación de tecnologías para la eficiencia energética en vehículos de carga por carretera. *Memoria Investigaciones En Ingeniería*, 14, 35–47.
- Ávila, K. (2015). Impacto del tratado de libre comercio –tlc– en la actividad logística portuaria de Colombia. *Dictamen Libre*, 17, 31–39. <https://doi.org/10.18041/2619-4244/dl.17.3078>
- Ben, W. (2004). Computing the Initial Temperature of Simulated Annealing. *Computational Optimization and Applications*, 29(3), 369–385. <https://doi.org/10.1023/B:COAP.0000044187.23143.bd>
- Berbeglia, G., Cordeau, J.-F., Gribkovskaia, I., & Laporte, G. (2007). Static pickup and delivery problems: a classification scheme and survey. *TOP*, 15(1), 1–31. <https://doi.org/10.1007/s11750-007-0009-0>
- Bobrova, A. V., & Stepanov, E. A. (2019). Model (methodology and calculation formula) combining the influencing factors of transport logistics efficiency and advantages by type of transport for risk reduction and decision-making when choosing the best routes. *Journal of Advanced Research in Law and Economics*, 10(2(40)), 448–460. [https://doi.org/https://doi.org/10.14505/jarle.v10.2\(40\).04](https://doi.org/https://doi.org/10.14505/jarle.v10.2(40).04)
- Bozkaya, B., Salman, F. S., & Telciler, K. (2017). An adaptive and diversified vehicle routing approach to reducing the security risk of cash-in-transit operations. *Networks*, 69(3), 256–269. <https://doi.org/10.1002/net.21735>
- Černý, V. (1985). Thermodynamical approach to the traveling salesman problem: An efficient simulation algorithm. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 45(1), 41–51.
- Chavarría, J., & Fallas, J. (2016). Modelos de enfriamiento en recocido simulado. *Revista Digital: Matemática, Educación e Internet*, 16(2 SE-Artículos). <https://doi.org/10.18845/rdmei.v16i2.2523>
- Chavarro, I., & García, E. (2013). *Modelo logístico de transporte de carga con asignaciones mono-fuente a multi-destino empleando dinámica de sistemas sector transportador de carga: caso (Bogotá-Buenaventura)*. [tesis de grado, Universidad Libre]. <http://hdl.handle.net/10901/9387>
- Coja, A., Krumke, S. O., & Nierhoff, T. (2006). A heuristic for the Stacker Crane Problem on trees which is almost surely exact. *Journal of Algorithms*, 61(1), 1–19. <https://doi.org/10.1016/j.jalgor.2004.07.007>
- Cruz, C., Munari, P., & Morabito, R. (2020). A branch-and-price method for the vehicle allocation problem. *Computers & Industrial Engineering*, 149, 106745. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106745>
- Dai, B., & Chen, H. (2012). Profit allocation mechanisms for carrier collaboration in pickup and delivery service. *Computers & Industrial Engineering*, 62(2), 633–643. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.cie.2011.11.029>
- Departamento Nacional de Planeación. (2018a). *Encuesta nacional logística 2018*. Puntoaparte, 1(9). Dirección de infraestructura y energía sostenible. <http://www.andi.com.co/Uploads/Encuesta Nacional Logística 2018.pdf>
- Departamento Nacional de Planeación. (2018b). *Nueva visión de la política nacional logística*. Puntoaparte [Informe Técnico]. Misión de logística y comercio exterior. [https://onl.dnp.gov.co/es/Publicaciones/Documents/Nueva Visión de la Política Nacional Logística.pdf](https://onl.dnp.gov.co/es/Publicaciones/Documents/Nueva_Vision_de_la_Politica_Nacional_Logistica.pdf)
- Departamento Nacional de Planeación. (2020). *Política nacional logística*. Consejo nacional de política económica y social 3982. <https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/Conpes/Economicos/3982.pdf>
- Dumas, Y., Desrosiers, J., & Soumis, F. (1991). The pickup and delivery problem with time windows. *European Journal of Operational Research*, 54(1), 7–22. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(91\)90319-Q](https://doi.org/10.1016/0377-2217(91)90319-Q)
- Dumitrescu, I., Ropke, S., Cordeau, J.-F., & Laporte, G. (2010). The traveling salesman problem with pickup and delivery: Polyhedral results and a branch-and-cut algorithm. *Mathematical Programming*, 121(2), 269–305. <https://doi.org/10.1007/s10107-008-0234-9>
- Eren, Y., Küçükdemiral, İ., & Üstoğlu, İ. (2017). *Chapter 2 - Introduction to Optimization* (O. B. T.-O. in R. E. S. Erdinç (ed.); pp. 27–74). Butterworth-Heinemann. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-08-101041-9.00002-8>
- Gerencia de Logística, Transporte e Infraestructura & ANDI. (2018). *Manual básico de Gestión de Transporte de Carga por Carretera*.

- Gil, S., Duarte, A., Alonso, A., & Pardo, E. (2018). Búsqueda de vecindad variable para el problema de la agrupación y recogida de pedidos online en almacenes logísticos. *XVIII Conferencia de La Asociación Española Para La Inteligencia Artificial, Granada, España*, 551–556.
- Gronalt, M., Hartl, R. F., & Reimann, M. (2003). New savings based algorithms for time constrained pickup and delivery of full truckloads. *European Journal of Operational Research*, 151(3), 520–535.
[https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(02\)00650-1](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0377-2217(02)00650-1)
- Grupo OET. (n.d.). *Gerencia de riesgos y asistencia logística*. <https://www.grupoet.com/>
- Gutiérrez, H., & De La Vara, R. (2008). *Análisis y diseño de experimentos* (2nd ed.). McGraw-Hill Interamericana.
https://gc.scalahed.com/recursos/files/r161r/w19537w/analisis_y_diseno_experimentos.pdf
- Hajek, B. (1988). Cooling Schedules for Optimal Annealing. *Mathematics of Operations Research*, 13(2), 311–329.
<https://doi.org/10.1287/moor.13.2.311>
- Hernández, D. (2018). *Propuesta para la toma de decisión de tercerización el proceso de distribución física para equipos de alto valor de empresas de servicios tecnológicos*. <http://hdl.handle.net/10654/17768>
- Ingber, L. (1993). Simulated annealing: Practice versus theory. *Mathematical and Computer Modelling*, 18(11), 29–57.
- International Organization for Standardization. (1995). *ISO 6346*. <https://www.une.org/encuentra-tu-norma/busca-tu-norma/iso/?c=020453>
- International organization for standardization. (2011). *Systems and software engineering — systems and software quality requirements and evaluation (SQuaRE) — system and software quality models*. British standards institution. http://www.iso.org/iso/iso_catalogue/catalogue_tc/catalogue_detail.htm?csnumber=35733
- Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D., & Vecchi, M. P. (1983). Optimization by Simulated Annealing. *Science*, 220(4598), 671–680. <https://www.jstor.org/stable/1690046>
- Köchel, P., Kunze, S., & Nieländer, U. (2003). Optimal control of a distributed service system with moving resources: Application to the fleet sizing and allocation problem. *International Journal of Production Economics*, 81–82, 443–459. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0925-5273\(02\)00287-6](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0925-5273(02)00287-6)
- Medina, L., La Rota, E., & Castro, J. (2011). Una revisión al estado del arte del problema de ruteo de vehículos: Evolución histórica y métodos de solución. *Ingeniería*, 16(2), 35–55.
- Ministerio de Transporte. (2002). *Decreto 1609*.
<https://www.funcionpublica.gov.co/eva/gestornormativo/norma.php?i=6101>
- Ministerio de Transporte. (2004). *Resolución 004100*. <https://www.invias.gov.co/index.php/normativa/resoluciones-circulares-otros/1067-resolucion-n-004100-de-2004-1>
- Ministerio de Transporte. (2011). *Codificación de productos RNDC*.
<https://rndc.mintransporte.gov.co/LinkClick.aspx?fileticket=nLSKelbGVkI%3D&tabid=242&language=es-MX>
- Ministerio de Transporte. (2018). *Transportate en cifras estadísticas 2018*. Oficina asesora de planeación.
[https://plc.mintransporte.gov.co/Portals/0/Estudios/BID/Transporte en Cifras - Estadísticas 2018 \(4\).pdf?ver=2019-11-19-142924-863×tamp=1574191787084](https://plc.mintransporte.gov.co/Portals/0/Estudios/BID/Transporte%20en%20Cifras%20-%20Estadisticas%202018%20(4).pdf?ver=2019-11-19-142924-863×tamp=1574191787084)
- Orejuela, J. (2020). *Enfoque de sostenibilidad en el diseño de rutas tiempo-dependientes para transporte escolar urbano desde el cargue mixto* [tesis de grado, Universidad Nacional].
<https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/77846>
- Powell, W. B. (1986). Stochastic model of the dynamic vehicle allocation problem. *Transportation Science*, 20(2), 117–129. <https://doi.org/10.1287/trsc.20.2.117>
- Qiu, X., Feuerriegel, S., & Neumann, D. (2017). Making the most of fleets: A profit-maximizing multi-vehicle pickup and delivery selection problem. *European Journal of Operational Research*, 259(1), 155–168.
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.10.010>
- Reyes, J. (2020). *Sistema inteligente para la optimización de rutas de vehículos de transporte basado en sistema de información geográfica y metaheurísticas*. Universidad Politécnica de Madrid. <http://oa.upm.es/63691/>
- Rodríguez, C. (2013). *Análisis del transporte de carga en Colombia, para crear estrategias que permitan alcanzar estándares de competitividad e infraestructura internacional* [tesis de grado, Universidad del Rosario].
<http://repository.urosario.edu.co/handle/10336/4537>
- Rodríguez, I., & Salazar, J. J. (2011). The multi-commodity one-to-one pickup-and-delivery traveling salesman problem: A matheuristic. *Lecture Notes in Computer Science*, 6701 LNCS, 401–405.
https://doi.org/10.1007/978-3-642-21527-8_45
- Soto, P. J. L. (2013). Contraste de hipótesis. Comparación de más de dos medias independientes mediante pruebas no paramétricas: Prueba de Kruskal-Wallis. *Revista Enfermería Del Trabajo*, 3(4), 166–171.
<https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=4698281>
- Superintendencia de Industria y Comercio. (2016). *Estudios económicos sectoriales*.
https://www.sic.gov.co/sites/default/files/files/Proteccion_Competencia/Estudios_Economicos/Documentos_elaborados_Grupo_Economicos/Puertos_en_Colombia_18-05-2017.pdf
- Talbi, E.-G. (2009). *Metaheuristics: from design to implementation* (Vol. 74). John Wiley & Sons.
- Toth, P., & Vigo, D. (2002). The vehicle routing problem. SIAM monographs on discrete mathematics and applications, Philadelphia. *Pennsylvania*.
- Vasco, R. A., & Morabito, R. (2016). The dynamic vehicle allocation problem with application in trucking

- companies in Brazil. *Computers & Operations Research*, 76, 118–133. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.cor.2016.04.022>
- Wisconsin Institute for Discovery. (n.d.). *Neos Server Optimization*. University of Wisconsin.
- Xu, Z., Sun, L., & Gong, J. (2008). Worst-case analysis for flow shop scheduling with a learning effect. *International Journal of Production Economics*, 113, 748–753. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2007.11.002>
- Yu, J., & Dong, Y. (2013). Maximizing profit for vehicle routing under time and weight constraints. *International Journal of Production Economics*, 145(2), 573–583. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2013.05.009>